

#1 БЕСТСЕЛЛЕР АМАЗОН

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В МЕДИЦИНЕ

КАК УМНЫЕ
ТЕХНОЛОГИИ
МЕНЯЮТ
ПОДХОД
К ЛЕЧЕНИЮ

ЭРИК ТОПОЛЬ

С предисловием
Абрахама Вергезе,
автора бестселлера
«Расщепление Стоуна»



ЭРИК ТОПОЛЬ

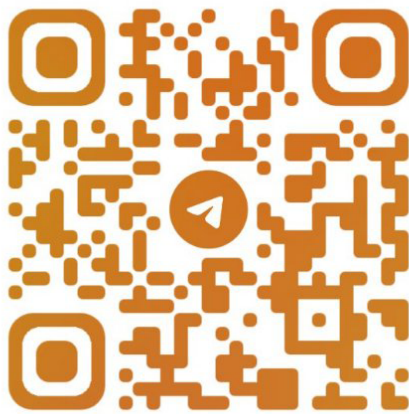
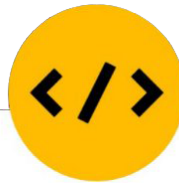
ИСКУССТВЕННЫЙ
ИНТЕЛЛЕКТ
В МЕДИЦИНЕ

КАК УМНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ
МЕНЯЮТ ПОДХОД К ЛЕЧЕНИЮ

Перевод с английского



альпина
ПАБЛИШЕР
Москва
2022



@CODELIBRARY_IT

Все права защищены. Данная электронная книга предназначена исключительно для частного использования в личных (некоммерческих) целях. Электронная книга, ее части, фрагменты и элементы, включая текст, изображения и иное, не подлежат копированию и любому другому использованию без разрешения правообладателя. В частности, запрещено такое использование, в результате которого электронная книга, ее часть, фрагмент или элемент станут доступными ограниченному или неопределенному кругу лиц, в том числе посредством сети интернет, независимо от того, будет предоставляться доступ за плату или безвозмездно.

Копирование, воспроизведение и иное использование электронной книги, ее частей, фрагментов и элементов, выходящее за пределы частного использования в личных (некоммерческих) целях, без согласия правообладателя является незаконным и влечет уголовную, административную и гражданскую ответственность.

Посвящается моей семье — Сьюзен, Саре, Ивену, Антонио, Джулиану и Изабелле. Спасибо за беззаветную поддержку и вдохновение, которые позволили мне завершить эту работу.

ПРЕДИСЛОВИЕ

Жизнь можно понять лишь задним числом; но жить надо, глядя в будущее.

Сёрен Кьеркегор

Среди многих качеств, которые делают нас людьми и выделяют среди животных, немалое место занимает потребность оглядываться назад. Трудно вообразить, как представитель другого биологического вида поздней ночью печально размышляет о погибшем товарище или об упущенном шансе устроиться на приличную работу. Мы, однако, возвели способность размышлять о прошлом в ранг науки, оглядываясь на свой собственный вид так, словно мы — Творец, просматривающий писаную историю человечества и отмечающий вехи его прогресса от укрощения огня до изобретения микрочипа. А потом мы стараемся придать всему этому какой-то внятный смысл.

Тезис Кьеркегора о том, что мы живем, устремляя взор в будущее, но осмысливаем жизнь, глядя в прошлое, означает лишь одно: мы вспоминаем прошлое, имея в лучшем случае (неточные) сведения о нем. Но, не в упрек Кьеркегору и Джорджу Сантаяне^[1] будет сказано, понимание истории не обязательно дает нам противоядие от ее повторения. Для того, чтобы в этом убедиться, достаточно бегло проглядеть текущие новости.

Коротко говоря, прошлое ненадежно даже в качестве руководства по избеганию прежних ошибок. Определенно только будущее, ибо его сотворение целиком и полностью в наших руках.

Эти рассуждения приводят нас к футурологам, один из которых — автор этой чудесной книги. Такие люди, как он, услышав о том, что братья Райт поднялись в воздух, способны предвидеть бюджетные авиарейсы, крупные аэропорты и людей, высадившихся на Луне. Эти историки настоящего начинают свое исследование с того, что происходит сегодня; эти люди спрашивают не о том, как избежать ошибок прошлого, а о том, как приумножить достижения настоящего. Вооружившись карандашом и блокнотом или планшетом, они начинают разведывать научно-технологический фронт, они дотошно расспрашивают тех, кто неустанно сражается на передовых рубежах, а также тех, кто сумел прорваться и дальше. Они ищут новаторов, ученых, чудаков и мечтателей. Они прислушиваются, отслеживают события, просеивают полученную информацию и синтезируют новые знания на стыке многих научных дисциплин, чтобы все это обрело смысл для нас. Как вы увидите на примере книги «Искусственный интеллект в медицине», это весьма трудная в интеллектуальном плане задача, не говоря уже о том, что она требует и незаурядных творческих способностей. Для ее решения должно быть хорошо развито не только левое, но и правое полушарие, но при этом понадобится призвать на помощь муз, ибо такие книги не просто доносят материал, но требуют от читателя вдохновения.

«Искусственный интеллект в медицине» — третья книга Эрика Тополя; очередное исследование того, что ждет нас в будущем. В предыдущих работах, если взглянуть на них в свете нашего нынешнего положения, были изложены поистине провидческие идеи. В «Искусственном интеллекте в медицине» Эрик замечает, что мы живем в эру четвертой промышленной революции, революции настолько глубинной, что ее невозможно сравнить

даже с изобретением парового двигателя, железных дорог и электричества, даже с переходом к массовому производству и даже с компьютерной эпохой, если принять во внимание масштабы перемен, которые повлечет за собой эта новая революция. Четвертая промышленная революция, когда все будет вращаться вокруг искусственного интеллекта (ИИ), робототехники и больших данных, уже началась и проявляется в том, как мы теперь живем и работаем, а возможно, и в нашем осмыслении себя как людей. Эта революция может ощутимо нам помочь, но может и серьезно навредить, углубив пропасть между богатыми и теми, у кого с каждым годом становится все меньше денег.

Эта революция коснется всех сфер человеческой деятельности, и медицину она затронет не в последнюю очередь. Сама медицина в настоящее время переживает кризис. Несмотря на невероятный и исключительный прогресс в медицинской науке и врачебном деле за последние четыре десятка лет, мы все равно слишком часто не в силах помочь больным. Мы оказываемся не в состоянии следовать протоколу лечения, мы не преуспеваем в искусстве врачевания, потому что не видим перед собой уникальную личность. Мы знаем геном больных, но не умеем выслушать их истории, мы не лечим их разбитые сердца. Мы не видим нейрофибром — припухлостей на теле, свидетельствующих о пароксизмальной гипертонии, — потому что не раздеваем больных во время осмотров, хотя это необходимо, ибо мы должны обращать внимание на состояние тела, а не смотреть на экраны. Поэтому мы не видим и ущемленную грыжу у пожилого больного, которая является причиной рвоты, и приходится дожидаться дорогой компьютерной томографии и объяснений рентгенолога, который скажет нам то, что мы могли бы увидеть собственными глазами буквально у себя под носом. Страны, расходующие баснословные деньги на здравоохранение, отстают по таким основным

показателям, как, например, детская смертность, от многих стран, которые тратят значительно меньше. Думаю, очень показателен тот факт, что автор начинает книгу с описания случая из собственной жизни, когда ему не смогли верно диагностировать редкое заболевание, потому что врач не удосужился его выслушать, не увидел в нем человека, личность. Это очень печальная и болезненная история.

Нет ничего удивительного в том, что высокие технологии хотя и радикально изменили к лучшему нашу способность заглядывать в тайны человеческого организма, определять молекулярную структуру здоровых и больных тканей, но все же способны ошибаться — как и люди. Показательнейший пример — системы ведения электронных медицинских карт (ЭМК), которые внедрили в наши дни в большинстве госпиталей. Эти системы создали, чтобы упростить выставление счетов за лечение, а не для облегчения труда врачей и медицинских сестер. Такие системы угрожают благополучию врача, они становятся одной из причин его выгорания и ухода из профессии; более того, они провоцируют невнимательность, так как присутствуют в кабинете постоянно, как непрошенный, назойливый и неприятный гость: экран притягивает внимание врача, отвлекая его от пациента. В книге «Отравленный собственной болезнью» (Intoxicated by My Illness), потрясающем описании последних стадий рака предстательной железы, ее автор Анатолий Бруайяр с грустью замечает, что его урологу следовало бы «буквально на пять минут задуматься о ситуации пациента, задуматься по-настоящему, целиком, не отвлекаясь, ему следовало бы вникнуть в положение пациента, проникнуться им хотя бы ненадолго, заглянуть в его душу, а не только внутрь тела, чтобы понять, в чем заключается его болезнь, ибо каждый человек болеет по-своему»¹. Это горькое суждение, высказанное незадолго до эры электронных медицинских карт, отражает фундаментальную потребность больного человека; эта потребность всегда была,

есть и будет, она, я уверен, не изменится никогда, несмотря на то, что меняется окружающий нас мир. Это правило на все времена: каждый человек переносит болезни по-своему.

Я с воодушевлением и трепетом смотрю в будущее и жду, когда мы сможем обуздать большие данные. В силу способности быстро просматривать и обрабатывать огромные массивы данных искусственный интеллект и машинное обучение позволят достичь невероятной точности в диагностике заболеваний и в прогнозировании их течения. Я не хочу сказать, что искусственный интеллект сможет заменить человека: да, эти технологии, вероятно, обеспечат нас рекомендациями намного более точными, нежели сейчас, но все равно будет нужен искусный, заботливый и внимательный врач, чтобы вместе с пациентом и другими коллегами составить по-настоящему индивидуальную схему лечения. Более 2000 лет назад Гиппократ сказал: «Более важно знать, какой человек страдает некоей болезнью, нежели знать, какой болезнью страдает человек». В 1981 г. в редакционной статье, посвященной использованию компьютеров для оценки риска проведения нагрузочных проб в кардиологии, Роберт Калифф и Роберт Розати писали: «Правильная интерпретация и потенциальная польза компьютеризированных данных будет зависеть от мудрости лечащего врача, опирающегося, кроме того, и на другие, более ранние источники информации»². Это вечный принцип, который будет верен всегда, пока мы говорим о людях, а не о деталях на конвейерной ленте.

В конце концов мы возвращаемся к констатации удивительного факта: мы люди, мы состоим из плоти и крови, мы обладаем разумом и сознанием, заключенными в не менее сложном теле. Взаимодействие тела и сознания человека сложно и до сих пор окутано тайной. Но нет никакой тайны в следующем: когда мы заболеваем, мы в первую очередь нуждаемся в уходе; болезнь, и особенно болезнь тяжелая, превращает нас в

маленьких детей. И пусть нам не обойтись без технических навыков и знаний, пусть нам нужны научная точность и лучшее высокотехнологичное лечение, пусть мы хотим, чтобы наш врач «знал» нас (и, в отличие от времен Гиппократ, это подразумевает и знание генома, протеома, метаболома, транскриптома, а также расчетных данных, предоставляемых ИИ, и т.д.), — нам, безусловно, необходимо, чтобы все эти сведения нам излагал заботливый, сопереживающий врач; сопереживания мы хотим и от других медицинских работников. Мы хотим, чтобы врач — заботливый живой человек, а не машина, — тратил на нас свое время, осматривал нас, хотя бы для того, чтобы подтвердить, где именно гнездится болезнь, и показывал это на нашем теле, а не в результатах биопсии или на рентгеновском снимке. Этот личный осмотр сам по себе выражает уважение к нашей личности, показывает важность нашей жалобы на боль, когда врач дотрагивается до больного места. Как сказал много лет назад Пибоди[2], секрет лечения пациента заключается в заботе о пациенте.

Мы хотим, чтобы те, кто нас лечит, заглянули нам в душу, узнали бы о наших сокровенных страхах, о цели нашей жизни, о том, ради чего мы готовы жить и умереть.

Это есть — и всегда будет — наше самое заветное желание.

Абрахам Вергезе,
медицинский факультет Стэнфордского университета

Знакомство с применением искусственного интеллекта в медицине

Можно надеяться, что таким путем мы построим не дивный новый мир, не некую идеальную утопию, а достигнем куда более скромной, но желанной цели — истинно человеческого общества.

Олдос Хаксли

— Желательно, чтобы ваш семейный врач выписал вам антидепрессанты, — сказал мне ортопед.

Мы с женой недоуменно переглянулись. В конце концов, я пришел на прием к ортопеду (через месяц после операции замены коленного сустава), а отнюдь не за советами по поводу моего душевного здоровья.

Колени болели у меня с подросткового возраста из-за редкого заболевания, называемого рассекающим остеохондритом. Причина этой болезни до сих пор неизвестна, но последствия видны невооруженным глазом. К 20 годам, когда я поступил на медицинский факультет, мне уже были сделаны реконструктивные операции на обоих коленных суставах. В течение следующих 40 лет мне приходилось постепенно снижать физическую активность, последовательно исключив из нее бег,

теннис, пеший туризм и эллиптические упражнения. Вскоре мне стало больно даже просто ходить, несмотря на внутрисуставные инъекции стероидов и синовиальной жидкости. Наконец в 62 года мне сделали операцию протезирования левого коленного сустава. Ежегодно в США делают 800 000 таких операций, это одно из самых распространенных ортопедических вмешательств. Мой ортопед считал меня идеальным кандидатом: я был сравнительно молод, худощав и спортивен. По его словам, единственное серьезное осложнение — это инфекция, которая встречается в 1–2% случаев. Но я невольно помог обнаружить еще одно.

После операции мне назначили стандартную — и, как мне было сказано, единственную — физиотерапевтическую процедуру, которая началась на второй день после вмешательства. Лечение заключалось в интенсивном сгибании и разгибании ноги в суставе для профилактики образования рубцов внутри сустава. Я не мог полноценно согнуть ногу в колене, так что седло велосипеда пришлось поднять как можно выше, и я крутил педали, крича от боли после первых нескольких оборотов. Эту боль не мог снять даже оксикодон. Через месяц колено стало багрово-красным, опухло и практически перестало сгибаться. Оно болело так, что я мог спать лишь урывками, каждый раз не более часа. Иногда я просто плакал от невыносимых страданий. Именно поэтому ортопед и порекомендовал мне антидепрессанты. Это уже выглядело довольно безумно. А потом еще и хирург настоял на более интенсивной физиотерапии, хотя после каждого занятия мне становилось все хуже... Я с трудом вышел из клиники и забрался в машину, чтобы ехать домой. Ужасная боль, отек и скованность не проходили несмотря ни на что. Я был в отчаянии и перепробовал все, чтобы успокоить боль: акупунктуру, электроакупунктуру, холодный лазер, чрескожную электрическую нейростимуляцию, кожные мази и пищевые добавки, включая куркумин, кислую вишню и многое другое — вполне сознавая при

этом, что ни один из этих методов не обладает доказанной эффективностью.

Через два месяца после операции к поискам лечения присоединилась моя жена, которая раскопала где-то книгу под названием «Артрофиброз». Я никогда не слышал о такой болезни, но оказалось, именно ею я и страдал. Артрофиброз — это осложнение, которое встречается у 2–3% больных, перенесших протезирование коленных суставов. Осложнение это встречается достаточно редко, но все же чаще, чем инфекция, о которой ортопед меня предупреждал до операции. На первой же странице книги было четко описано мое состояние: «Артрофиброз — это катастрофа». Точнее, артрофиброз — это неадекватная воспалительная реакция на протезирование колена, чем-то похожая на отторжение искусственного сустава. Исходом заболевания является обширное рубцевание тканей сустава. Когда я явился на прием к ортопеду через два месяца после операции, то сразу спросил, нет ли у меня артрофиброза. Он ответил, что я абсолютно прав, но он ничего не может сделать в первый год после операции — воспаление должно «выгореть», после чего можно будет снова вскрыть сустав и удалить образовавшиеся рубцы. Одна мысль о том, что мне придется прожить еще год в страшных мучениях, а потом снова решиться на операцию, повергла меня в шок.

По рекомендации одного моего друга я отправился на прием к физиотерапевту. Эта женщина за 40 лет повидала много пациентов с рассекающим остеохондритом, и она хорошо знала, что рутинные физиотерапевтические процедуры именно для таких больных, как я, — наихудший выход. Вместо стандартных нагрузок, включающих интенсивное сгибание и разгибание сустава (что в моем случае лишь усиливало формирование рубцов), эта женщина выбрала более щадящий подход: она посоветовала мне прекратить все физические нагрузки и назначила противовоспалительные препараты. Она от руки

написала длинную инструкцию на целую страницу и каждый день присылала мне сообщения, интересуясь состоянием «нашего колена». Это было спасение. Я начал быстро поправляться. Теперь, много лет спустя, мне все еще приходится каждый день бинтовать колено, чтобы сгладить результаты «лечения». А главное — скольких мучений можно было бы избежать!

Как станет ясно из этой книги, искусственный интеллект (ИИ) мог бы предсказать, что меня могут ожидать разнообразные послеоперационные осложнения. Полный обзор источников — при условии, что нашлись бы такие опытные физиотерапевты, как та женщина, к которой я в итоге попал, — помог бы определить, что мне показана особая, нестандартная тактика послеоперационного лечения. Но не только врачи получили бы больше информации о риске, который может подстергать их подопечных. Виртуальный медицинский справочник в моем смартфоне или ноутбуке мог бы вовремя предупредить и меня, пациента, о высоком риске артрофиброза и о том, что риск этот становится еще выше на фоне стандартного послеоперационного лечения. Мало того, этот виртуальный консультант мог бы порекомендовать мне, куда можно обратиться за более щадящим лечением, чтобы избежать жутких страданий. А меня проблема застала врасплох, и ортопед даже не принял во внимание, что у меня в анамнезе рассекающий остеохондрит, когда обсуждал со мной возможный риск, — хотя, как выяснилось впоследствии, остеохондрит является одним из факторов, провоцирующих развитие моей серьезной патологии, артрофиброза.

Многие проблемы здравоохранения невозможно решить с помощью передовой технологии, алгоритмов или машин. Бездушная, как у робота, реакция врача на мой стресс превосходно иллюстрирует недостающий компонент медицинской помощи. Конечно, операция была выполнена грамотно и умело, но это лишь технический компонент. Предложение принимать антидепрессанты говорит об отсутствии

человеческого отношения и сопереживания в современной медицине. Конечно, эмоционально я был подавлен, но проблема была вовсе не в самой депрессии, а в сильной боли и скованности, которая превращала меня в заржавевшего Железного Дровосека. Отсутствие сострадания у ортопеда было почти физически ощутимым: за все месяцы, прошедшие после операции, он ни разу по собственной инициативе не поинтересовался, как я себя чувствую. А специалист по лечебной физкультуре и физиотерапии не только обладала специальными медицинскими знаниями и опытом лечения моего осложнения — она действительно обо мне заботилась. Неудивительно, что нашу медицину поразила эпидемия назначений опиатов. Понятно, что врачу намного быстрее и проще назначить наркотики, чем слушать пациента, пытаясь его понять.

Практически каждый, у кого есть хроническое заболевание, переживал то же, что и я. Такое вообще случается слишком часто. Мне повезло, что я сам врач и нахожусь внутри системы здравоохранения, — но, как вы сами видите, проблема настолько запущена, что даже знание системы изнутри не гарантирует хорошего лечения. Но и искусственный интеллект сам по себе тоже не решит эту проблему. Необходимо вмешательство человека, ибо по мере того, как машины берут на себя все более сложные задачи, человеку становится легче проявлять гуманность.

Искусственный интеллект в медицине — это отнюдь не футуристическая фантазия. Мощь искусственного интеллекта уже используется для спасения человеческих жизней. Мой близкий друг, доктор Стивен Кингсмор, специалист по медицинской генетике, возглавляет исследования по генетической программе, которую проводят в детской больнице имени Рэйди в Сан-Диего. Недавно его группа попала в Книгу рекордов Гиннесса за расшифровку генома человека на материале одной пробы крови всего за 19,5 ч¹.

Некоторое время тому назад один здоровый новорожденный младенец, прекрасно взявший грудь, был выписан вместе с мамой из родильного отделения домой на третий день жизни. Однако на восьмой день мать привезла малыша в отделение скорой помощи больницы имени Рэйди. У ребенка непрерывно следовали друг за другом судорожные припадки, то есть развилось состояние, называемое эпилептическим статусом. Никаких признаков инфекционного поражения не было. Результаты компьютерной томографии головного мозга были нормальными. Электроэнцефалограмма лишь зафиксировала судорожную активность головного мозга. Самые мощные противосудорожные препараты не действовали; наоборот, на фоне их введения приступы становились еще более выраженными. Прогноз для ребенка — поражение мозга или даже смерть — был крайне неблагоприятен.

Пробу крови отправили в Геномный центр больницы Рэйди для быстрой расшифровки всего генома ребенка. Вся последовательность нуклеотидов содержит 125 гигабайт информации, включая почти 5 млн мест, в которых геном ребенка отличался от наиболее распространенного варианта. ИИ-программе, специально предназначенной для анализа словарного состава естественных языков, потребовалось 20 секунд, чтобы проанализировать электронную историю болезни и определить 88 фенотипических признаков (почти в 20 раз больше, чем обозначили врачи в своем списке). Машинные алгоритмы быстро просеяли приблизительно 5 млн генетических вариантов и обнаружили 700 000 редких. Из них 962 варианта могли послужить причиной заболевания. Объединив эти данные с данными о фенотипе ребенка, система идентифицировала один дефект в гене под названием ALDH7A1 как наиболее вероятную причину эпилептического статуса. Это очень редкий вариант гена, встречающийся в популяции с частотой около 0,01%. Эта мутация вызывает нарушение метаболизма, приводящее к

припадкам. К счастью, это нарушение можно корректировать ежедневным назначением витамина В₆ и аргинина при одновременном ограничении в рационе лизина (тоже аминокислоты, как и аргинин). Когда эти изменения в диете были выполнены, приступы резко прекратились, и через 36 часов после поступления малыша выписали домой! Дальнейшее наблюдение показало, что мальчик здоров и растет без каких-либо признаков поражения мозга или отставания в развитии.

Ключом к спасению жизни этого ребенка стало определение подлинной причины его заболевания. Сегодня лишь немногие госпитали в мире секвенируют ДНК больных новорожденных и используют искусственный интеллект, чтобы получить *все* знания о пациенте и его геноме. И хотя опытные врачи в конечном счете, вероятно, нащупали бы правильное решение и назначили адекватное лечение, машины могут это делать быстрее и точнее, чем люди.

Итак, даже сейчас, в наше время, соединение усилий и талантов людей с возможностями искусственного интеллекта может привести к триумфальному успеху, если человек и машина действуют синергически. Но прежде чем петь хвалу возможностям искусственного интеллекта, давайте сначала посмотрим, что недавно пришлось пережить одному моему пациенту.

Однажды, вскоре после приема, мне позвонил один пациент и сказал:

— Я хочу, чтобы мне сделали стентирование.

Это был седовласый голубоглазый мужчина за 70, владелец нескольких компаний, страдавший редким и тяжелым легочным заболеванием, называемым идиопатическим (этим странным медицинским словом мы пользуемся, когда не знаем причины заболевания) легочным фиброзом. Заболевание это зашло настолько далеко, что пульмонолог заговорил о желательности трансплантации легких. Мало того, у пациента появился новый

симптом — повышенная утомляемость. Он начал уставать, пройдя квартал или проплыв 25 метров в бассейне. Больной обратился к своему пульмонологу, который назначил исследование функции дыхания. Изменений в показателях не было, и это недвусмысленно подсказывало, что причина не в легких.

Пациент, сильно обеспокоенный и подавленный таким развитием событий, пришел ко мне вместе с женой. В кабинет он вошел, еле волоча ноги, короткими шажками. Я был поражен его бледностью и выражением безнадежности в глазах. Жена подтвердила описанные пациентом симптомы: у него резко снизилась способность к физической активности, он с трудом обслуживал себя, не говоря уже о каких-то дополнительных нагрузках.

Изучив историю болезни, опросив и осмотрев больного, я высказал предположение, что, вероятно, все дело в сердце. За несколько лет до этого, после того как у него появились при ходьбе боли в левой икре, ему поставили стент в левую подвздошную артерию, устранив окклюзию. Это раннее заболевание усилило мое беспокойство по поводу холестерина, который может с такой же вероятностью, что и в артериях ног, откладываться в стенках коронарных артерий. И, несмотря на то что у пациента не было никаких других факторов риска ишемической болезни сердца, кроме возраста и пола, я направил его на КТ с контрастом — посмотреть состояние его коронарных артерий. Правая коронарная артерия была сужена на 80%, но левая была полностью проходима и не поражена склеротическими бляшками. Это противоречило моему предположению. Правая коронарная артерия снабжает кровью лишь малую часть сердечной мышцы, и за все 30 лет карьеры кардиолога (из которых я 20 лет восстанавливал проходимость коронарных артерий) я не припомню ни одного больного, у

которого такая сильная утомляемость была бы обусловлена сужением правой коронарной артерии.

Я объяснил пациенту и его жене, что не могу связать результат КТ с клинической картиной и что, возможно, это один из тех случаев, когда одно с другим не связано: имеющее место морфологическое нарушение не имеет никакого отношения к жалобам и объективным симптомам. Утомляемость, скорее всего, не связана с поражением коронарной артерии. Но основное заболевание — идиопатический легочный фиброз — вполне могло вызвать подобную симптоматику именно на фоне сужения правой коронарной артерии. К сожалению, сопутствующее легочное заболевание повышало риск инвазивного вмешательства.

Я дал ему возможность принять решение самостоятельно. Он раздумывал несколько дней, но в конце концов согласился на баллонную ангиопластику и стентирование правой коронарной артерии. Я был очень удивлен этим решением: на протяжении многих лет пациент не только очень неохотно соглашался на инвазивные вмешательства, но и отказывался даже от лекарств. Примечательно, что прилив энергии пациент ощутил сразу после операции. Стент был установлен через лучевую артерию, и поэтому больного отпустили домой уже через несколько часов после вмешательства. Вечером он уже прогулялся по улице, обойдя несколько кварталов, а к концу недели проплыл несколько кругов в бассейне. Пациент сказал мне, что у него прибавилось сил: он уже несколько лет не чувствовал себя настолько хорошо. Это поразительное улучшение способности переносить нагрузку сохранялось и спустя много месяцев.

Примечательно в этой истории то, что компьютерный алгоритм упустил бы эту возможность. При всей пиар-шумихе по поводу искусственного интеллекта, улучшающего качество медицинской помощи, следует отметить: если бы ИИ использовали для оценки перспектив операции у этого больного с

учетом всех данных медицинской литературы, то машина пришла бы к заключению, что восстановление проходимости правой коронарной артерии не приведет к устранению утомляемости. Ведь искусственный интеллект может оперировать только представленными данными, но лишен интуиции. Страховые компании, приняв во внимание вывод компьютерного алгоритма, наверняка отказались бы оплачивать инвазивное вмешательство на правой коронарной артерии.

Однако операция принесла больному несомненную и ощутимую пользу. Был ли это плацебо-эффект? Мне это представляется маловероятным: я знал этого пациента много лет, он всегда старался свести к минимуму любые изменения в состоянии своего здоровья — неважно, положительные или отрицательные. Своим характером он немного напоминает Ларри Дэвида[3], старого ворчуна с весьма... умеренным энтузиазмом. Ясно, что он последний человек в мире, на кого подействовало бы плацебо.

Задним числом понятно, что эффект от операции был связан с сопутствующим (точнее, даже основным) легочным заболеванием. Легочный фиброз приводит к повышению давления в легочных артериях, которые доставляют кровь в легкие, где она насыщается кислородом. За перекачивание крови в легкие отвечает правый желудочек сердца; повышение артериального давления в малом круге кровообращения приводит к тому, что правому желудочку приходится работать с большей нагрузкой для того, чтобы преодолеть сопротивление легочных артерий. Эта нагрузка была слишком большой для правого желудочка моего пациента. Стент, установленный в правую коронарную артерию, снабжающую кровью правый желудочек, облегчил его работу и устранил неприятный симптом. Столь сложная взаимосвязь коронарного кровообращения и редкого легочного заболевания не описана в медицинской литературе.

Этот случай напоминает нам, что каждый из нас является собой уникальный, единственный в своем роде организм, все хитросплетения которого никогда не распутает никакая машина. Кроме того, этот случай подчеркивает важную роль человеческого фактора в медицине: нам, врачам, давно известно, что пациенты знают свой организм, а значит, мы должны прислушиваться к ним. Алгоритмы — это холодные и бесчувственные прогностические инструменты, которые никогда не смогут познать человеческую натуру. Вот что главное: этот пожилой джентльмен чувствовал, что причиной ухудшения его состояния стало сужение правой коронарной артерии, и оказался прав. Я скептически отнесся к перспективам вмешательства, не предполагая, насколько успешным оно окажется, но был счастлив, увидев разительное улучшение.

Искусственный интеллект исподволь, но все глубже проникает в нашу жизнь. Он уже работает на нас и в быту. ИИ заканчивает за нас слова, когда мы печатаем, дает непрошенные рекомендации в поисковиках, предлагает нам музыку, опираясь на нашу историю прослушиваний, отвечает на наши вопросы и даже выключает свет в квартире. Самой идее искусственного интеллекта более 80 лет, а имя он получил в 1950-е, но лишь недавно начали брать в расчет его потенциальное воздействие на здравоохранение. Многообещающей казалась способность искусственного интеллекта обеспечить многосторонний панорамный взгляд на медицинские данные пациента, улучшить качество принимаемых диагностических и лечебных решений, сократить количество ошибок в диагностике и ненужных исследований, помочь в назначении и интерпретации необходимых анализов и инструментальных исследований, рекомендовать лечение. В

основе всего этого лежат данные. Мы уже давно вступили в эпоху больших данных; в настоящее время мир ежегодно производит зеттабайты данных (в каждом зеттабайте секстиллион (10^{21}) байт — достаточно, чтобы заполнить память приблизительно 1 трлн смартфонов). В медицине к массивам больших данных можно отнести нуклеотидную последовательность полного генома, медицинские изображения высокого разрешения и показатели, постоянно считываемые и передаваемые датчиками, которые закреплены на теле пациента. Данные поступают и поступают в колоссальном объеме, однако мы способны обработать лишь ничтожную их долю. Считается, что в лучшем случае 5%, не больше. Грубо говоря, у нас было что надеть, но некуда в этом пойти — до недавнего времени. Теперь искусственный интеллект обуздал необозримый конгломерат больших данных и заставил его работать.

Существует множество разновидностей ИИ. Традиционно машинное обучение включает логистическую регрессию, байесовские сети, «метод случайного леса», метод опорных векторов, экспертные системы и множество других инструментов, разработанных для анализа данных. Например, байесовская сеть — это модель, позволяющая оценивать вероятности. Если у меня есть список симптомов, с которыми обратился больной, то такая модель позволяет получить список всех возможных диагнозов с указанием их относительной вероятности. Забавно, что в 1990-е, когда мы составляли деревья решений, чтобы собранные нами данные могли говорить сами за себя (система была рассчитана на «автоанализ», чтобы на выводы не влияли искажения при интерпретации), мы не называли это машинным обучением. Однако теперь этот статистический метод значительно усовершенствован, и к нему относятся с почтением. За последние годы инструментарий ИИ проник в такие важные сетевые модели, как глубокое обучение и стимулированное обучение, оно

же обучение с подкреплением (мы подробнее обсудим эти вопросы в главе 4).

Разновидность ИИ, отвечающего за глубокое обучение, приобрела особую значимость после 2012 г., когда была опубликована статья о распознавании образов², уже ставшая классической.

Число новых алгоритмов глубокого обучения искусственного интеллекта и публикаций на эту тему возросло лавинообразно (см. рис. 1.1), причем рост способности машин распознавать закономерности в огромных наборах данных носил экспоненциальный характер. Увеличение в 300 000 раз вычислительной мощности компьютера в петафлопсах (петафлопс — скорость работы компьютера, равная выполнению квадриллиона (10^{15}) операций с плавающей запятой в секунду) в течение суток обучения искусственного интеллекта является наглядной иллюстрацией изменений, наступивших после 2012 г. (см. рис. 1.2).

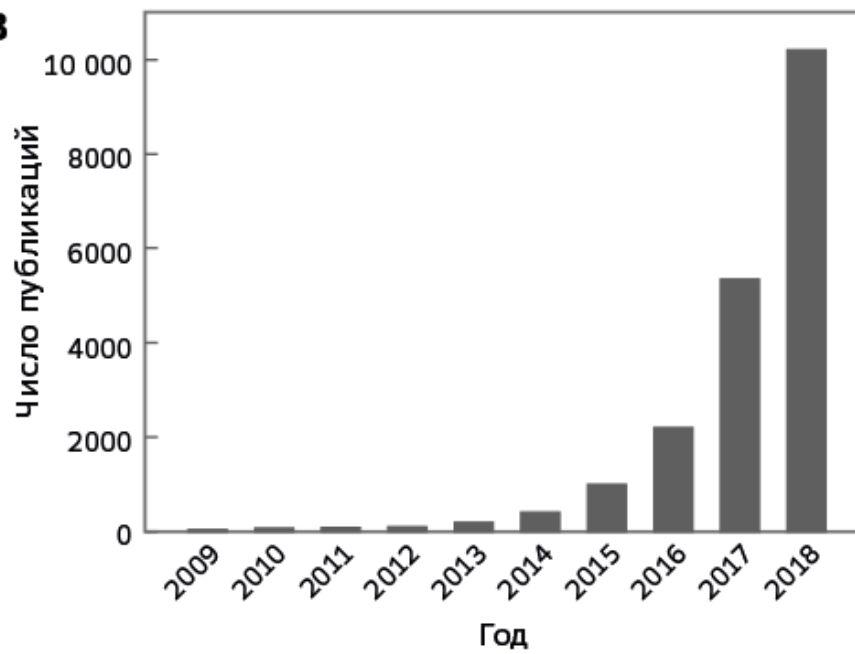
A**B**

Рис. 1.1. Рост числа алгоритмов глубокого обучения ИИ с 2012 г. после публикации статьи о распознавании образов. Источники: график А приведен с изменениями из: А. Mislove: "To Understand Digital Advertising, Study Its Algorithms." *The Economist* (2018): www.economist.com/science-and-technology/2018/03/22/to-understand-digital-advertising-study-its-algorithms. График В приведен с изменениями из: С. Mims, "Should Artificial Intelligence Copy the Human Brain?" *The Wall Street Journal* (2018): www.wsj.com/articles/should-artificial-intelligence-copy-the-human-brain-153355265?mod=searchresults&page=1&pos=1.

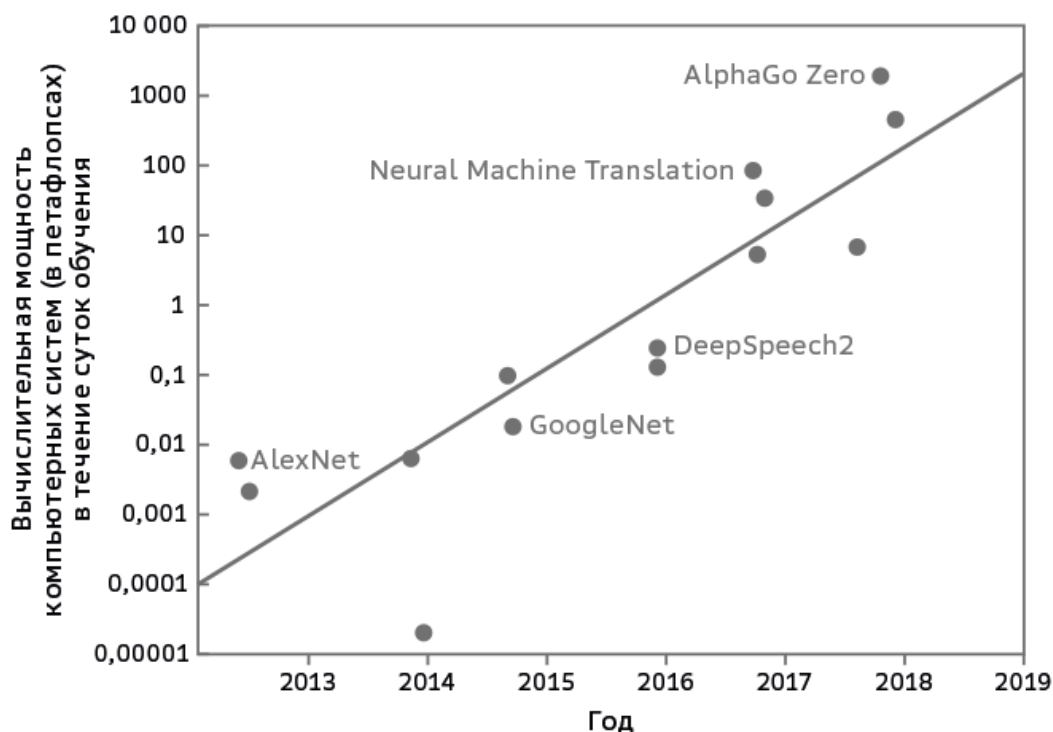


Рис. 1.2. Экспоненциальный рост скорости вычислений — в 300 000 раз — в процессе выполнения различных обучающих ИИ программ. Источник: с изменениями из: D. Hernandez and D. Amodei, "AI and Compute", *Open AI* (2018): <http://blog.openai.com/ai-and-compute>.

За последние несколько лет в ведущих медицинских изданиях был опубликован ряд исследований, основанных на глубоком обучении. Многие в медицинском сообществе были искренне удивлены потенциалом глубокого обучения ИИ: в статьях утверждалось, например, что искусственный интеллект способен диагностировать некоторые типы рака кожи так же, если не лучше, чем дерматолог высшей категории; выявлять некоторые

особые типы аритмий не хуже кардиолога; интерпретировать результаты медицинских изображений не хуже квалифицированного специалиста по медицинской визуализации и оценивать гистологические препараты не хуже патологоанатома; диагностировать различные заболевания глаз не хуже хорошего офтальмолога и предсказывать суицид у пациентов не хуже профессионального психиатра. Эти возможности обусловлены главным образом умением распознавать закономерности, при этом в ходе обучения машины усваивают эти закономерности на сотнях тысяч примеров (а вскоре — и на миллионах). Такие системы уже сейчас от года к году становятся все лучше и лучше, а показатель ошибок после изучения текстовых, речевых и визуальных материалов упал ниже 5%, что выше любых человеческих возможностей (см. рис. 1.3). И хотя, вероятно, существует предел, после которого дальнейшее улучшение обучения прекратится, мы его пока не достигли. В отличие от людей, которые часто устают, пребывают в дурном настроении, подвержены действию эмоций, недосыпают или отвлекаются, машины лишены всех этих недостатков, могут работать сутки напролет, без выходных и праздников, не жалуясь на судьбу (хотя и человек, и машина могут «заболеть» и выйти из строя). Вполне понятно, что в связи с этим ребром встает вопрос о будущей роли врачей и о том, какое влияние может оказать искусственный интеллект на медицинскую практику.

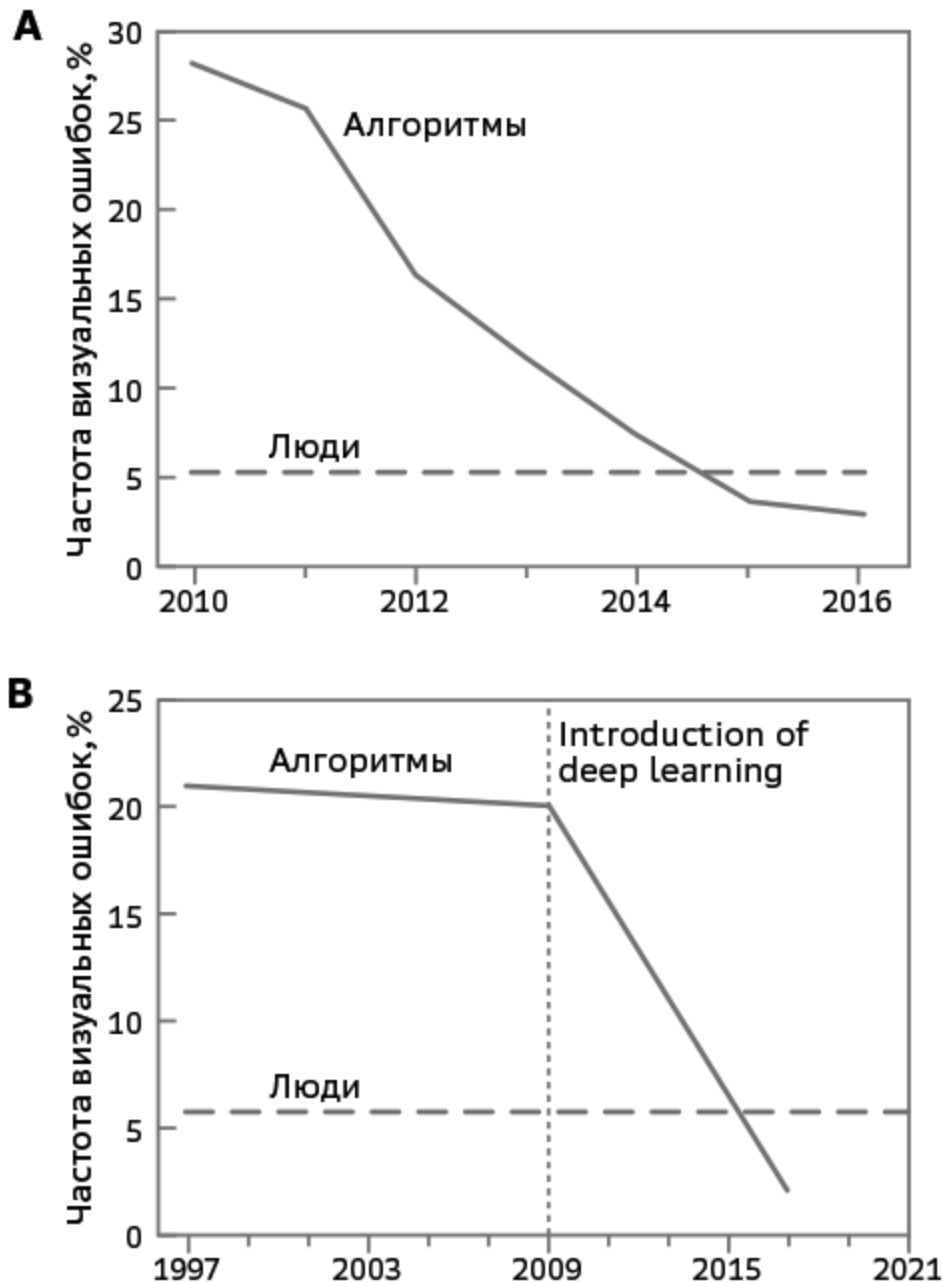


Рис. 1.3. Повышение точности работы машинного искусственного интеллекта с изображениями (А) и речью (В). При работе с упорядоченными базами данных и выполнении узконаправленных задач качество работы искусственного интеллекта выше качества работы человека. Источники: график А с изменениями из: V. Sze et al., "Efficient Processing of Deep Neural Networks: A Tutorial and Survey," *Proceedings of the IEEE* (2017); 105 (12), 2295–2329. График В с изменениями из: "Performance Trends in AI," *Word Press Blog* (2018): <http://srconstantin.wordpress.com/2017/01/28/performance-trends-in-ai>.

Я не верю, что глубокое обучение искусственного интеллекта сделает его способным лечить все болезни и устранять недостатки современного здравоохранения, но список, приведенный в табл. 1.1, дает представление о том, насколько широко можно использовать этот инструмент и насколько реклама преувеличивает его возможности. Со временем искусственный интеллект поможет нам продвинуться в решении всех перечисленных задач, но это будет марафон без финишной черты.

Примеры глубокого обучения демонстрируют его достаточно узкую специфичность: алгоритм, предсказывающий вероятность депрессии, не работает в дерматологии. Эти алгоритмы, построенные по принципу нейронных сетей, зависят от распознавания паттернов, то есть схем-образов, устойчивых наборов признаков, что будет полезно врачам, качество работы которых зависит от способности распознавать и интерпретировать изображения, — например, рентгенологам и патологоанатомам. Таких врачей я называю врачами-«паттернистами». Пусть и реже, но все же довольно часто всем клиницистам приходится в ходе работы так или иначе распознавать образы и выявлять закономерности, и потенциально каждому из них пригодилась бы алгоритмическая поддержка искусственного интеллекта.

Безосновательные надежды на искусственный интеллект, связанные с медициной (далеко не полный список)

Искусственный интеллект:

- Превзойдет врачей при решении всех медицинских задач
 - Сможет диагностировать не поддающиеся диагностике болезни
 - Лечить неизлечимые заболевания
 - Видеть невидимое на изображениях и препаратах
 - Предсказывать непредсказуемое
 - Классифицировать не поддающееся классификации
 - Исключить неэффективные этапы из рабочего процесса
 - Поможет ликвидировать необходимость в госпитализациях и повторных госпитализациях
 - Устранит избыток ненужной работы
 - Позволит неукоснительно соблюдать режим приема лекарств
 - Сведет к нулю вред для пациентов
 - Сможет излечивать рак
-

По большей части опубликованные примеры глубокого обучения представляют собой валидацию *in silico*, то есть на компьютерных моделях (что противопоставляется *проспективным* клиническим испытаниям с участием реальных пациентов). Очень важно отличать одно от другого, потому что анализ существующего массива данных — это не то же самое, что сбор данных в реальной клинической ситуации. Полученные *in silico* ретроспективные результаты часто представляют наилучший и самый благоприятный сценарий, который невозможно воспроизвести в ситуации, когда величины данных заранее неизвестны, как это имеет место в клинических испытаниях. Данные ретроспективных исследований могут помочь сформулировать гипотезу, которую затем можно

проверить в ходе проспективного исследования, в особенности если его будут независимо друг от друга выполнять разные группы.

Мы еще в самом начале эпохи искусственного интеллекта; это пока не повседневная медицинская практика, и некоторые скептики называют применение искусственного интеллекта в медицине SiliconValley-dation, намекая, что подобная валидация годится для проектов в Кремниевой долине (SiliconValley), а не для работы с живыми людьми. Такое пренебрежительное отношение распространено в медицине и чрезвычайно замедляет изменения. В результате весь мир уже находится на стадии четвертой промышленной революции, ознаменованной пришествием искусственного интеллекта, а медицина застряла в предыдущей эпохе — на стадии третьей революции, когда только-только начали широко применяться компьютеры и электроника (см. рис. 1.4). Например, файлы MP3 совместимы со всеми моделями музыкальных проигрывателей, а медицине только предстоит освоить удобные в использовании электронные формы медицинской документации, совместимые с различными устройствами. Это наглядный пример того, с каким трудом новое пробивает себе дорогу в этой отрасли.

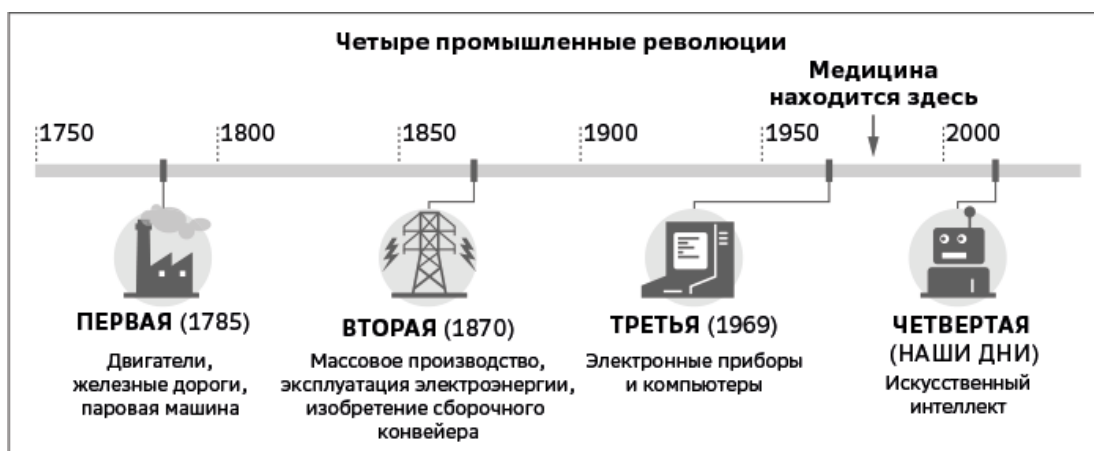


Рис. 1.4. Четыре промышленные революции. Источник: с изменениями из: F. Murray, "CEOs: The Revolution is Coming," *Fortune* (2016): <http://fortune.com/2016/03/08/davos-new-industrial-revolution>.

По моим наблюдениям, медицина не впервые противится внедрению новых технологий. Это уже моя третья книга о будущем медицины. В «Созидательном разрушении медицины» (Creative Destruction of Medicine) я представил схему, благодаря которой датчики, секвенирование, визуализация, телемедицина и многие другие технологические достижения позволят оцифровать организм человека и добиться компьютеризации медицины. В книге «Теперь пациент вас увидит» (The Patient Will See You Now) я описал свое понимание демократизации медицины. Медицинский патернализм исчезнет, когда пациенты станут не только порождать информацию, но и владеть ею, получив доступ к своим медицинским документам, а в конечном счете любой больной сможет (при желании) принимать более осязаемое участие в процессе лечения.

Эта книга описывает следующую после оцифровки и демократизации фазу — и имеет очень далекоидущие цели. Возможно, на вас производит определенное впечатление мой интерес к новым технологиям, однако на самом деле я всегда мечтал и мечтаю о возрождении истинно гуманистического элемента медицинской практики. С глубоким обучением мы получим некий остов, каркас, что позволит нам питать корни медицины, — это будут узы, связывающие человека с человеком. Несмотря на то, что мы пока полностью не добились ни оцифровки, ни демократизации медицины, все же и то и другое медленно, но неуклонно завоевывает позиции, и я верю, что нам удастся не только завершить этот процесс, но и привнести в самое сердце медицины искусственный интеллект. Кульминацией этого процесса и станет то, что я называю «истинная медицина».

Истинная медицина требует трех «глубоких» составляющих (см. рис. 1.5).

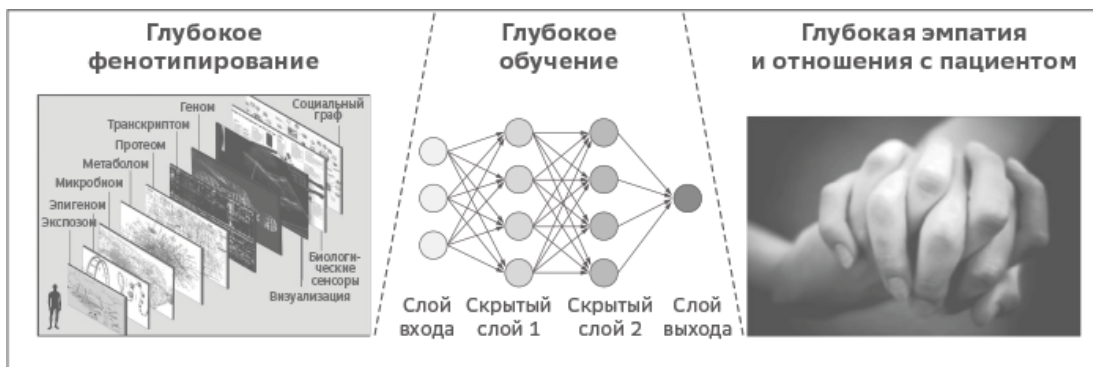


Рис. 1.5. Три главных составляющих модели истинной медицины. Источник (левый рисунок): с изменениями из: E. Topol, "Individualized Medicine from Prewomb to Tomb," *Cell* (2014): 157 (1), 241–253.

Первая составляющая — это подробное медицинское описание каждого индивида (оцифровка медико-биологических данных о человеке) с учетом всех существенно важных данных. Сюда можно отнести все аспекты нашего медицинского, социального, поведенческого и семейного анамнеза, а также чисто биологические признаки и свойства: анатомические, физиологические и экологические. Наша биология многослойна — это геном, закодированный в ДНК, наша РНК, белки, метаболиты, иммунитет, микробиом, эпигеном и многое другое. В научном биомедицинском сообществе для обозначения всей совокупности этих составляющих используют термин «глубокое фенотипирование»; мы видели такой подход в примере с эпилептическим статусом у новорожденного ребенка. Глубокое фенотипирование одновременно всепроникающее, так как охватывает множество разнотипных данных, какие только можно себе представить, и всеобъемлюще, поскольку мы стремимся покрыть им как можно большую часть человеческой жизни, потому что многие исчисляемые характеристики биологических свойств изменяются с возрастом. Несколько лет назад я написал обзор, в котором утверждал, что нам нужны медицинские данные, которые покрывали бы всю длительность жизни — от зиготы до могилы³. Мой бывший наставник сказал тогда, что лучше было бы

выбрать промежуток «от любовного аха до смертного праха». Но, думаю, вы ухватили главную идею.

Второй составляющей является глубокое обучение, которое будет играть большую роль в медицине будущего. Оно будет включать в себя не только распознавание паттернов и машинное обучение (которое врачи станут использовать в диагностике), но и множество различных приложений, например виртуальное медицинское обучение пациентов, способное помочь и в профилактике, и в лечении заболеваний. Глубокое обучение наверняка сыграет важную роль и в условиях госпиталя, где можно будет использовать машинное зрение для обеспечения большей безопасности пациента и улучшения качества ухода. А это в конечном счете может гарантировать и полноценный мониторинг состояния больных на дому, что позволит сэкономить на больничных помещениях и оборудовании. Несмотря на то, что результаты глубокого обучения уже принесли определенную пользу медицине, особенно в последние годы, мы пока в самой начальной стадии. Почти 50 лет назад Уильям Шварц опубликовал в *New England Journal of Medicine* статью, озаглавленную «Медицина и компьютер»⁴. В ней он рассуждал о том, что в будущем компьютеры и врачи будут «часто вступать в диалог, компьютер станет следить за анамнезом, клиническими, лабораторными и прочими данными, обращая внимание врача на патологические изменения и подсказывая варианты возможных диагнозов, а также эффективного и безопасного лечения». Чем мы можем дополнить это предвидение теперь, 50 лет спустя? Как ни удивительно — очень немногим. Есть, конечно, разрозненные примеры, как поиск в Google помогал поставить сложные диагнозы, но нельзя же, в самом деле, считать поиск описания простых симптомов способом точной диагностики — это чаще всего порождает не знание диагноза, а тревожность и, так сказать, киберипохондрию.

Можно фантазировать, что искусственный интеллект избавит медицину от таких бед, как неточная диагностика и трата времени на побочную работу — заполнение страховых счетов и кодирование заболеваний, — но пока это только мечты. Предпринимателям, работающим с клиницистами, специалистам по вычислительной технике и ученым, работающим в других дисциплинах (в поведенческих науках и биоэтике), предоставляется широчайшая возможность помочь интеграции искусственного интеллекта в здравоохранение.

Третья (и наиболее важная) составляющая — это глубокая эмпатия и связь между пациентами и клиницистами. В течение более 40 лет — с момента поступления на медицинский факультет — я наблюдаю неуклонную деградацию гуманистической стороны медицины, что подтверждается данными табл. 1.2. За это время здравоохранение стало не просто крупным, но (к 2017 г.) крупнейшим бизнесом. Теперь система здравоохранения — это самый крупный в США работодатель, обогнавший по числу созданных рабочих мест сети розничной торговли. По приведенным данным видно, что расходы на здравоохранение резко взлетели. Но даже при безудержном росте занятости в этом секторе и при росте расходов на одного пациента резко сократилось время, которое врач может посвятить одному больному, — как на амбулаторном приеме, так и в больницах. Врачи очень сильно загружены. При невероятно высокой стоимости суточного пребывания на больничной койке (около \$5000), контакт с врачом может продолжаться всего несколько минут, за что взимается отдельная плата. Поглощенные непосредственным общением с пациентами и их лечением, врачи пассивно взирали на кардинальные изменения в отрасли, касающиеся ведения электронной медицинской документации, «управляемого медицинского обеспечения», медицинского менеджмента и введения RVU — условных единиц величины (каждой из перечня услуг врача присвоена

определенная сумма RVU). В наши дни как никогда высок процент врачей и медицинских сестер, которые страдают от профессионального выгорания и депрессии, вызванных неспособностью оказывать пациентам реальную помощь, а ведь именно это было их основной мотивацией, когда они посвятили себя медицине.

Таблица 1.2

Некоторые показатели здравоохранительной деятельности в США, которые изменились за последние 40 с небольшим лет

ПОКАЗАТЕЛЬ	1975 г.	НАШЕ ВРЕМЯ
Число рабочих мест	4 млн	> 16 млн (№1 в США)
Расходы здравоохранения на 1 человека	\$550 в год	> \$11 000 в год
Время, отведенное на прием 1 амбулаторного больного	60 минут первичный прием; 30 минут повторный прием	12 минут первичный прием; 7 минут повторный прием
Доля здравоохранения в ВВП, %	< 8	> 18
Стоимость пребывания на больничной койке за 1 сутки	Около \$100	\$4600
Прочие показатели	–	Условные единицы величины; электронные медицинские карты; управление фармацевтическими пособиями, «системы здравоохранения»

Главный недостаток современного здравоохранения — это отсутствие заботы о пациенте как таковой. То есть мы, врачи, в недостаточной мере заботимся о своих пациентах. Сами

пациенты тоже чувствуют, что до них никому нет дела. И Фрэнсис Пибоди был прав, говоря о том, что именно забота о пациенте способствует успеху лечения⁵. Величайшая возможность искусственного интеллекта — это не сокращение числа диагностических и лечебных ошибок, не снижение нагрузки и даже не излечение рака, а восстановление драгоценной, освященной веками глубокой — гуманистической — связи между врачом и больным. У нас не только будет больше времени на полноценное общение, что позволит врачу проявить подлинное сочувствие и сострадание, — мы сможем переосмыслить практику профессионального отбора и подготовки врачей. Мы десятилетиями дорожили нашими медицинскими светилами, высоко оценивая их знания и авторитет, но внедрение искусственного интеллекта улучшит качество диагностики и объем знаний, доступный всем лечащим врачам. В конечном счете врачи признают искусственный интеллект и станут относиться к алгоритмам как к профессиональному инструменту. Такое выравнивание ландшафта медицинских знаний в конце концов приведет к новым высотам: мы сможем отбирать для врачебной карьеры людей, обладающих наиболее развитым эмоциональным интеллектом. Мой друг и коллега Абрахам Вергезе, которого я считаю одним из величайших гуманистов в медицине, подчеркнул важность такого подхода в предисловии к этой книге, которую, как я надеюсь, вы прочтете внимательно. Вот что предлагает истинная медицина.

Для того чтобы дать представление о концептуальной сущности истинной медицины, я начну с описания современной медицинской практики и постараюсь объяснить, почему мы отчаянно нуждаемся в новых решениях таких проблем, как

неверные диагнозы, врачебные ошибки, неблагоприятный исход лечения и неконтролируемый рост стоимости медицинских услуг. Отчасти эти проблемы обусловлены современными методами медицинской диагностики. Чтобы понять, чем искусственный интеллект может быть полезен и чем опасен, мы рассмотрим примеры успешного применения ИИ в разных сферах — от игр до беспилотных автомобилей. Не менее, а возможно, и более важно рассмотреть отрицательные стороны возможного внедрения ИИ: субъективные искажения при интерпретации, возможность усиления социального неравенства, саму структуру ИИ (по сути, это «черный ящик»), а также возможные нарушения врачебной тайны и разглашение конфиденциальных сведений. Передача персональных данных десятков миллионов профилей Facebook в Cambridge Analytica — компанию, которая использовала искусственный интеллект для психологического таргетирования, — наглядно показала, какие неприятные последствия может вызвать применение искусственного интеллекта в контексте здравоохранения.

Только после решения всех этих проблем мы будем готовы к переходу к новой медицине, в инструментарий которой будет интегрирован искусственный интеллект. Мы оценим, как машинное распознавание паттернов повлияет на работу рентгенологов, патологоанатомов и дерматологов — то есть врачей-«паттернистов». Но искусственный интеллект проникнет во все сферы медицины, даже в те, где заняты врачи и хирурги, не занимающиеся распознаванием паттернов. Одна из сфер, особенно остро нуждающихся в изменениях, — это психиатрия, где наблюдается разительное несоответствие между количеством пациентов, страдающих, например, депрессией, и ограниченным количеством специалистов, которые могут оказать им квалифицированную помощь или предупредить развитие болезни. Искусственный интеллект, вполне возможно, сможет

сыграть критически важную роль в дальнейшем развитии психиатрии и улучшении качества психиатрической помощи.

Но искусственный интеллект, и в частности глубокое обучение, повлияет не только на практическую медицину. Косвенным образом ИИ преобразит и биомедицинские науки в целом. Например, облегчит разработку новых лекарств. Искусственный интеллект поможет извлекать полезные сведения из комплексных массивов данных, среди которых миллионы последовательностей нуклеотидов в геномах, сложные структуры человеческого мозга, интегрированные потоки данных, получаемые в режиме реального времени с многочисленных датчиков, которые регистрируют показатели жизнедеятельности. В основе этих усилий — стремление позаботиться о пациенте, но стремительное развитие фундаментальной науки и методов разработки новых лекарств тоже окажет огромное влияние на медицину.

Искусственный интеллект может внести революционные изменения и в другие аспекты нашей жизни, которые так или иначе обусловлены отношением к здоровью. Один из таких аспектов касается нашего питания. Неожиданное, но уже применяемое на практике достижение машинного обучения — это создание потенциальной научной основы для персонализированного здорового питания. Это поистине удивительное достижение — знать, какие виды пищи наилучшим образом подходят каждому конкретному индивидууму. Сейчас мы можем предсказать, какие виды пищи могут вызвать резкий подъем уровня глюкозы в крови у здорового человека, не страдающего сахарным диабетом. Благотворное действие персонализированного питания способно далеко превзойти эффект традиционных диетических рекомендаций — классических «пирамид питания» или, например, модных в свое время диет (диета Аткинса или «диета Южного пляжа»), не имеющих под собой твердой доказательной базы. Применяя

искусственный интеллект, мы сможем проанализировать огромные массивы данных и предсказать будущие направления развития «умной» диетологии. Многие из этих бытовых новшеств пойдут рука об руку с виртуальным медицинским помощником. Скорее всего, это будет голосовой ассистент, как Siri, Alexa или Google Home: едва ли все сведется к иконкам на экране. Мне кажется, что лучший способ — это создание некоего виртуального аватара или даже голограммы (но если кому-то удобнее, то можно получать информацию и в виде обычного текста или электронных писем). Виртуальный медицинский ассистент — это квинтэссенция глубокого машинного обучения всем индивидуальным данным, тщательно собранным, непрерывно совершенствуемым и объединенным со всем массивом биомедицинских знаний; при этом такой ассистент способен и давать обратную связь, и обучать пользователя. Такие системы поначалу будут ориентированы на специфические заболевания — например, на сахарный диабет или артериальную гипертонию, — но со временем они начнут представлять собой обширные платформы для заботы о здоровье, которые помогут предотвращать болезни или лучше их лечить.

Все эти потенциальные преимущества могут быть сведены на нет злоупотреблением персональными данными. Эти злоупотребления не ограничиваются преступлениями, которые и сейчас совершаются слишком часто, — скажем, киберворовство, вымогательство (преступники шантажируют пациентов больниц их личной информацией), взлом баз данных, — но и включают в себя продажу и безнравственное крупномасштабное использование конфиденциальных персональных данных. Новое явление, тревожное и совершенно неприемлемое: страховые компании или работодатели смогут использовать все ваши данные — и все результаты глубокого обучения — для принятия жизненно важных для вас решений относительно размера медицинской страховки, премий и сохранения за вами рабочего

места. Чтобы избежать подобных ужасных сценариев, потребуются разумные меры, которые, конечно, будут стоить больших усилий.

Эта книга посвящена поиску оптимального баланса в отношениях между пациентами, врачами и машинами. Если мы сможем это сделать, если мы сможем использовать уникальную мощь машин для того, чтобы укрепить связующие людей узы, то сможем найти и жизненно необходимое средство устранения проблем, глубоко укоренившихся в современной медицине.

Я надеюсь, что смогу убедить вас в том, что истинная медицина, использующая искусственный интеллект, возможна — и крайне желательна. Соединение мощи машин и людей — мощи человеческого и искусственного интеллекта — поднимет уровень медицины на беспрецедентную высоту. Мы увидим, что на этом пути нас подстерегает великое множество препятствий. Путь будет нелегким и очень долгим. Но целенаправленные усилия непременно помогут достичь желаемого. Повышение эффективности труда медицинского персонала может либо выжать из него все соки, либо сэкономить время, которое вернется пациенту сторицей: будущее поможет нам вернуть лучшее из прошлого. Достижение последней цели потребует активной вовлеченности многих и многих людей, особенно среди лечащего персонала, чей долг — отстаивать права пациентов. Подобно подросткам из Паркланда, которые после печально известной стрельбы в школе в 2018 г. начали борьбу против вооруженного насилия, медики должны быть готовы бороться с корыстными интересами могущественных групп, чтобы не упустить шанс отстоять первоочередность заботы о пациентах, не проспав его, как это не раз случалось в прошлом. Возвышение машин должно сопровождаться возвышением человечности — расширением непосредственных контактов пациента с врачом, углублением сострадания и понимания, ибо только такой подход сделает охрану здоровья и заботу о пациентах реальностью. Это

нужно для того, чтобы восстановить и развить здравоохранение в
исконном смысле этого слова. Точка.

Итак, начнем.

Поверхностная медицина

Представьте себе, что будет, если врач станет тратить две минуты на сбор информации о пациенте и 13 минут посвящать беседе с ним, а не наоборот: 13 минут на сбор информации и две — на беседу.

Линда Чин[4].

— Представляете, он заявил мне, что у меня в сердце дыра и ее надо заделать, — пожаловался мне пациент (назову его Робертом), явившийся на первый прием.

Роберту 56 лет, он директор магазина и до недавнего времени не жаловался на здоровье. Однако несколько лет назад он перенес инфаркт миокарда. К счастью, ему успели вовремя поставить стент и обошлось без массивного поражения сердечной мышцы. С того времени Роберт стал вести здоровый образ жизни, сбросил почти 12 кг и регулярно занимается довольно интенсивной гимнастикой.

Для него стало настоящим ударом, когда однажды днем он ни с того ни с сего ощутил онемение лица и нарушение зрения. Симптомы не проходили, и Роберт обратился в отделение скорой помощи ближайшей больницы, где на фоне жалоб ему сделали КТ головы, взяли несколько анализов крови и сняли электрокардиограмму. В течение дня, без всякого лечения, зрение

постепенно восстановилось до нормы, а онемение прошло. Врачи сказали, что он перенес «всего лишь» микроинсульт или транзиторную ишемическую атаку и что ему надо продолжить прием аспирина, который Роберт принимал после инфаркта. Отсутствие изменений в лечении заставило Роберта почувствовать себя беззащитным перед возможным повторением проблемы. Через пару недель он побывал на приеме у невролога. Роберт надеялся, что этот визит поможет ему докопаться до сути проблемы.

Невролог назначил несколько дополнительных исследований, включая МРТ головного мозга и УЗИ сонных артерий, но не нашел никаких данных, которые позволили бы объяснить преходящее нарушение мозгового кровообращения, и направил Роберта к кардиологу. «Врач по сердцу» назначил эхокардиографию, которая показала, что у больного незаращение овального отверстия. Овальное отверстие располагается в тонкой перегородке, которая разделяет между собой предсердия — камеры, которые принимают кровь, поступающую в сердце по венам. В эмбриональном периоде овальное отверстие позволяет крови обходить легкие, так как плод не использует их для дыхания. Овальное отверстие, как правило, закрывается после того, как новорожденный делает свой первый вдох. Однако у 15–20% взрослых людей оно остается открытым. «Ага! — воскликнул кардиолог, увидев результат эхокардиографии. — Вот и диагноз». Кардиолог предположил, что небольшой тромб проскочил через открытое овальное отверстие из правого предсердия в левое, а оттуда попал в кровоток головного мозга, где и стал причиной микроинсульта. Для того чтобы избежать таких неприятностей в будущем, Роберту — как сказал кардиолог — надо заделать дыру в сердце. Операцию назначили через 10 дней.

Роберт был вовсе не уверен, что это единственно верное объяснение, и, посоветовавшись с одним нашим общим другом, решил обратиться ко мне, чтобы заручиться вторым мнением. Я

встревожился. Незаращение овального отверстия — слишком распространенная особенность человеческой анатомии, чтобы его можно было считать окончательной причиной микроинсульта, причем на основании результата всего одного исследования. Прежде чем объявить отверстие в межпредсердной перегородке причиной нарушения, врач должен исключить все остальные возможные причины. Такие отверстия имеются в сердцах миллионов людей, и инсульты, если они случаются, никак не связаны с незаращением овального отверстия. Если бы такая связь существовала, то инсульт случался бы не у каждого пятого пациента с такой особенностью, а гораздо чаще. Более того, в ходе многих рандомизированных клинических испытаний была проверена эффективность инвазивного лечения криптогенных инсультов (то есть инсультов, причину которых не удалось выявить). И хотя испытания показали, что назначенное лечение, направленное на закрытие дефекта в межпредсердной перегородке, действительно снижает количество повторных инсультов, но приводит к осложнениям, которые нивелируют эффект, для Роберта такое лечение представлялось еще более сомнительным, потому что настоящего инсульта у него не было, а недостаточно полное обследование еще не давало оснований вернуться к рабочей версии — криптогенному инсульту.

Мы вместе разработали план выяснения возможной причины транзиторной ишемической атаки. Одна из наиболее распространенных причин — это нарушение ритма, известное как фибрилляция предсердий, или мерцательная аритмия. Чтобы проверить эту версию, я назначил весьма необременительное обследование, требующее всего лишь ношения на пластырной наклейке портативного устройства Zio от iRhythm. Это устройство прикрепляется к груди, регистрирует на микрочипе электрокардиограмму и записывает ее в течение достаточно длительного времени — от 10 до 14 дней. Роберт носил устройство 12 дней. Через пару недель я получил результат

расшифровки записи. Как и следовало ожидать, у Роберта за это время было несколько бессимптомных приступов фибрилляции предсердий. Он не замечал их, потому что частота сердечных сокращений практически не менялась, а некоторые приступы случились во сне. Приступы фибрилляции предсердий были куда более вероятной причиной микроинсульта, чем незаращение овального отверстия. Для профилактики возможных нарушений можно было назначить антикоагулянты (вещества, уменьшающие свертываемость крови), и «заделывать дырку в сердце» вовсе не требовалось. Возможным осложнением приема антикоагулянтов является кровоточивость, но это вполне оправдывается надежной профилактикой инсульта. Роберт испытывал большое облегчение, когда мы обсуждали с ним диагноз, лечение и прогноз.

Я рассказал о случае Роберта не потому, что нам удалось докопаться до истинной причины нарушения и поставить правильный диагноз. Несмотря на то, что его история имеет счастливый конец, она представляет собой тот самый перекосяк, который мы наблюдаем в современной медицине. Все, что происходило с момента обращения в отделение скорой помощи до визита к кардиологу, я могу назвать образчиком поверхностной медицины. Вместо прочной эмоциональной связи между пациентом и врачом мы имеем эмоциональную пропасть между брошенными на произвол судьбы пациентами и выгоревшими врачами в депрессии. В то же время это и системная проблема, проявляющаяся в ошибочных диагнозах и избыточных обследованиях, что приводит к чрезмерным расходам и причиняет людям вред. Строго говоря, нарушенные отношения пациентов и врачей и ошибки в медицинской практике — вещи взаимосвязанные. Поверхностный контакт с пациентами увеличивает вероятность неправильного диагноза и бездумного назначения анализов и инструментальных исследований, которые не нужны или неинформативны.

Частота диагностических ошибок в США неприлично велика. Обзор трех очень крупных исследований показал, что в год мы имеем дело с 12 млн диагностических ошибок¹. Эти ошибки определяются многими факторами, включая неспособность назначить нужное обследование, неправильную интерпретацию результатов обследования, пренебрежение дифференциальной диагностикой и игнорирование патологических симптомов. В случае Роберта наблюдался целый комплекс ошибок: не была проведена полная дифференциальная диагностика (не исключили фибрилляцию предсердий), не было назначено необходимое исследование (длительный мониторинг сердечного ритма) и были неверно интерпретированы данные эхокардиографии (причину нарушения приписали дефекту межпредсердной перегородки). Тройное невезение.

Но ситуация в США еще хуже, потому что неверная диагностика приводит к неправильному лечению; так, Роберту назначили имплантацию для закрытия овального отверстия в сердце. В последние годы много говорилось о таких ненужных медицинских вмешательствах. Поразительный факт: около одной трети операций выполняют напрасно.

Для борьбы с этими проблемами были развернуты две большие кампании. Первая, под названием «Выбирай с умом», была начата в 2012 г. Фонд Американского совета терапевтов (ABIMF) совместно с девятью профессиональными медицинскими организациями разработал и опубликовал список, озаглавленный «Пять вопросов, которые должны обсудить врач и пациент». В этом документе речь шла о пяти наиболее часто назначаемых и часто оказывающихся ненужными исследованиях и вмешательствах². Несмотря на то, что не все медицинские организации поначалу охотно сотрудничали с Фондом, кампания все же набрала силу, особенно за последние несколько лет. К кампании в итоге присоединилось более 50 медицинских обществ. Совместными усилиями были выявлены сотни процедур

и исследований, не представляющих ценности для пациентов, особенно учитывая стоимость и риск. Пока на первом месте по ненужности стоят методы визуализации (КТ, МРТ и т.п.), которые назначаются по самым незначительным поводам (например, жалобы на боль в пояснице или головную боль). Чтобы осознать масштаб этого бедствия, достаточно взглянуть на следующие цифры: на каждые 100 пациентов, охваченных страхованием по программе Medicare в возрасте 65 лет и старше, каждый год приходится 50 КТ, 50 УЗИ, 15 МРТ и 10 ПЭТ. Установлено, что 30–50% из 80 млн КТ, которые выполняются в США в течение года, были сделаны напрасно³.

Это должно было стать ударом под дых и заставить медицинское сообщество признать, что пять (а то и десять) самых популярных исследований проводятся без должных показаний, но похвастаться в плане эффекта оказалось нечем. Дальнейшие исследования этого вопроса показали, что семь исследований, не имеющих особой важности для диагностики, продолжают широко использоваться — регулярно и без малейшей необходимости. Эту неудачу можно объяснить двумя главными факторами. Первая причина, которую Дэвид Казаретт, профессор Пенсильванского университета, назвал терапевтической иллюзией, заключается в том, что отдельные врачи переоценивают значимость своих усилий⁴. Врачи, как правило, подвержены такому когнитивному искажению, как предвзятость подтверждения: поскольку они априори убеждены, что исследования и анализы, которые они назначают, принесут желаемую пользу, то продолжают в это верить и после выполнения назначенных исследований, даже если результаты не подтвердили их предположения. Вторая причина — это отсутствие механизма, который мог бы повлиять на нерациональное поведение врачей. Несмотря на то, что «Выбирай с умом» совместно с журналом *Consumer Reports* регулярно публикует и распространяет в печатном виде и в интернете длинные списки рекомендаций, они остаются

незамеченными — а раз нет рядовых потребителей этой информации, то отсутствует и запрос пациентов на более разумный подход к назначению анализов и инструментальных исследований. Более того, ABIMF не в состоянии проследить, какие врачи и зачем назначают те или иные исследования, и поэтому не располагает способами ни вознаграждать и премировать врачей за отказ от назначения ненужных исследований, ни наказывать за их назначение.

В 2017 г. «Альянс за правильное лечение» (Right Care Alliance), международный проект, организованный бостонским Институтом Лауна, сделал вторую попытку начать реформу. «Альянс» опубликовал в журнале *The Lancet* серию статей, где привел количественную оценку распространения этой практики — чрезмерной увлеченности диагностическими исследованиями в разных странах⁵. Самым главным «нарушителем» оказались США, где доля ненужных исследований достигает 60%. В первой строке списка, естественно, назначение дорогостоящих методов визуализации при боли в пояснице. Right Care Alliance также изучил вопрос, почему недостаточно используются методы, которые необходимы и эффективны, — хотя, строго говоря, эта вторая проблема отнюдь не так остра, как первая. Подобно тому как «Выбирай с умом» намерен сформировать правильное поведение врачей, «Альянс за правильное лечение» надеется, что его информация поможет включить соответствующие рекомендации в медицинскую практику. Однако пока нет никаких данных за то, что это происходит в действительности.

Таким образом, мы по-прежнему стоим на месте: врачи регулярно оказываются не способны выбирать с умом и назначать правильное лечение. Дэвид Эпштейн из некоммерческой новостной организации ProPublica, известный своими журналистскими расследованиями, в 2017 г. написал блестящую статью под названием «Когда очевидность говорит "нет", врач говорит "да"», посвященную как раз этой теме⁶. Одним

из примеров является установление стентов в коронарные артерии больным с ишемической болезнью сердца: «Стент, установленный пациенту со стабильным состоянием, не предупреждает инфаркт миокарда и не продлевает жизнь пациента ни на один день». Что касается стентирования и других операций, Эпштейн делает следующий вывод: «Результаты этих исследований доказывают не бесполезность хирургических методов лечения, а то, что подобные операции делают множеству людей, которым они не приносят никакой пользы». Частично проблема заключается в том, что некоторые методы лечения не выдерживают проверку практикой, а частично — в негодных данных, на которых основываются врачи, принимая решение о лечении. В медицине мы часто полагаемся на благоприятные изменения некоторых так называемых суррогатных критериев, а не тех показателей, которые по-настоящему важны для пациента. Например, при каком-либо заболевании сердца мы контролируем лечение, основываясь на изменениях артериального давления пациента, потому что у нас нет данных в пользу того, что данный метод действительно снизит вероятность инфаркта миокарда, острого нарушения мозгового кровообращения или смерти. Или мы можем оценивать эффективность лечения сахарного диабета по уровню гликозилированного гемоглобина (A1c), а не по вероятности увеличения продолжительности жизни и не по ее качеству (для оценки которого уже давно разработаны вполне доступные для применения и понимания критерии). Несмотря на то, что суррогатные симптомы могут казаться приемлемой заменой целей более высокого уровня, настоящей проверки на эффективность такие критерии все же не выдерживают. Тем не менее столь ненадежные данные, которые заставляют врачей в первую очередь следить за этими суррогатными критериями, порождают чрезмерное увлечение назначением анализов, инструментальных исследований и медикаментов.

Поверхностные клинические данные, полученные в результате неадекватного обследования, как в случае с Робертом, или в результате некритического использования медицинской литературы, приводят к поверхностной же медицинской практике, которая порождает множество неверных диагнозов и избыточность обследования. Это отнюдь не второстепенная проблема. В 2017 г. Американская кардиологическая ассоциация и Американский кардиологический колледж изменили формулировку определения повышенного артериального давления, что привело к постановке диагноза «артериальная гипертензия» еще 30 млн американцев, несмотря на отсутствие каких-либо достоверных указаний на правильность такого подхода⁷. Неверная диагностика приобретает характер эпидемии.

Но даже и без начальственного диктата вся медицинская практика на индивидуальном уровне устроена так, что подталкивает к неадекватной диагностике. Средняя продолжительность амбулаторного приема для пациента, явившегося на повторный осмотр, составляет семь минут, на нового пациента отводится 12 минут. Это абсурдное ограничение во времени свойственно не только США. Когда я был в медицинском центре компании Samsung в Южной Корее, администраторы сказали мне, что прием врача в этом центре длится в среднем две минуты. Стоит ли в подобной ситуации удивляться такому множеству ошибочных диагнозов? Как пациенты, так и сами врачи убеждены, что медики слишком спешат. Недавно сотрудники медицинского центра Алабамского университета в Бирмингеме попросили пациентов двумя словами описать их лечащих врачей⁸. Результат, наглядно представленный в виде облака слов, приведен на рис. 2.1. Содержание рисунка говорит само за себя.

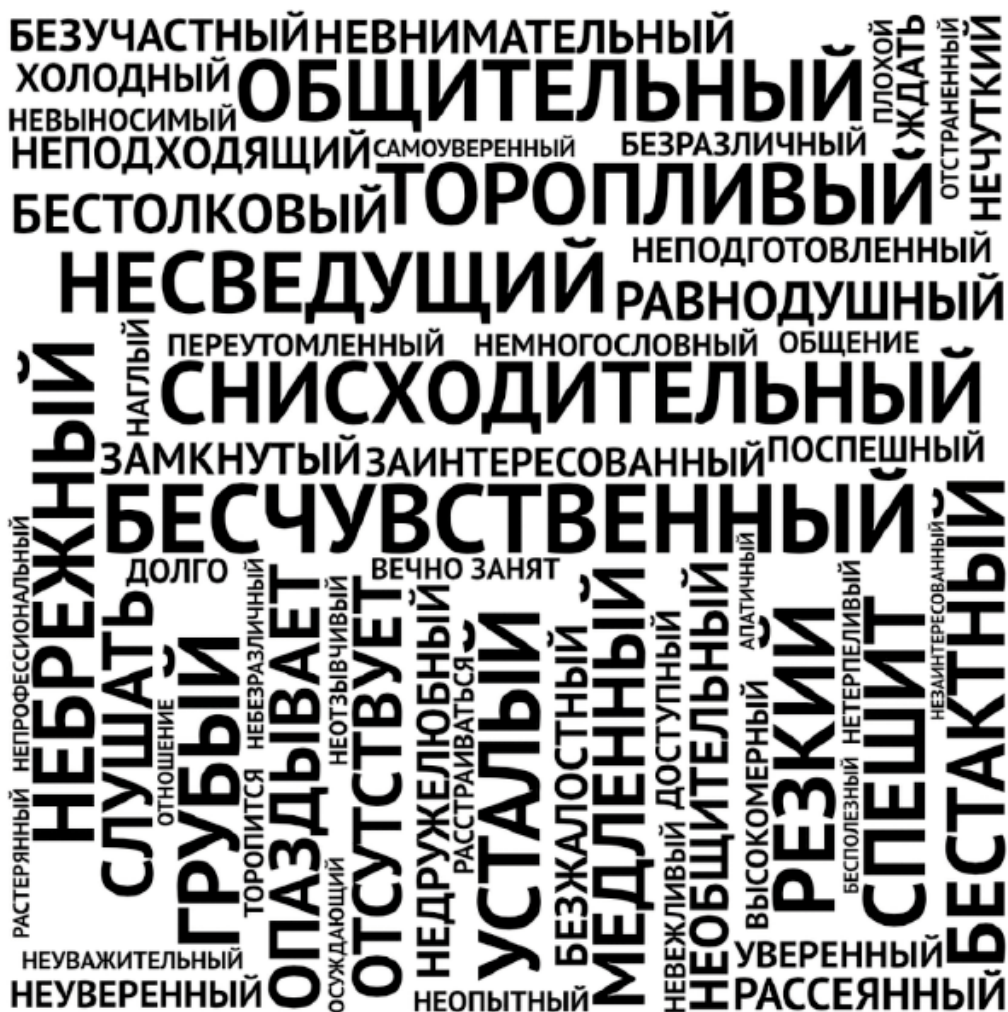


Рис. 2.1. Облако слов (прилагательных, существительных и глаголов), которыми люди чаще всего пользуются для описания поведения врачей. Источник: с изменениями из: В. Singletary et al., "Patient Perception About Their Physicians in 2 Words: The Good, the Bad, and the Ugly." *JAMA Surgery* (2017): 152 (12), 1169–1170.

И дело не только в продолжительности приема. В связи с внедрением электронных медицинских карт врачи и больные практически не смотрят друг другу в глаза. Рассел Филипс, гарвардский врач, как-то заметил: «Электронные медицинские карты превратили врача в наборщика»⁹. Врач сосредоточен на клавиатуре, а не на больном, и именно это считают главной причиной профессионального выгорания и развития депрессии среди врачей. Почти половина врачей в США страдают

профессиональным выгоранием, в течение года сотни врачей совершают самоубийство¹⁰. В недавно выполненном анализе 47 исследований, в которых приняли участие 42 000 врачей, было показано, что профессиональное выгорание удваивает риск инцидентов в процессе лечения, связанных с безопасностью пациента, что создает порочный круг, поскольку, в свою очередь, приводит к учащению случаев выгорания и депрессии¹¹. Абрахам Вергезе написал об этом в предисловии, подчеркнув влияние «непрощенных инструкторов» на душевное здоровье врачей, что оказывает вредное воздействие на качество лечения больных.

Использование электронной медицинской документации создает еще одну проблему. Информация в ЭМК отличается заметной неполнотой и неточностью. Электронные записи очень неудобны в пользовании, и большая часть каждой записи — приблизительно 80% — просто автоматически копируется из предыдущей записи¹². Любая ошибка, допущенная при первом приеме, практически неизбежно попадет в записи, сделанные на последующих. Получение записей от других врачей и из других учреждений здравоохранения сильно затруднено, отчасти из-за отношений собственности: производители ПО используют форматы файлов, которые не читаются программами разработчиков-конкурентов, а лечебные учреждения внедряют собственные форматы файлов для того, чтобы удерживать у себя пациентов. Мой друг, рентгенолог Саурабх Джха, остроумно заметил в своем аккаунте в Twitter: «Вашу банковскую карту примут хоть в Монголии, но вашу электронную медицинскую карту невозможно передать в соседнюю больницу, которая находится через дорогу»¹³.

Неполнота записей усугубляется некоей «одноразовостью» медицины. Под одноразовостью я имею в виду не только краткие и редкие минуты общения врачей с больными. Мы не имеем доступа к пациенту в его реальной жизни, мы не видим его, когда

он ездит по делам, работает, спит. Данные, которые получает врач, ограничены тесным, искусственным пространством врачебного кабинета или больничной палаты. Длительный мониторинг, как в случае с Робертом, назначается весьма редко. По большей части мы не имеем ни малейшего представления о медицинских показателях пациента вне стен врачебного кабинета. Мы не знаем, какое у пациента артериальное давление, сердечный ритм, настроение и душевное состояние дома и на работе, то есть именно тогда, когда эти данные наиболее важны. Впрочем, даже если бы мы все это знали, у нас не было бы точки отсчета, нам было бы не с чем сравнить полученные данные: ведь мы не знаем, что является нормой для населения в условиях реального мира.

Это положение усугубляют устаревшие средства связи, с помощью которых врачи общаются — или, вернее, не общаются — со своими пациентами вне стен лечебных учреждений. Вне медицинского контекста люди уже привыкли поддерживать связь с родственниками и друзьями посредством электронной почты, СМС и видеочатов, поэтому могут общаться, даже находясь на разных концах света. Но больше двух третей врачей до сих пор не освоили средства цифровой коммуникации для поддержания контакта с пациентами. Нежелание общаться с ними посредством электронной почты или СМС объясняют, как правило, нехваткой времени, соображениями юридического характера и отсутствием оплаты, но я вижу в этом просто еще одно свидетельство отсутствия связи врачей с пациентами.

Таково сегодняшнее положение вещей: вокруг больных — мир медицины, где недостаточно данных, времени, средств коммуникации, участия. Иными словами, мир поверхностной медицины.

Плоды поверхностной медицины — это расточительство и вред. Возьмем, к примеру, медицинский скрининг. В США маммографию рекомендуют делать один раз в год всем женщинам старше 50 лет. Общая стоимость одного только скрининга в течение года составляет около \$10 млрд. Хуже того, если мы возьмем в расчет 10 000 женщин старше 50 лет, которые каждый год в течение 10 лет делали маммографию, то только пяти из них (0,05%) удастся избежать смерти от рака молочной железы, в то время как 6 000 (60%) получат хотя бы один ложноположительный результат¹⁴. Такие результаты влекут за собой новые процедуры — вредные, дорогие и напрасные: биопсию, операции, облучение или химиотерапию. В лучшем случае ценой является только страх и беспокойство.

Аналогом для мужчин является скрининг на простатический специфический антиген (PSA) для раннего выявления рака предстательной железы. Несмотря на то, что Американская урологическая ассоциация в 2013 г. выступила против скрининга на PSA как рутинной процедуры, это исследование до сих пор широко практикуют. Каждый год через него проходят около 30 млн американцев: у 6 млн обнаруживают повышенный уровень антигена, 1 млн назначают биопсию предстательной железы. В 18% случаев, то есть у 180 000 человек, действительно выявляют рак предстательной железы, но у такого же количества людей, болеющих раком предстательной железы, он не был выявлен на биопсии¹⁵. Кроме того, часто игнорируют хорошо известный факт, что рак предстательной железы в большинстве случаев отличается медленным течением и редко угрожает жизни пациента. Многочисленные исследования подтвердили, что существуют геномные маркеры, указывающие на склонность опухоли к агрессивному росту и метастазированию, но эта информация пока не дошла до клинической практики¹⁶. В целом налицо следующий результат — на одну предотвращенную смерть от рака предстательной железы приходится 1000 человек,

прошедших скрининг¹⁷. Если вы по натуре оптимист, то можете утешать себя тем, что это вдвое эффективнее маммографии (0,5 на 1000)! Можно посмотреть на ситуацию и по-другому: у человека в 120–240 раз больше шансов получить неверный диагноз и в 40–80 раз больше шансов без нужды подвергнуться облучению или оперативному вмешательству, чем спастись от смерти.

Пример со скринингом рака — прекрасная иллюстрация практически всех проблем, связанных с поверхностной медициной. В 1999 г. в Южной Корее была запущена общенациональная программа скрининга для многих типов рака. Программа была бесплатной для большинства населения, а с людей, имеющих доходы выше среднего, взимали небольшую, чисто номинальную плату, поэтому в программе приняли участие очень и очень многие. Одним из исследований, предусмотренных программой, было УЗИ щитовидной железы. За 10 лет количество диагностированных случаев рака щитовидной железы возросло в 15 раз, что сделало его самым распространенным онкологическим заболеванием в Южной Корее. Этот вид рака был выявлен у 40 000 человек. Казалось бы, блестящая победа, но диагностика оказалась бессмысленной, потому что исходы заболевания не изменились: смертность от рака щитовидной железы осталась прежней, несмотря на столь масштабное его выявление¹⁸.

Такая же история со скринингом на рак щитовидной железы повторилась и в США. Лет десять назад повсеместно можно было увидеть объявления с призывом «проверить свою шею», сопровождаемым таким текстом: «Раку щитовидной железы плевать, насколько вы здоровы во всем остальном. Он может возникнуть у каждого, включая и вас. Поэтому заболеваемость раком щитовидной железы в США растет быстрее, чем другими видами рака»¹⁹. Это оказалось самосбывающимся пророчеством: заболеваемость раком щитовидной железы резко возросла, что

хорошо видно на рис. 2.2. В 80% случаев людям, у которых был диагностирован рак, удаляли щитовидную железу, а потом назначали заместительную терапию гормонами, которые вырабатывает железа, а почти половине больных прописали лучевую терапию. Но, как и в Южной Корее, такая агрессивная диагностика никак не сказалась на смертности от рака щитовидной железы. И это без учета случаев ненужной лучевой терапии.

Как и в примере с раком щитовидной железы, исследования в Дартмуте показали очень похожую картину в связи с гипердиагностикой рака молочной железы (рис. 2.2)²⁰. За тот же период, с 1975 по 2010 г., это новшество — рутинное назначение маммографии — привело к 30%-ному росту числа диагностированных случаев рака, но за тот же период не было отмечено снижения заболеваемости метастазирующими формами этого рака. При раке убивает не сама опухоль, а метастазы, и теперь известно, что метастазы могут появиться и на ранних стадиях роста опухоли. Таким образом, старая байка, будто ранняя диагностика рака сможет изменить его «естественное» течение и снизит смертность, была поставлена под сомнение.

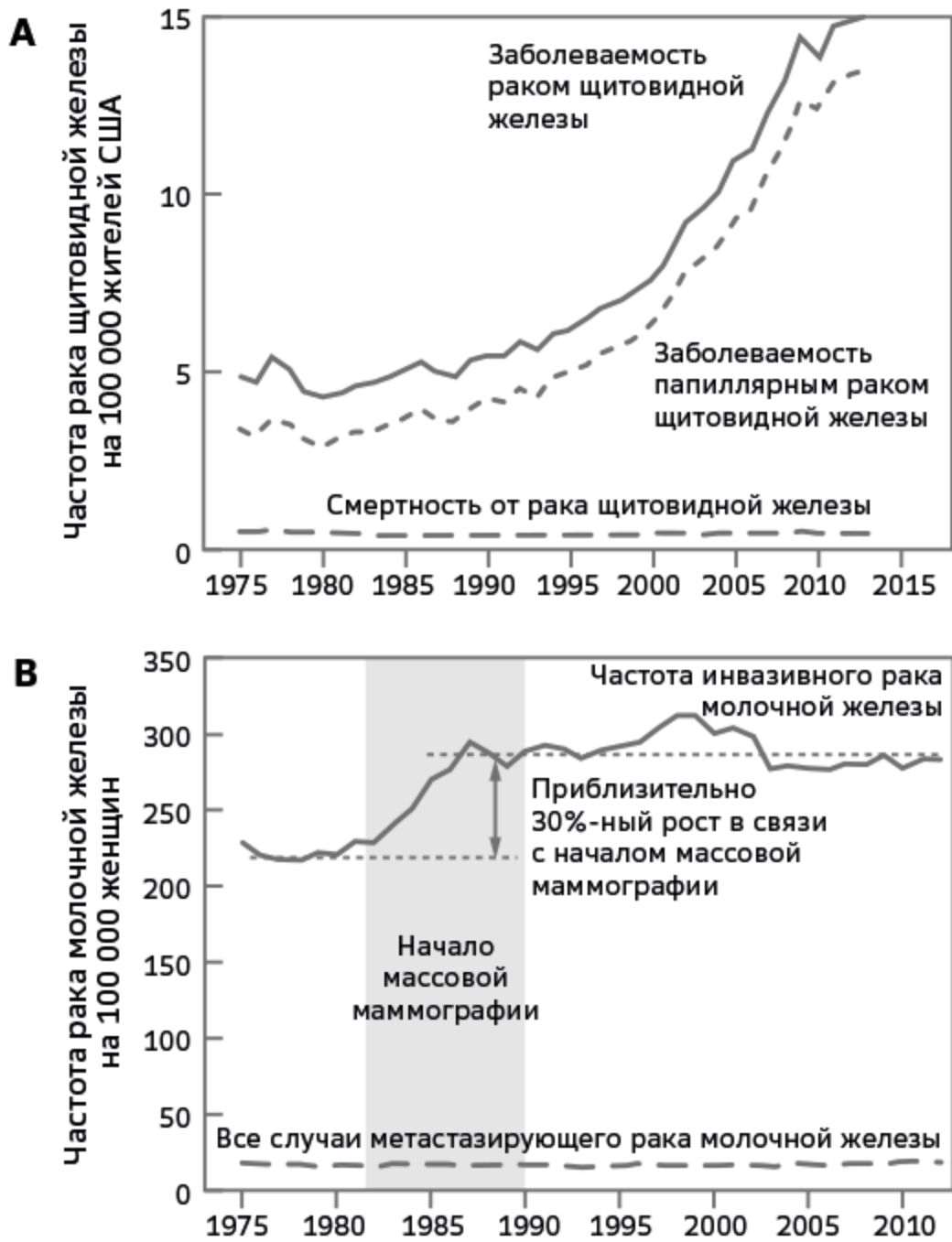


Рис. 2.2. Как массовый скрининг приводит к росту диагностированных случаев рака, но не влияет на исход заболевания. Источники: график А приведен с изменениями из: Н. Welch, "Cancer Screening, Overdiagnosis, and Regulatory Capture," *JAMA Internal Medicine* (2017): 177 (7), 915–916. График В приведен с изменениями из: Н. Welch et al., "Breast-Cancer Tumor Size, Overdiagnosis, and Mammography Screening Effectiveness," *The New England Journal of Medicine* (2016): 375 (15), 1438–1447.

На медицинских факультетах нас всегда учили, что раку требуется несколько лет, а то и десятилетий для формирования и развития за счет медленного удвоения популяции опухолевых клеток: сначала это приводит к росту тела опухоли, и только потом начинается агрессивный рост с последующим метастазированием. Эта догма в настоящее время активно оспаривается на основании недавно проведенных исследований, которые показали, что опухоль у некоторых пациентов может метастазировать на самых ранних этапах ее развития²¹. Эта неудобная истина подрывает основной постулат скрининга, будто ранняя диагностика значительно улучшает прогноз. Кроме того, она обнажает проблему, связанную с сомнением в принципиальной возможности предсказать течение этой болезни — одной из ведущих причин смерти и инвалидности.

Большой части этих проблем можно было бы избежать, а анализы и исследования назначать с умом, если бы врачи действительно уделяли время выявлению у конкретного больного риска того заболевания, которое они пытаются предотвратить. Одним из важных инструментов, давно известным в медицине, но почему-то игнорируемым врачами, является теорема Байеса. Эта теорема описывает, как выполнение условий, статистически взаимосвязанных с неким событием, влияет на вероятность того, что оно произойдет. Таким образом, тот факт, что приблизительно у 12% женщин возникнет в течение жизни рак молочной железы, отнюдь не означает, что у каждой женщины 12%-ная вероятность заболеть раком молочной железы. Например, мы знаем, что у людей с определенной мутацией гена BRCA сильно повышен риск рака, как и у людей с высоким показателем генетического риска. Скрининг всех женщин без учета, например, подробно собранного семейного анамнеза (а это опять-таки следствие дефицита времени) или скрининг, предусматривающий поиск аномального гена, отвечающего за высокий риск развития рака, — это самый надежный способ

множить ложноположительные результаты. По этой же причине выполнение МРТ всего тела у здоровых людей приводит к настораживающе большому количеству случайных находок — гарвардский профессор Исаак Коган метко назвал их «инциденталомами»²². Точно так же и выполнение нагрузочных тестов практически здоровыми людьми, не имеющими никаких жалоб, приводит к высокой частоте патологических результатов, а это подталкивает к назначению ненужной и опасной ангиографии. Играя на страхах здоровых людей, медицинские учреждения США увлекают их на обследования, убеждая, что ранняя диагностика способна спасти жизнь. Многие престижные клиники выполняют скрининг сотрудников компаний по договорам с руководством — как правило, это серии ненужных анализов и исследований стоимостью от \$3000 до \$10 000. Вероятность получить ложноположительные результаты увеличивается по мере роста числа ненужных и неоправданных исследований. Как ни парадоксально, выполнение исследований, которые назначают после получения положительного результата скрининга, подчас само по себе создает риск для жизни пациента. Уэлч и его коллеги, например, документально подтвердили, что непреднамеренный риск от КТ брюшной полости, которую проводят 40% клиентов Medicare в течение первых пяти лет, может быть связан с ложноположительным диагнозом рака почки, после чего больные переносят операцию по ее удалению. Это может прозвучать абсурдно, но 4% больных умирают в течение 90 дней после операции... от самой операции. Хуже того, выживаемость среди тех больных раком, кто пережил операцию, не повышается²³.

Ни один анализ, ни одно исследование нельзя назначать наобум, на всякий случай; уместность процедуры следует определять, исходя из степени риска заболевания у каждого конкретного пациента.

Сегодня в США тратят на здравоохранение более \$3,5 трлн в год. Как видно из табл. 2.1, по данным за 2015 г. первое место по расходам занимают клиники, которые съедают более трети всего бюджета на здравоохранение²⁴. Доля расходов на практикующих врачей остается сравнительно постоянной — около одной пятой. Расходы на рецептурные лекарства растут быстрыми темпами — в 2015 г. они составили \$320 млрд, а к 2021 г., по прогнозам, достигнут более \$600 млрд²⁵. Новые специализированные лекарства от рака и редких заболеваний обычно поступают на рынок по цене около \$100 000 на курс, а годовая их стоимость приближается к \$1 млн.

Таблица 2.1

Расходы на здравоохранение в США в 2015 г.

КАТЕГОРИЯ	РАСХОДЫ, \$
Госпитальная помощь	1 трлн
Помощь практикующих врачей и клиник	635 млрд
Рецептурные лекарства	325 млрд
Стоимость медицинских страховок	210 млрд
Дома престарелых и паллиативная помощь	157 млрд
Стоматологическая помощь	118 млрд
Здания и оборудование	108 млрд
Помощь на дому	89 млрд
Другие профессиональные медицинские услуги	88 млрд
Деятельность государственного здравоохранения	81 млрд
Другие медицинские изделия длительного срока службы	59 млрд
Научные исследования	47 млрд
Административные расходы	43 млрд

Отчасти этот рост подпитывается убежденностью пациентов и врачей в том, что лекарства (и, в частности, очень дорогие

лекарства) обладают серьезной эффективностью. Когда врачи выписывают любое лекарство, то заранее уверены в том, что оно сработает. Пациенты тоже верят, что лекарство сработает. Огромное количество клинических рандомизированных испытаний показывает, что больные из группы, принимающей плацебо, получают пользу от лечения в гораздо большей степени, чем ожидается, учитывая, что люди принимают совершенно инертную в фармакологическом отношении субстанцию.

Несколько лет назад Николас Шорк, мой бывший коллега по Научно-исследовательскому институту Скриппса, свел в диаграмму реакции пациентов на лекарства, занимающие первые 10 мест по объемам продаж²⁶. Как видно из рис. 2.3, доля людей, не реагирующих на эти лекарства, просто не укладывается в рамки наших представлений о лекарственном лечении. Если взять для примера «Абилифай», то выяснится, что только у одного пациента из пяти наблюдается клинический эффект от приема препарата. Почти 75% больных, принимающих это популярное лекарство, не получают желаемого или ожидаемого эффекта. Посмотрев на несколько таких лекарств, объем продаж которых за год превышает \$10 млрд (например, «Хумира», «Энбрел», «Ремикейд»), вы быстро оцените размах напрасной траты огромных средств.



Рис. 2.3. Схема, показывающая число больных, отвечающих на терапию 10 самыми популярными современными лекарствами (по данным 2014 г.). Серым цветом представлены больные, позитивно реагирующие на лечение; черным цветом обозначены пациенты, не отвечающие на лечение. Источник: с изменениями из: N. Schork, "Personalized Medicine: Time for One-Person Trials", *Nature* (2015): 520 (7549), 609–611.

Эти данные отнюдь не говорят о том, что лекарства не работают, или о том, что их производство служит средством вымогания денег. Во все нет: в большинстве случаев эти лекарства не действуют, потому что врачи не развивают у себя способность предсказывать, какие больные ответят на лечение, и не обладают специальными знаниями о пациентах, чтобы понять, отреагирует конкретный пациент положительно на лечение определенным лекарством или нет. Это добавляет еще одну проблему к их

бесконечному множеству — от невдумчивой диагностики до бессмысленной терапии, от ненужных вмешательств до избыточного лечения. Словом, ко всем проблемам, которые омрачают нынешнюю клиническую практику.

При всей избыточности обследований и лечения, при всех ошибках в диагностике, при всех случайных находках (которые могут причинить больному большой вред) нам надо обратить внимание на три важнейших показателя эффективности системы здравоохранения: продолжительность жизни, младенческая/детская и материнская смертность. Все эти показатели в США далеки от идеала. Они заметно хуже, чем в 80 странах — членах Организации экономического сотрудничества и развития (ОЭСР) и чем во многих других странах (см. рис. 2.4 и 2.5). Конечно, существуют и другие объяснения такого отставания: например, выраженное социально-экономическое неравенство в США, которое продолжает усугубляться. Вероятно, это самое адекватное объяснение тревожного и непропорционально высокого уровня материнской смертности среди чернокожих женщин²⁷. Я вовсе не утверждаю, будто в других странах практикуют исключительно истинную медицину с применением искусственного интеллекта. Я лишь хочу сказать, что у нас в США чрезмерно увлечены медициной поверхностной. Доказательства чрезмерного увлечения дорогостоящими методами исследования (речь сейчас не о людях с низким социально-экономическим статусом, которые часто лишены доступа и к самым базовым медицинским услугам) являются весьма убедительными. То, что на фоне увеличения расходов на здравоохранение ожидаемая продолжительность жизни снижается, является весьма тревожным сигналом.

В течение многих лет экономисты от здравоохранения говорили о «перегибе кривой», имея в виду снижение расходов при сохранении прежних результатов или на фоне их улучшения. Однако, учитывая снижение продолжительности жизни в

последние годы на фоне резкого увеличения расходов, мы можем утверждать, что «перегиб кривой» действительно произошел, но отнюдь не в том направлении!

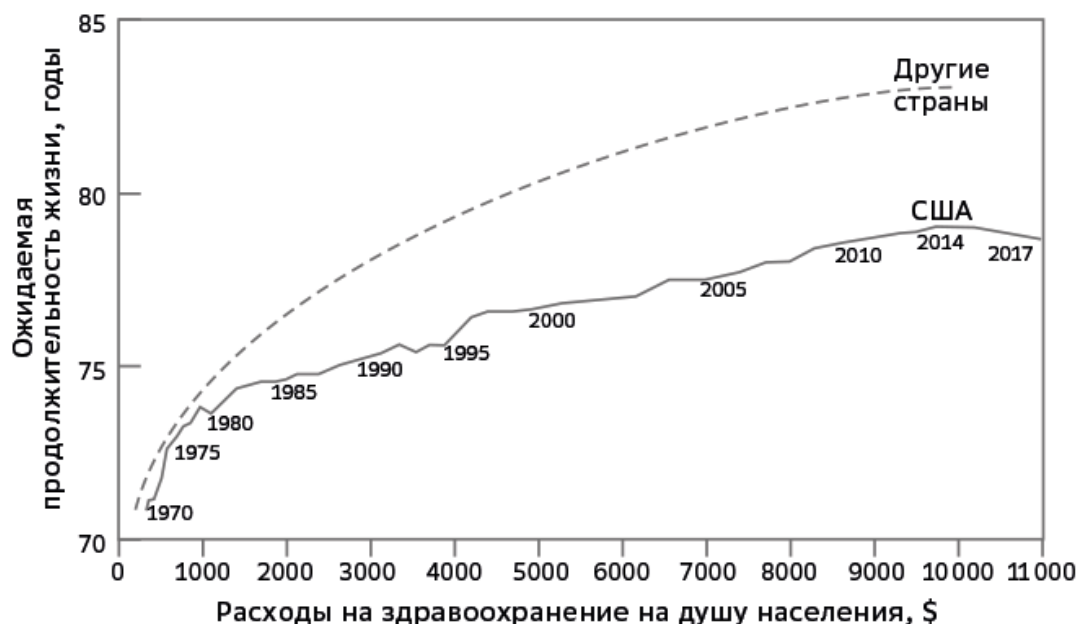


Рис. 2.4. Ожидаемая продолжительность жизни в 24 странах в сравнении с ожидаемой продолжительностью жизни в США в зависимости от расходов на здравоохранение на душу населения с 1970 по 2017 г. Источник: с изменениями из: M. Roser, "Link Between Health Spending and Life Expectancy: US Is an Outlier." *Our World in Data* (2017): <https://ourworldindata.org/the-link-between-life-expectancy-and-health-spending-us-focus>.

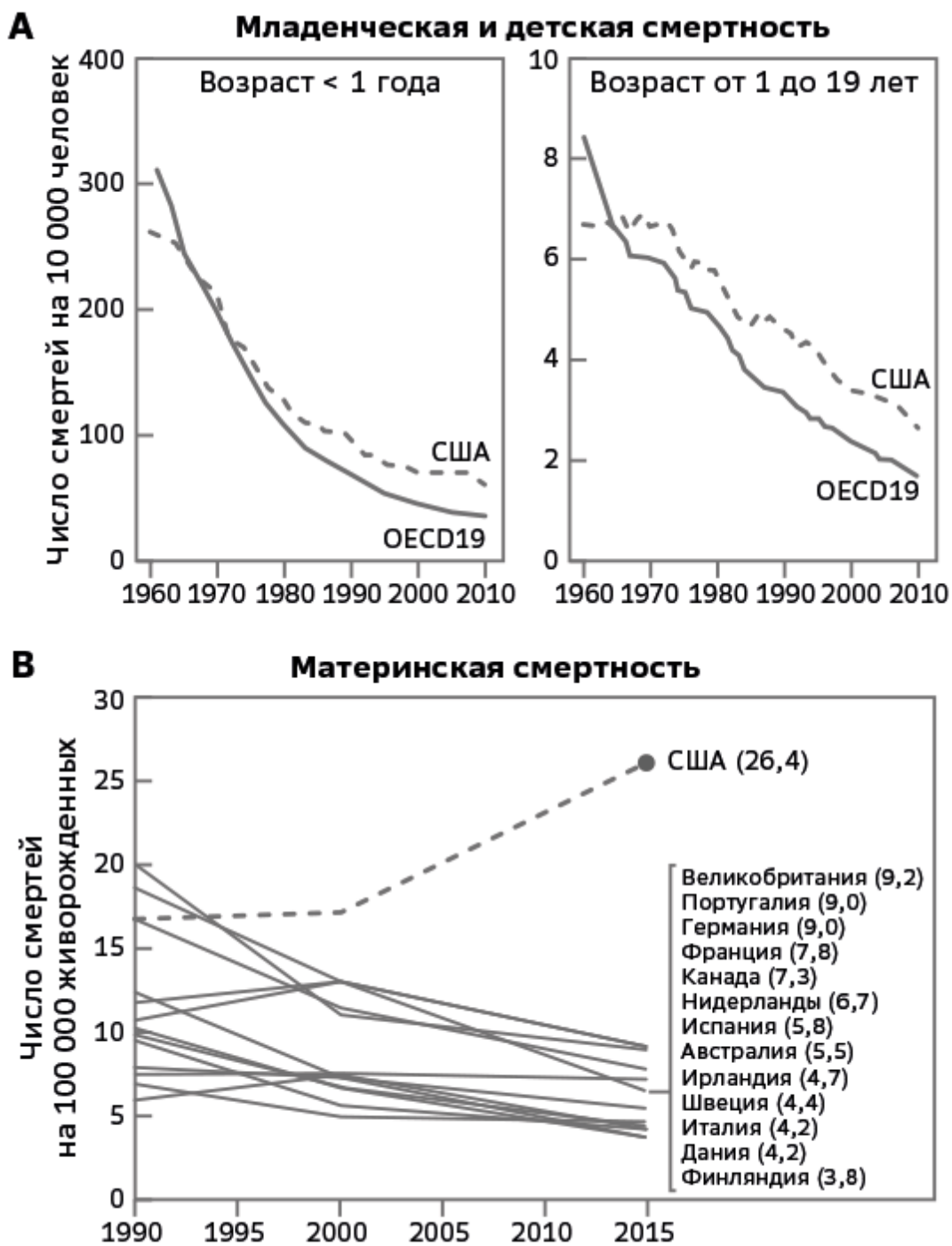


Рис. 2.5. Данные, показывающие отставание США по показателям детской (А) и материнской (В) смертности. Источник графика А (с изменениями): А. Thrakar et al., "Child Mortality in the US and 19 OECD Comparator Nations: A 50-Year Time-Trend Analysis", *Health Affairs* (2018): 37 (1), 140–149. График В: GBD Maternal Mortality Collaborators, "Global, Regional, and National Levels of Maternal Mortality, 1990–2015: A Systematic Analysis for the Global Burden of Disease Study 2015," *The Lancet* (2016): 388 (10053).

Надеюсь, что мне удалось убедить вас в том, что поверхностная медицина, которую мы сегодня практикуем, приводит лишь к неоправданно высоким расходам, низкой эффективности и причинению невынужденного ущерба пациентам. Поверхностная медицина — это неразумная медицина. И это особенно важно признать в нашу эпоху информационных технологий, когда мы имеем возможность получать и обрабатывать практически неограниченное количество полезных данных буквально о каждом человеке, углублять знания, сделать доступ к медицинским данным всепроникающим и всеобъемлющим. Весь массив больших данных поможет обеспечить точность диагностики и адекватность лечения. Мы не пользуемся этими возможностями, потому что совладать с этими данными не под силу ни одному человеку, ни одному врачу. Именно поэтому нам надо радикально изменить подход к методике постановки диагноза, этой ключевой задаче каждого клинициста. Теперь давайте перейдем к обсуждению этой темы.

ГЛАВА 3

Медицинский диагноз

Хороший врач-диагност собирает множество названий-ярлыков, связывающих идею болезни с ее симптомами, возможными причинами, предыдущими событиями, путями ее развития и последствиями, а также способами ее излечить или облегчить течение.

Даниэль Канеман

Информатика максимально проявит свои возможности в том, что усилит, а в определенной степени и заменит интеллектуальную деятельность врача.

Уильям Шварц^[5] (1970 г.)

Было это на третьем курсе медицинского факультета. Мы начали изучать введение в клиническую медицину на базе мемориального госпиталя Стронга в Рочестере (штат Нью-Йорк). В первый день состоялось наше знакомство с сущностью медицинской диагностики. Наставником нашей группы из 10 студентов стал доктор Артур Мосс, высококвалифицированный кардиолог и одновременно преподаватель Рочестерского университета. (Этот преподаватель, ставший для меня образцом

для подражания, умер в 2018 г.) Прежде чем повести студентов в палаты к больным, он собрал нас в небольшой аудитории для предварительной «разминки».

У Мосса была запоминающаяся внешность: темные, немного косящие глаза, серебро седины в иссиня-черных волосах. На нем был длинный белый халат на пуговицах, темно-серые брюки с отворотами, черные носки и остроносые черные туфли. Его задача состояла в обучении студентов искусству постановки медицинского диагноза.

Он подошел к черной доске (тогда, в 1977 г., классные доски были черными, а не белыми) и принялся записывать на ней сведения о каком-то пациенте.

Сначала он написал: «Мужчина 66 лет поступил в отделение скорой помощи».

Потом обернулся к нам и спросил: «Каков наш дифференциальный диагноз?»

Это могло показаться странным — мы же практически не располагали никакой информацией о больном. Но смысл вопроса доктора Мосса заключался в том, что всякий раз, сталкиваясь с новым клиническим случаем, врач должен использовать любую бесценную крупицу информации, будь то симптом, объективный признак или результат лабораторного анализа, и как можно быстрее вспомнить самые распространенные причины, соответствующие определенной картине.

Мы, будущие врачи, ответили: скорее всего, у больного инфаркт миокарда, рак, острое нарушение мозгового кровообращения или травма.

После этого доктор Мосс добавил еще один пункт: у пациента боль в груди.

Группа единодушно заключила, что у пациента инфаркт миокарда.

Доктор Мосс, искоса посмотрев на нас, сказал, что мы ошиблись. Нужно поискать другие причины боли в груди у такого

пациента. Мы высказали несколько новых предположений: расслаивающая аневризма аорты, грыжа пищеводного отверстия диафрагмы, плеврит, перикардит и ушиб сердца.

Мосс, выслушав нас, дописал на доске, что боль отдает в шею и спину. Мы ограничили наши предположения инфарктом и расслаивающей аневризмой аорты. Затем преподаватель добавил, что больной вскоре потерял сознание, и мы выставили наш окончательный диагноз: расслаивающая аневризма аорты. Мосс улыбнулся и сказал: «Верно». Потом он добавил, что никогда не следует забывать об этой вероятности — расслаивающая аневризма аорты у пациентов с болью в груди. Очень часто эту вероятность упускают из вида, и ошибка оказывается фатальной.

Следующая задача была труднее. Стерев с доски прежнюю запись, он написал: «В госпиталь поступила женщина 33 лет».

Мы отреагировали так: рак молочной железы, осложнение беременности, несчастный случай. Мосс был разочарован, ибо на этом наша фантазия была исчерпана. Следующим симптомом была сыпь.

Теперь наш дифференциальный диагноз включал инфекцию, аллергическую реакцию на лекарство, укус насекомого или животного и контакт с ядовитым плющом. Наш наставник, снова выказав некоторое разочарование, сделал еще одну подсказку: сыпь была на лице. Это, однако, не вывело нас на правильный путь. Мы упрямо держались нашего предыдущего списка. Тогда наш наставник добавил еще одну деталь: наша больная была афроамериканкой.

Одна студентка нерешительно прошептала: «Волчанка?»

Это был правильный ответ. Студентка попала в точку, вспомнив, что системная красная волчанка часто встречается у молодых женщин африканского происхождения, а один из симптомов этого заболевания — сыпь на лице в форме бабочки.

Так мы учились ставить диагнозы. Мы шли от общего к частному, мгновенно реагируя на несколько общих ключевых

признаков, что позволяло составлять короткий список гипотез, предположений и предварительных заключений. Мы выучили заклинание, что распространенные заболевания встречаются чаще других, и это было плодом той же логики, что лежит в основании теоремы Байеса. Нас учили использовать интуитивное распознавание, а не аналитические способности. Теорема Байеса опирается на предыдущие данные, а поскольку мы, неопытные студенты-медики, прочли много книг, но практически не видели больных, то продвигались вперед очень медленно. Такой метод дает преимущество лишь зрелым врачам, которые видели на своем профессиональном веку тысячи больных.

Диагностический подход, которому нас обучали, является примером работы системы мышления, которую Даниэль Канеман когда-то назвал Системой 1 — мышление автоматическое, быстрое, интуитивное и не требующее усилий¹. Эта система мышления пользуется эвристикой, или эмпирическими правилами: это спонтанный способ мозга «срезать путь», не задействуя аналитическое мышление, что дает возможность быстро решить проблему. Напротив, Система 2 — это медленный, связанный с осмыслением процесс, задействующий аналитическое мышление. Эти процессы осуществляются в разных областях мозга и требуют разных энергетических затрат. Может показаться, что лучшие диагносты в своей работе опираются на Систему 2. Однако это не так, и многочисленные исследования показали, что талант диагноста обусловлен эвристическим подходом, сдобренным интуицией, опытом и знанием. И действительно: более 40 лет назад первая система мышления, представленная быстрым спонтанным порождением гипотез, которому обучали каждого врача, была основой постановки правильного диагноза. Если врач ставил правильный предварительный диагноз в первые пять минут общения с пациентом, то точность окончательного диагноза достигала поразительных 98%. Если никакого представления о диагнозе в

течение этих пяти минут не возникало, то точность снижалась до 25%².

Особенно выделяется в этом отношении диагностика в отделениях скорой помощи, где врачи после быстрого осмотра и обследования либо направляют больного в клинику, либо отпускают домой. Неверный диагноз может обернуться смертью пациента вскоре после выписки из отделения скорой помощи. Ежегодно около 20% населения США попадают в отделения скорой помощи, и количество людей, подвергающихся риску, огромно. Крупное исследование деятельности отделений скорой помощи показало, что ежегодно около 10 000 человек умирают в течение недели после выписки, несмотря на то, что они в тот момент не страдали диагностированными ранее заболеваниями, а в отделении у них не нашли угрожающих жизни заболеваний³. Однако эта проблема касается не только отделений скорой помощи. Каждый год в США случается более 12 млн серьезных диагностических ошибок⁴, и, согласно подробному докладу, опубликованному в 2015 г. Национальной академией наук, большинству людей хотя бы раз в жизни придется столкнуться с ошибочным диагнозом⁵.

Эти данные указывают на серьезные проблемы метода, с помощью которого врачи ставят диагнозы. Система 1 — я называю ее «быстрой медициной» — дает сбои, но и многие другие привычные способы постановки правильного диагноза подлежат улучшению. Можно было бы сделать больший упор на Систему 2. Канеман утверждал, что «способ блокировать ошибки, возникающие в Системе 1, в принципе прост: уловить признаки того, что вы находитесь на когнитивном "минном поле", притормозить и обратиться за подкреплением к Системе 2»⁶. Однако на сегодня идея, будто можно дополнить Систему 1 Системой 2, не оправдывается (хотя данные на этот счет довольно ограничены): когда врачи начинают мыслить аналитически и

сознательно замедляют темп исследования, точность диагностики практически не повышается⁷. Главным фактором здесь является то, что использование Системы 1 или Системы 2 — не единственная важная переменная, в игру вступают и другие факторы. Один из них — пренебрежение к формированию диагностических навыков в процессе изучения медицины. Из 22 критериев, которые учитываются Американским комитетом по аккредитации терапевтов-выпускников, только два имеют отношение к диагностическим навыкам⁸. По завершении медицинского образования врачи застревают на текущем уровне качества диагностики на всю оставшуюся профессиональную жизнь. Удивительно, но отсутствует и система, которая позволила бы врачу на основании обратной связи улучшать свои диагностические навыки на протяжении врачебной деятельности. Филип Тетлок, один из авторов книги «Думай медленно — предсказывай точно»^[6], отмечает: «Если вы не получаете обратной связи, то ваша самоуверенность растет быстрее точности»⁹. Отсутствие упора на диагностические навыки во время обучения в университете и после его окончания усугубляется отсутствием должной оценки когнитивных искажений, которые могут приводить к диагностическим ошибкам. Сегодня в медицинских учебных заведениях отсутствует даже такая дисциплина — обучение навыкам диагностики.

В книге «Отмененный проект»^[7] Майкл Льюис писал о Дональде Редельмейере, канадском враче, который, будучи еще юношей, вдохновился идеями Амоса Тверски и Даниэля Канемана¹⁰. В травматологическом центре госпиталя Саннибрук в Торонто Редельмейер обратился к коллегам с призывом не торопиться, обуздать свою Систему 1 и попытаться избежать ошибок мышления, вынося суждения. «Будьте внимательны, если вам сразу пришел в голову один простой диагноз, который все

прекрасно объясняет. Вот когда нужно остановиться и проверить свое мышление»¹¹. Например, пациентке ставят диагноз «гипертиреоз» на основании нарушений сердечного ритма, а потом оказывается, что у нее перелом ребер и пневмоторакс с компрессией легкого. Редельмейер назвал эту ошибку примером вопиющей и самой типичной эвристики: диагноз был поставлен обходным путем, на основании прошлого опыта (эта типичная ошибка была описана Тверски и Канеманом). Такой стиль мышления, как опора на эвристику репрезентативности, является примером широко распространенной среди врачей проблемы когнитивных искажений. Люди вообще склонны к когнитивным искажениям (даже англоязычная «Википедия» представляет список из 185 таких искажений), но я коснусь лишь нескольких — тех, что нарушают точность диагностики¹². Важно подчеркнуть, что эти укоренившиеся в медицине когнитивные искажения свойственны человеческой природе и касаются не только диагностики или назначения лечения. Но медицинские искажения отличает то, что в медицине принимаемые решения — дело очень серьезное, а зачастую и просто вопрос жизни и смерти.

Некоторые когнитивные искажения, ведущие к диагностическим ошибкам, вполне предсказуемы. Существуют более 10 000 человеческих болезней, и нет такого врача, который был бы способен удержать в памяти большую их часть. Если врач не может вспомнить наиболее вероятный диагноз, проводя дифференциальную диагностику, то он поставит диагноз на основании того, что ему мысленно «доступно», а это может привести к ошибке. Такое когнитивное искажение называют эффектом доступности.

Искажения другого рода возникают из-за того, что врачи имеют дело с одиночными случаями. В 1990 г. Редельмейер и Тверски опубликовали исследование в *The New England Journal of Medicine*, показывающее, как отдельные пациенты — и особенно

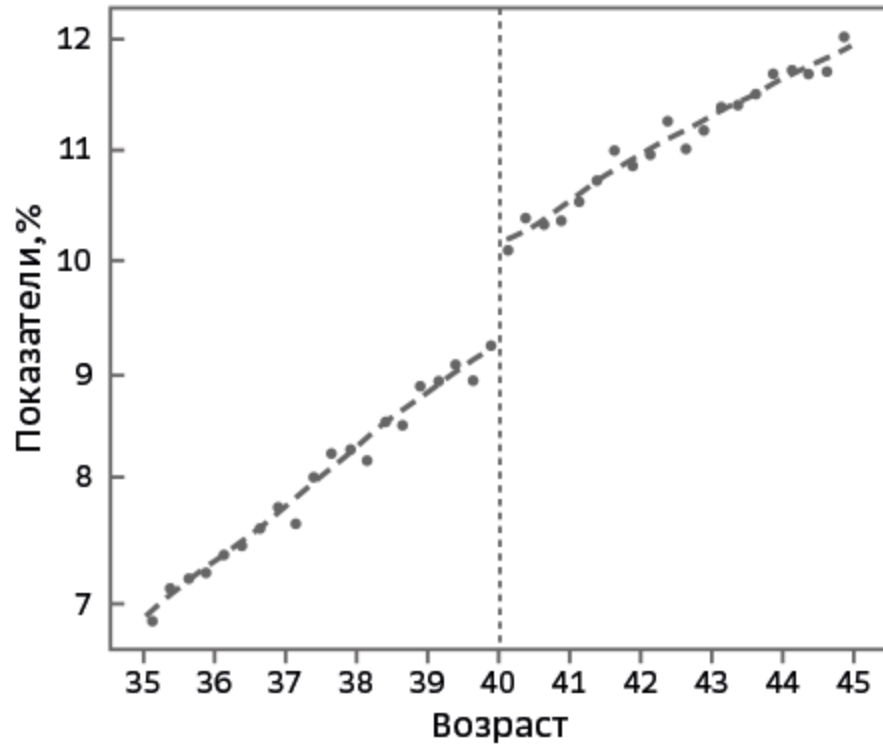
те, которых врач принимал недавно, — могут влиять на решения по диагностике и лечению просто потому, что каждый врач наблюдает относительно небольшое число пациентов¹³. Личный опыт врачей может перевесить данные, полученные в ходе обследования большого числа пациентов (скажем, о вероятности того, что пациент страдает каким-то редким заболеванием), лишь на основании того, что предыдущий пациент со сходными симптомами страдал именно этим редким заболеванием. Да я и сам после того, как наблюдал пациента с инсультом, страдавшего редкой опухолью сердечного клапана (папиллярной фиброэластомой), стал подозревать эту опухоль у своих следующих пациентов. В целом, как считает Редельмейер, 80% врачей даже не задумываются, что вероятности применимы и к их пациентам.

Мне вспоминается еще один пример такого искажения из моего собственного опыта. Во время установления стента в коронарную артерию у пациента имеет место очень небольшой риск развития инфаркта миокарда. Такие инфаркты редко сопровождаются явной симптоматикой, но их можно диагностировать по повышению содержания в крови некоторых ферментов, что говорит о повреждении сердечной мышцы. Когда мы с коллегами опубликовали на эту тему несколько статей в 1990-е, многие кардиологи не согласились с нашими выводами: по их мнению, эта проблема была нами искусственно раздута. Правда, каждый кардиолог проводит в течение года от 100 до нескольких сотен процедур стентирования, и, как правило, анализы для выявления повреждения сердечной мышцы не назначаются. Все врачи находились под влиянием искажения, заставлявшего считать, будто они, высококвалифицированные специалисты, никак не могут спровоцировать у своих больных инфаркт миокарда. В этом случае на когнитивное искажение врачей повлияла ограниченность их собственного клинического

опыта, равно как и неспособность к систематическому поиску объективных данных о возможных осложнениях.

Мышление, основанное на общепризнанных правилах, тоже может привести к искажениям и связанным с ними ошибкам. Кардиологи, диагностирующие сердечные заболевания в отделениях скорой помощи, демонстрируют такое искажение (см. рис. 3.1), когда общепринятое мнение, будто пациенту с инфарктом миокарда непременно должно быть больше 40 лет, мешает им даже заподозрить инфаркт у более молодых пациентов. Ситуация очевидна, и это было хорошо показано Стивенем Куссаном в статье с емким заголовком «Дискретное поведение: эвристическое мышление в отделении скорой помощи». При оценке работы врачей выявляется разрыв графика (см. рис. 3.1А), что говорит о следующем: врачи считают пациентов слишком молодыми для того, чтобы искать у них инфаркт миокарда, хотя риск инфаркта у сорокалетнего пациента ничуть не выше, чем у пациента 39 лет (см. рис. 3.1В). Это имеет большое значение: наблюдая в течение 90 дней обсуждаемых пациентов, Куссан нашел, что у многих больных, которых сочли слишком молодыми для ИБС, в ходе наблюдения развился инфаркт миокарда¹⁴.

А Доля пациентов отделений скорой помощи, которым проводили диагностику инфаркта миокарда



В Ежегодная смертность от инфаркта миокарда на 100 000 населения

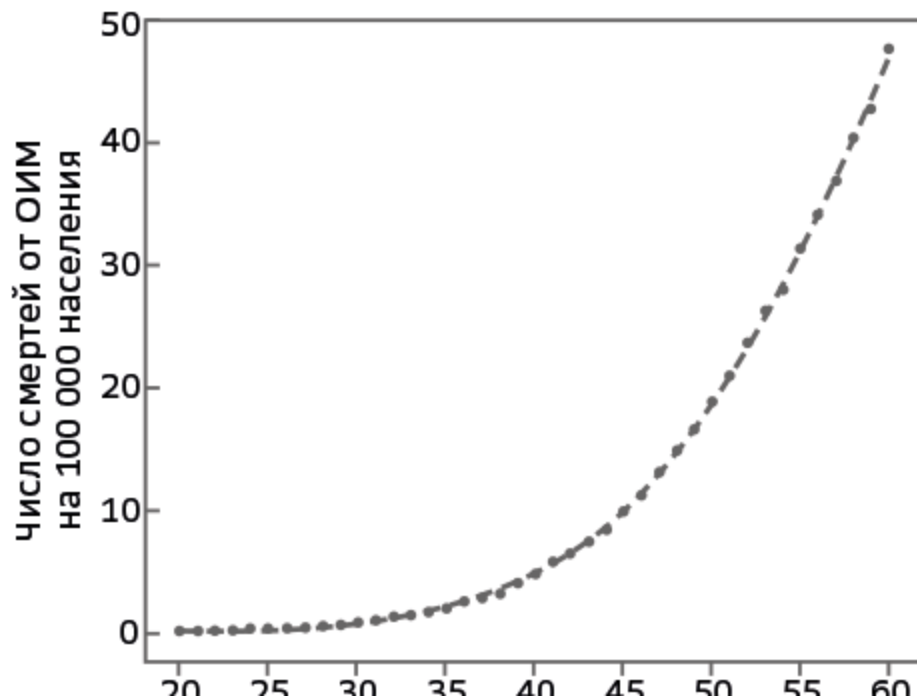


Рис. 3.1. Эвристическое мышление приводит к неверной диагностике у пациентов с инфарктом миокарда в отделениях скорой помощи. Источник: с изменениями из: S. Coussens, "Behaving Discretely: Heuristic Thinking in the Emergency Department", *Harvard Scholar* (2017): http://scholar.harvard.edu/files/coussens/files/stephen_coussens_JMP.pdf.

Одним из самых распространенных среди врачей и самых опасных искажений является так называемый эффект сверхуверенности, который Канеман назвал «эндемичным для медицины»¹⁵. В подтверждение своего высказывания Канеман напоминает об исследовании, в котором сравнивали уверенность врачей в правильности их диагнозов с причинами смерти их пациентов, выявленными при патологоанатомическом вскрытии. «Клиницисты, которые были "полностью уверены" в правильности прижизненных диагнозов, ошибались в 40% случаев». Льюис тоже признавал существование такого предубеждения: «Вся профессия врача построена на утверждении мудрости своих решений»¹⁶. Тверски и Канеман затрагивали тему искажений, связанных с определенностью, в своей классической статье 1974 г. для *Science*, где были перечислены многие разновидности эвристического подхода, к которому люди часто прибегают, имея дело с неопределенностью¹⁷. К сожалению, в медицине всегда хватало неопределенности из-за дефицита достоверных данных практически в каждом клиническом случае. К несчастью, работа в условиях повышенной неопределенности ведет к зависимости от экспертных мнений, что я называю «медициной с опорой на светил» (подробно этот вопрос разбирается в моей книге «Созидательное разрушение медицины»¹⁸).

В какой-то мере эту чрезмерную уверенность можно отнести на счет другого когнитивного искажения — «предвзятость подтверждения», которое также называют «склонность к подтверждению своей точки зрения»; это тенденция учитывать информацию, подтверждающую уже имеющееся убеждение, и

игнорировать информацию, которая ему противоречит¹⁹. Эффект сверхуверенности имеет непосредственное отношение к «иллюзии глубины объяснения», что имеет место, когда люди верят, будто знают больше, чем на самом деле. Независимо от природы искажений ясно, что люди (включая и врачей) могут принимать важные решения, не согласующиеся с рациональным поведением.

Подтверждением сказанному может служить классический эксперимент, проведенный Тверски. Он опросил врачей-онкологов Стэнфорда, будут ли они оперировать пациента с терминальной стадией опухоли. Если в вопросе говорилось, что выживаемость в результате операции составляет 90%, то 82% врачей выбрали операцию. Но если в формулировке было указано, что смертность после вмешательства достигает 10%, то за операцию высказались лишь 54% врачей. Всего лишь смена слова «выживаемость» на слово «смертность» привела к значимому сдвигу.

Итак, мы довольно много знаем о диагностических ошибках: например, нам известно то, сколько их случается каждый год, и то, что значительная их часть происходит по причине когнитивных искажений. На основе изучения сообщений 583 врачей об их диагностических ошибках выяснилось, что главной причиной ошибок является отсутствие предположения о верном диагнозе (см. рис. 3.2) — результат мышления по Системе 1 и эффекта доступности²⁰. Неспособность установить диагноз или задержка с диагностикой стоят на первом месте в списке причин судебных исков к врачам в США: в 2017 г. число таких исков составило 31% от всех исков к врачам и лечебным учреждениям²¹. Когда врачей, совершивших ошибку, спрашивали, в чем они поступили бы иначе, то чаще всего они отвечали, что с бóльшим вниманием отнеслись бы к записям в медицинских документах: налицо еще одно доказательство спешки при осмотре пациентов и анализе данных обследования.

Ясно, что очень важно стремиться к уменьшению числа диагностических ошибок, хотя столь же ясно, что их число никогда не станет равным нулю.



Рис. 3.2. Наиболее вероятные причины диагностических ошибок в выборке из историй болезни более 500 врачей. Источник: с изменениями из: L. Landro, "The Key to Reducing Doctor's Misdiagnoses," *The Wall Street Journal* (2017): www.wsj.com/articles/the-key-to-reducing-doctors-misdiagnoses-1505226691, с первичной ссылкой на: G. Schiff et al., "Diagnostic Error in Medicine: Analysis of 583 Physician-Reported Errors," *Archives of Internal Medicine* (2009): 169 (20), 1881–1887.

И поверхностная, и «скоростная» медицина уже сами по себе значимые проблемы. Надо бороться как с поверхностностью, так и с поспешностью. Даже в весьма редкой ситуации, когда знания врача о пациенте глубоки, а о больном собрано много необходимых данных, делу могут помешать и ошибки человеческого мышления, и ограниченность человеческого

опыта. За все время своей карьеры опытный врач может принять и обследовать тысячи больных. Этот опыт и становится для каждого врача основой для мышления по Системе 1, но, как я уже писал выше, не существует механизма обратной связи, который оповещал бы врача в каждом конкретном случае, прав он или нет. Каждому врачу требуется несколько десятилетий для накопления полезного опыта, который все равно остается весьма ограниченным: в самом деле, даже самый одаренный врач, который, возможно, осмотрел и проконсультировал за свою профессиональную жизнь десятки тысяч пациентов, имеет весьма небольшой опыт в сравнении с совокупным опытом больших групп врачей. Так, на сегодня в США практикуют более 700 000 врачей, а во всем мире — несколько миллионов, и их совокупный опыт несоизмеримо обширнее опыта любого отдельно взятого врача. Здесь в дело должен вмешаться компьютер.

Потенциальную помощь врачам могут оказать сетевые инструменты. Повторюсь: есть разрозненные примеры, как Google помогает в диагностике в трудных случаях, но все же простой поиск симптомов нельзя считать средством точной диагностики. Одним из самых первых инструментов по учету симптомов, которым вначале пользовались врачи, а теперь пользуются и пациенты, стала система Isabel Symptom Checker, в которой собраны симптомы более 6 000 заболеваний. Когда я ввел в компьютер «кашель и повышение температуры тела у 50-летнего мужчины, живущего в Северной Америке», то в качестве наиболее вероятных мне были выданы диагнозы «грипп», «рак легких», «острый аппендицит», «абсцесс легкого», «возвратный тиф», «атипичная пневмония» и «тромбоэмболия легочной артерии». Вероятно, мы можем с легкостью исключить все причины, кроме гриппа и атипичной пневмонии, учитывая распространенность этих заболеваний в США. В 2015 г. в *British Medical Journal* была опубликована статья, авторы которой оценили 23 системы интерпретации симптомов. После ввода

данных в эти системы верные диагнозы были поставлены лишь в 34% случаев²². Несмотря на такой плохой результат, в последние годы было создано множество диагностических приложений, учитывающих симптомы, — среди них Ada, Your.MD и Babylon. Они включают в себя компоненты искусственного интеллекта, но по точности диагностики эти системы пока сильно уступают врачам (впрочем, точность врачебных диагнозов мы тоже не можем считать золотым стандартом). Эти стартапы начинают опираться на данные, выходящие за рамки перечня симптомов, так как системы задают вопросы, касающиеся и анамнеза пациента. Есть надежда, что подобный обмен репликами с ИИ поможет сузить дифференциальный диагноз и повысить точность диагностики. Одно из таких приложений, Vuoy Health, хранит в памяти более 18 000 медицинских публикаций, описание 1700 заболеваний и данные по более чем 5 млн пациентов.

Однако представление о том, что совокупность симптомов сама по себе может обеспечить правильную диагностику, является чрезмерным упрощением. Выслушивая пациента, убеждаешься в том, что наличие или отсутствие симптома — отнюдь не бинарное отношение (1 или 0): симптомы отличаются нюансами и окраской. Например, больной с расслаивающей аневризмой аорты может и не жаловаться на «боль в груди». При инфаркте миокарда больной может, предъявляя жалобы, прижимать кулаки к груди (симптом Левина), чтобы обозначить ощущение в груди как давление, которое не воспринимается как боль. Или это может быть жжение, которое не воспринимается ни как давление, ни как боль. При использовании таких диагностических приложений дело осложняется тем, что симптомы не только субъективны — они подаются пациентом, выражением его лица, языком тела, то есть способами, которые очень важны, но часто не могут быть сжато описаны несколькими словами.

Компьютеры могут помочь в получении второго мнения, что способно повысить вероятность установления правильного диагноза. В одном исследовании, выполненном в клинике Мэйо, в рамках которого были проанализированы повторные консультации 300 больных другими специалистами, указывается, что их диагнозы совпали с диагнозами направивших врачей только в 12% случаев²³. Хуже того, мнение второго специалиста нередко просто невозможно получить — отчасти из-за стоимости, трудностей с назначением визита или даже с поиском подходящего специалиста, к которому можно было бы обратиться. Телемедицина упрощает сам процесс постановки важного диагноза, но при этом мы жертвуем личным контактом пациента с врачом ради получения второго мнения. Когда я работал в Кливленде на рубеже тысячелетий, мы запустили онлайн-сервис под названием MyConsult, позволяющий на сегодняшний день десяткам тысяч пациентов заручиться вторым мнением, которое часто не совпадает с мнением первого врача.

Врачи, надеющиеся повысить точность диагностики, прибегают к краудсорсингу, получая помощь от коллег в постановке диагноза. Это еще не мышление по Системе 2, а просто попытка воспользоваться преимуществом — мнениями и опытом других специалистов. В последние годы большую популярность приобрели диагностические приложения для смартфонов — Figure 1, HealthTap и DocCHIRP. Приложение Figure 1, например, стало популярным, поскольку позволяет показывать медицинские изображения коллегам, что ускоряет постановку правильного диагноза. Наша группа в Научно-исследовательском институте Скриппса недавно опубликовала данные ресурса, который активно используется во врачебном краудсорсинге, — Medscape Consult²⁴. В течение двух лет с момента запуска число пользователей приложения неуклонно растет и сейчас достигло 37 000 человек; среди них врачи многих специальностей из более чем 200 стран. Система очень быстро откликается на призывы о

помощи. Любопытно, что средний возраст пользователей превышает 60 лет. Human Diagnostic Project, известный также под названием HumanDx, — это сетевая и мобильная платформа, которую используют более 6 000 врачей и студентов-практикантов из 40 стран²⁵. Исследование, в рамках которого диагностическая работа более 200 врачей сравнивалась с работой компьютерных диагностических алгоритмов, показало, что точность врачебной диагностики достигает 84%, в то время как точность компьютерных алгоритмов — всего 51%. Эти данные выглядят не слишком оптимистично ни для врачей, ни для искусственного интеллекта, но ярые сторонники внедрения ИИ, располагая поддержкой многих организаций, таких как Американская медицинская ассоциация (АМА), Американский совет медицинских специальностей (АВМС) и другие ведущие медицинские советы, надеются, что «коллективный разум» врачебного сообщества и машинное обучение совместно помогут улучшить точность диагностики. О подобном случае рассказал один из таких сторонников, терапевт Шантану Нунди, и рассказ этот внушает оптимизм²⁶.

Он наблюдал женщину в возрасте за 30 со скованностью и болью в суставах кистей рук. Врач был не вполне уверен в диагнозе ревматоидного артрита и отправил в HumanDx сообщение: «Женщина 35 лет с болью и скованностью в суставах кистей обеих рук; болеет в течение 6 месяцев. Подозрение на ревматоидный артрит». К сообщению врач приложил фотографию кистей рук пациентки. В течение нескольких часов на это сообщение откликнулись многие ревматологи, подтвердившие диагноз. К 2022 г. HumanDx планирует пополнить в свои ряды по меньшей мере 100 000 врачей, а также расширить использование алгоритмов обработки естественного языка для направления важнейших данных соответствующим специалистам, сочетая инструментарий ИИ с врачебным краудсорсингом.

Альтернативная модель краудсорсинга, призванная улучшить качество диагностики, предусматривает так называемую «гражданскую науку» — участие общественности в научных исследованиях. Платформа, разработанная компанией CrowdMed, запускает финансово стимулируемую конкуренцию между врачами и любителями по «раскалыванию» трудных диагностических случаев. Привлечение к диагностике лиц, не имеющих отношения к клинической медицине, является абсолютным новшеством и уже привело к неожиданным результатам: как рассказал мне основатель и генеральный директор компании Джаред Хейман, любители ставят верные диагнозы чаще, чем врачи-специалисты. У нашей исследовательской группы не было возможности проверить эти данные или подтвердить точность окончательных диагнозов. Но если эти данные верны и обоснованны, то у этого преимущества может быть свое объяснение: у любителей больше времени для углубленного изучения каждого случая, что лишь подчеркивает, как важно не спешить и тщательно работать для получения правильного ответа на трудный вопрос.

Единственная компания, открыто заявившая о своих амбициозных планах по улучшению качества медицинской диагностики и результатов лечения, — IBM, которая готова делать это с помощью своего суперкомпьютера Watson и искусственного интеллекта (см. рис. 3.3). В 2013 г. IBM начала работать совместно с ведущими медицинскими центрами, потратила миллиарды долларов на покупку необходимых компаний и загрузила в Watson данные пациентов, медицинские изображения, миллионы анамнезов, биомедицинскую литературу, а также платежные документы²⁷. К 2015 г. IBM объявила, что Watson обработал 15 млн страниц медицинского контента, более 200 учебников по медицине и 300 медицинских журналов. Огромное количество публикаций, появляющихся ежедневно, представляет собой базу знаний, которые

медицинское профессиональное сообщество, разумеется, не способно переработать полностью, но которые тем не менее могут быть полезны. В 2016 г. IBM даже приобрела компанию Truven Health Analytics за \$2,6 млрд для того, чтобы можно было ввести в ненасытную память Watson данные о 100 млн пациентов, которыми располагала компания²⁸.



Рис. 3.3. Реклама суперкомпьютера Watson компании IBM.

Когда несколько лет назад сотрудники команды, обслуживающей Watson, посетили наш Научно-исследовательский институт Скриппса, нам было продемонстрировано, как ввод симптомов в компьютер выдает дифференциальный диагноз, в котором конкурирующие диагнозы ранжированы по вероятности. Однако если бы мы

захотели использовать Watson для нашей программы геномного секвенирования пациента с неизвестной болезнью, то нам пришлось бы выложить за это более \$1 млн. Этого мы себе позволить не могли. Но другие центры это не испугало, и они, разумеется, поделились результатами.

Самые впечатляющие результаты, полученные в Комплексном онкологическом центре Линебергера при Университете Северной Каролины (UNC), были продемонстрированы в телешоу CBS «60 минут» в 2016 г. Директор этого центра Норман Шарплесс — теперь он директор Национального института рака (NCI) — рассказал, что изначально скептически относился к перспективе использования искусственного интеллекта для улучшения результатов лечения онкологических заболеваний. Из всех методов, использованных специалистами UNC для лечения 1 000 пациентов, 30% были определены с помощью Watson на основании компьютерного анализа рецензированной литературы по вопросам онкологии²⁹. Надо помнить, что лечение — это не то же самое, что улучшение диагностики, но способность Watson «проглотить» и обработать более 160 000 исследований по онкологии, которые ежегодно публикуются по этой теме, может стать отличным подспорьем в деле помощи некоторым пациентам. Первая публикация (в рецензируемом издании) результатов исследования с привлечением материалов по 1 000 пациентов клиники Университета Северной Каролины выявила 300 случаев, когда адекватное лечение предложил Watson, а не онкологи³⁰.

Однако сотрудничество Watson с Онкологическим центром М. Д. Андерсона, одним из ведущих противораковых центров США, обернулось фиаско, отмеченным многими просчетами. Одной из самых фундаментальных ошибок стало утверждение, будто поглощение миллионов страниц медицинской информации — это то же самое, что ее осмысление и разумное использование. Глава проекта Центра Андерсона по тестированию Watson доктор Линда

Чин сформулировала это так: «Научить машину читать медицинскую карту труднее, чем кажется»³¹. Оказалось, что не так легко научить машину упорядочивать неструктурированные данные, распознавать сокращения, обрывки фраз и различные стили изложения, а также учитывать человеческие ошибки. Такой же пессимизм сквозит в словах Марка Криса из мемориального онкологического центра имени Слоуна–Кеттеринга, который участвовал в начальном обучении системы Watson for Oncology: «Таким способом мы не сможем изменить систему когнитивной компьютерной обработки ни на дюйм. В машину надо вложить литературу, надо вложить в нее отдельные клинические случаи»³². Фрагментарность клинических данных и недостаток доказательных данных из медицинской литературы лишило проект предполагавшейся ценности. В конечном счете проект, обошедшийся в \$62 млн, закончился провалом. Ни одна из поставленных целей не была достигнута; исследователи по ходу работы меняли направление от одного вида рака к другому, а также планировали пилотные проекты, ни один из которых так и не был запущен³³. Поэтому неудивительно, что бывший менеджер IBM Питер Гройлих, рассуждая о проекте, заключил: «IBM стоит отказаться от попыток излечить рак. Маркетинговая машина работала вхолостую, нисколько не помогая создавать реальный эффективный продукт»³⁴. Стоит отметить позицию Исаака Когана, который возглавляет отделение биомедицинской информации медицинского факультета Гарвардского университета: «Особенно громко рекламировалось, что Центр Андерсона якобы создал платформу для диагностики лейкозов — более 150 потенциальных протоколов, платформа разработана при помощи Watson и все такое. Но на самом деле никто ее не использовал — ее просто не существовало»³⁵.

Проблемы, с которыми столкнулся компьютер IBM Watson в онкологии, типичны для всех попыток его использования в

медицине для улучшения качества диагностики. Оптимистичный прогноз будущего Watson высказал в книге «Homo Deus»^[8]. Юваль Ной Харари: «Увы, даже самый внимательный врач не может помнить обо всех моих прошлых недомоганиях и обследованиях и не может одинаково разбираться во всех болезнях и лекарствах или быть в курсе всех свежих статей во всех медицинских журналах. Вдобавок к этому иногда врач переутомлен, или голоден, или даже нездоров, что сказывается на его концентрации. Неудивительно, что доктора иногда ошибаются в диагнозах или назначают не слишком действенное лечение»³⁶. Конечно, у компьютеров есть определенный потенциал, и ситуация может быть значительно улучшена, но пока обещания остаются лишь обещаниями. Трудности в сборе и объединении данных были недооценены, причем не только создателями суперкомпьютера Watson, но и всеми технологическими компаниями, которые решили заняться проблемами здравоохранения.

Мы не разделяем идей Харари, но машины необходимы нам как помощники в диагностике. В связи с тем, что перед нами стоит труднейшая проблема нарастающего потока данных и информации по каждому индивиду, а также не менее стремительного роста числа медицинских публикаций, для нас очень важно превратить искусство диагноза в цифровую науку, основанную на объективных данных. Пока, однако, в нашем распоряжении лишь ограниченное количество перспективных клинических испытаний, которые внушают надежду, что это когда-нибудь станет принципиально возможным.

Быстро и узко

До этого момента нас интересовала общая диагностика пациента и мы не касались таких более узких аспектов диагностики, как интерпретация медицинских изображений, электрокардиограмм,

голоса или речи. Но именно в интерпретации этих данных в последние годы машины сделали большой прогресс.

Позвольте мне представить краткую выборку достижений искусственного интеллекта в некоторых узких областях диагностики. В том, что касается головного мозга, мы можем констатировать, что машины лучше интерпретируют снимки больных с острыми нарушениями мозгового кровообращения или с малозаметными изменениями, которые надежно указывают на возможное развитие в дальнейшем болезни Альцгеймера. Если говорить об исследованиях сердца, машины способны к качественной интерпретации электрокардиографических признаков нарушений сердечного ритма и анализу эхокардиограмм. В онкологии машины успешно анализируют картины поражений кожи, а также морфологию опухолей в микроскопических препаратах. Большая работа была проделана по усовершенствованию автоматической диагностики в офтальмологии на основании фотографий сетчатки. Обработка и анализ звуков — голоса и речи — помогли в диагностике посттравматического стрессового расстройства и травматических поражений головного мозга. Даже анализ формы звуковой волны кашля использовали для облегчения диагностики бронхиальной астмы, туберкулеза легких, пневмонии и других легочных заболеваний.

Стоит упомянуть также и приложение Face2Gene от FDNA, так как оно может помочь в диагностике более 4 000 генетических нарушений, многие из которых очень трудно выявить и диагностировать. Примером может служить ребенок с редким синдромом Коффина–Сириса. Приложение выполняет диагностику, распознавая характерное строение лица, в течение нескольких секунд, в то время как в некоторых семьях на выявление этого заболевания у «живых» врачей ушло до 16 лет напряженного труда, дорогостоящих обследований и кропотливой работы с пациентами. Создатели приложения

добились такого успеха, использовав методы глубокого обучения для анализа внешности больных и выявив редкое, но характерное сочетание черт лица, которое позволяет безошибочно диагностировать синдром. Этим приложением уже пользуются 60% специалистов по медицинской генетике. Это хороший признак, потому что столь широкое применение неуклонно расширяет объем знаний, необходимых для точной диагностики редких заболеваний, которые в последние годы начинают встречаться все чаще и чаще. В этом случае мы вновь наблюдаем поразительный успех инструментов искусственного интеллекта в узких областях диагностики. Но дело не только в узкой специализации диагностических инструментов искусственного интеллекта. Машинная обработка данных — очень быстрая и дешевая. Было подсчитано, что машина может проанализировать 250 млн снимков за 24 часа, и обойдется это в \$1 000³⁷.

Все это выглядит весьма многообещающе — но и довольно легковесно. Для того, чтобы по-настоящему оценить перспективы и нащупать подводные камни, нам необходимо глубже заглянуть в суть технологии ИИ. Например, в этой главе я много писал о человеческих когнитивных искажениях. Но те же искажения — как часть человеческой культуры — могут быть внедрены и в инструментарий искусственного интеллекта. Так как прогресс внедрения искусственного интеллекта в медицину отстает от других сфер (самоуправляющиеся автомобили, распознавание лиц и компьютерные игры), мы можем учиться на этом опыте, чтобы избежать повторения тех же ошибок в медицине. В следующих двух главах я опишу плюсы применения искусственного интеллекта, а затем перейду к минусам. Вы вместе со мной увидите, как трудно искусственному интеллекту преобразить медицину и насколько неизбежно это преобразование. Однако и врачам, и пациентам будет полезно, если они смогут заглянуть за кулисы, а не слепо принимать новую эру

алгоритмической медицины. Вы должны быть во всеоружии, придя на прием к доктору Алгоритму.

Что такое глубокое обучение

Революция искусственного интеллекта не уступит в масштабе научно-технической революции, но произойдет гораздо быстрее[9].

Кай-Фу Ли

ИИ, вероятно, самое важное из всего, над чем когда-либо работало человечество. ИИ по значимости превосходит электричество или огонь.

Сундар Пичаи

В феврале 2016 г. небольшой стартап под названием AliveCor пригласил на работу двух сотрудников Google, Фрэнка Петтерсона и Саймона Пракаша, имевших опыт работы с ИИ, чтобы усовершенствовать новый продукт компании — приложение-кардиограф для смартфона. Компания переживала трудные времена. Ее сотрудники разработали приложение для смартфона, способное регистрировать ЭКГ в одном отведении, а к 2015 г. смогли вывести кривую ЭКГ на умные часы — Apple Watch. Это приложение было весьма интересным, но едва ли имело какую-то практическую ценность. Возникла угроза самому существованию компании, несмотря на то, что ее довольно щедро финансировали такие инвесторы, как Khosla Ventures и не только.

Однако у Петтерсона, Пракаша и их команды — еще троих талантливых разработчиков ИИ — была амбициозная двойная миссия. Одной из их целей было создание алгоритма, который мог бы улавливать нарушения сердечного ритма, а второй — определение концентрации ионов калия в крови: всего лишь по рисунку ЭКГ, регистрируемой часами. Эта идея вовсе не выглядела безумной, если учесть, кто именно работал в компании AliveCor. Вице-президент компании Петтерсон — высокий, голубоглазый мужчина с залысинами; интроверт, как и большинство инженеров. В Google он возглавлял отделы YouTube Live и игр, а также занимался проектированием Hangouts. За плечами у него были заслуженный «Оскар» и работа над девятью художественными фильмами, включая «Трансформеры», «Звездный путь», несколько серий «Гарри Поттера» и «Аватар». Пракаш, заместитель директора по производству и дизайну, не обласкан Киноакадемией, но зато отличается красотой; темноволосый и темноглазый, он похож на голливудского актера. Эта юношеская внешность не вполне вяжется с 20-летним опытом организации производства: помимо прочего, он возглавлял разработку очков Google Glass. Кроме того, он девять лет проработал в Apple, участвовал в разработке первого iPhone и iPad. В этом послужном списке можно при желании усмотреть некоторую иронию.

Тем временем команда из 20 инженеров и ИТ-специалистов Apple, работавшая всего в десятке километров от AliveCor, приступила к созданию встроенного в наручные часы устройства, способного распознавать мерцательную аритмию. Эта группа пользовалась практически неисчерпаемыми ресурсами Apple и мощной корпоративной поддержкой: руководитель производственного отдела компании Джефф Уильямс, ответственный за разработку и выпуск часов Apple, говорил о новом продукте как о медицинском приборе будущего. Когда мне выпала возможность посетить Apple в качестве консультанта и

воочию увидеть прогресс в этой работе, у меня не возникло никаких сомнений относительно важности и приоритетности этого проекта. Казалось, еще немного, и цель будет достигнута.

На первый взгляд цель компании Apple казалась более достижимой. И действительно: определение уровня калия в крови с помощью часов — это не совсем то, чего мы ждем от подобного устройства. Но эпоха глубокого обучения, как мы увидим, опрокинула множество ожиданий и прогнозов.

Идея родилась не в AliveCor. В клинике Мэйо Пол Фридман и его коллеги занимались изучением части кривой ЭКГ, называемой зубцом Т, и в частности корреляцией его формы с уровнем содержания калия в крови. Мы, врачи, давно знали, что высокий и заостренный зубец Т говорит о повышении концентрации калия в крови, а увеличение концентрации свыше 5,0 мэкв/л может представлять опасность для жизни. Риск увеличения концентрации калия в крови особенно высок у людей с почечными заболеваниями. Чем больше уровень калия превышает 5,0 мэкв/л, тем выше вероятность внезапной смерти от опасных нарушений сердечного ритма, особенно при тяжелых почечных заболеваниях или у пациентов, находящихся на гемодиализе. Данные Фридмана были основаны на корреляции формы кривой ЭКГ и уровней концентрации калия всего у 12 пациентов до, во время и после сеансов гемодиализа. Свои находки группа опубликовала в малоизвестном журнале по электрофизиологии в статье с подзаголовком «Обоснование концепции нового "бескровного" метода анализа крови»¹.

Фридман и его группа горели желанием превратить свою идею в новый способ регистрации ЭКГ с помощью смартфонов или электронных часов со встроенными инструментами искусственного интеллекта. Вместо того, чтобы обратиться в такие крупные компании, как Medtronic или Apple, они в феврале 2016 г. пообщались с генеральным директором AliveCor Виком Гундотрой — незадолго до того, как к руководству компанией

присоединились Петтерсон и Пракаш. Гундотра — это еще один бывший инженер Google: по его словам, он решил перейти в AliveCor, поверив, что на ЭКГ можно обнаружить много весьма важных признаков². И в итоге на исходе 2016 г. клиника Мэйо и AliveCor подписали соглашение о сотрудничестве.

Клиника Мэйо располагала архивом из 1,3 млн электрокардиограмм, выполненных в 12 отведениях за более чем 20 лет, и к каждой электрокардиограмме прилагался анализ с данными о содержании в крови калия у соответствующих пациентов. Анализы брались в течение от одного до трех часов после регистрации ЭКГ. Это была превосходная обучающая база для специалистов AliveCor и великолепная основа для создания алгоритма. Но когда эти данные были проанализированы, разработчики поняли, что попали в тупик (см. рис. 4.1).

Графическое представление ошибок: отведения 1 и 2
Средняя абсолютная ошибка: 9,86%

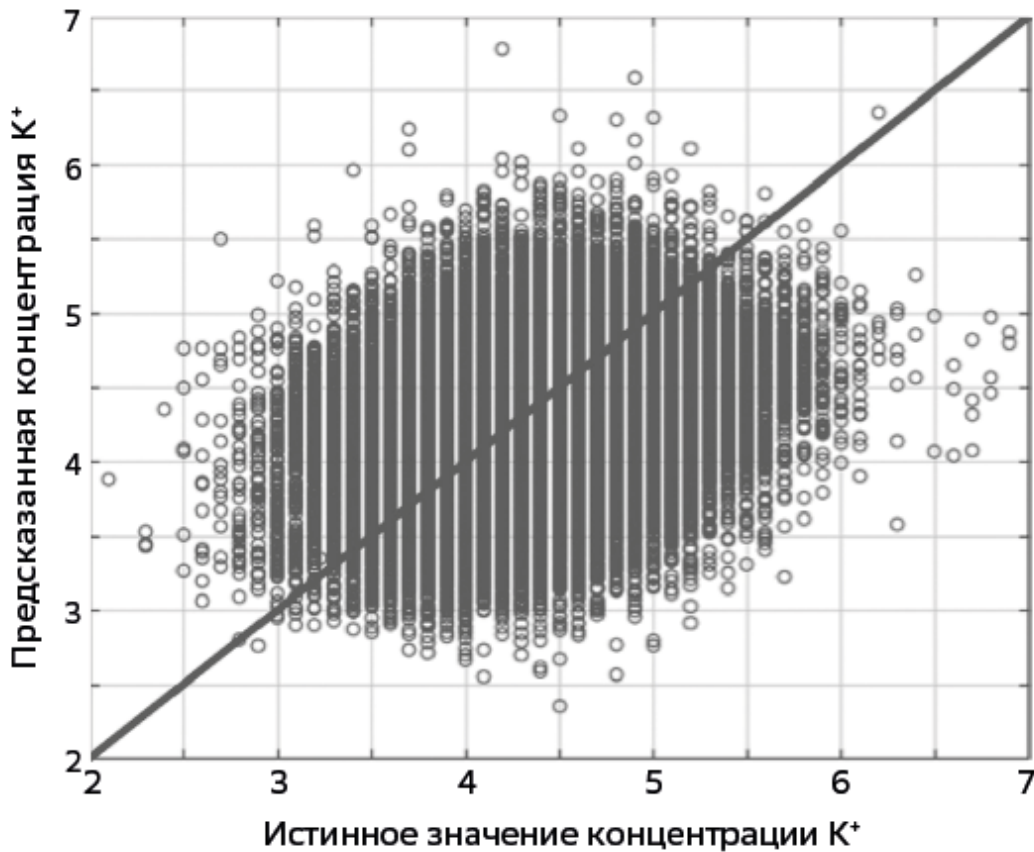


Рис. 4.1. График данных клиники Мэйо, предсказывающих концентрацию K^+ по форме зубцов ЭКГ, в сравнении с истинными показателями, определенными в лаборатории. Источник: данные AliveCor.

Здесь «истинные» значения концентрации ионов калия, определенные в лаборатории, отложены по оси X, а предсказанные алгоритмом значения концентрации — по оси Y. Никакого соответствия мы не видим. При истинном значении концентрации 7,0 алгоритм предсказывает 4,5: диапазон отклонений оказался неприемлемым. В течение всей зимы сотрудники AliveCor не раз посещали клинику Мэйо в Рочестере и в конце концов, по выражению Гундорты, попали в долину отчаяния на целых три месяца, пытаясь выяснить, что пошло не так.

Петтерсон и Пракаш заново проанализировали все данные. Поначалу им казалось, что они занимаются своего рода патологоанатомическим вскрытием, но вдруг поняли, что «пациента» можно и реанимировать. Клиника Мэйо отфильтровала ЭКГ, попавшие в архив, ограничив их только кардиограммами амбулаторных пациентов, что изменило выборку в сторону более здоровых людей: неудивительно, поскольку люди со смертельной концентрацией калия в крови едва ли спокойно разгуливают по улицам. А что, если анализы брали у всех пациентов, которые были госпитализированы? Это повысило бы в базе данных не только долю людей с высоким уровнем калия в крови, но и долю тех, у кого анализ крови был взят через короткий промежуток времени после регистрации ЭКГ.

Кроме того, они допустили: возможно, ключевая информация содержится не только в зубце Т, как предполагали Фридман и его сотрудники. Так почему бы не проанализировать и весь ЭКГ-сигнал целиком, перестав (очень естественно, по-человечески) цепляться за предыдущее убеждение, будто по-настоящему информативен только зубец Т? Они попросили клинику Мэйо предоставить более широкую базу данных. Клиника согласилась. Теперь проверке с помощью алгоритма были подвергнуты 2,8 млн электрокардиограмм с полной кривой, и эти данные были сопоставлены с результатами 4,28 млн анализов крови на содержание калия. И что же произошло в результате?

Эврика! Частота ошибок снизилась до 1%, а ROC-кривая, мера предсказательной точности, где величина 1,0 является идеальной, выросла от 0,63 (случайного рассеяния, как на рис. 4.1) до 0,86. Мы будем часто в дальнейшем упоминать ROC-кривые, так как они являются одним из наилучших способов показать (подчеркиваем: *одним*, так как этот метод сильно критикуют, а попытки разработать более адекватные критерии не прекращаются) и количественно оценить точность, отложив по одной оси число истинно положительных, а по другой — число

ложноположительных результатов (см. рис. 4.2). Число, обозначающее степень точности, равно площади под кривой, причем 1,0 является идеальной величиной, а площадь под диагональю считается бесполезной, так как это все равно что подбрасывать монетку. Изначально полученное специалистами AliveCor значение 0,63 представляется плохим. Хорошим считается показатель 0,80–0,90, а 0,70–0,80 — достаточным. Затем они оценили валидность алгоритма, применив его на 40 пациентах, проходящих сеансы гемодиализа, у которых одновременно брали анализы крови на калий и снимали ЭКГ. Теперь у компании были и данные, и сам алгоритм для предъявления в Управление по контролю за лекарствами и пищевыми продуктами (FDA) для получения разрешения выпустить его на рынок как метод определения уровня калия в крови с помощью наручных смарт-часов.



Рис. 4.2. Кривые рабочей характеристики приемника (ROC-кривые) соотношения истинно положительных и ложноположительных результатов с примерами отличного, хорошего и бесполезного результатов. Источник: с изменениями из: "Receiver Operating Characteristic," Wikipedia (2018): http://en.wikipedia.org/wiki/Receiver_Operating_Characteristic.

Этот опыт AliveCor должен стать уроком для всех, кто хочет применить технологии ИИ в медицине. Когда я спросил Петтерсона, чему научила его эта история, он ответил: «Не спешить отбрасывать данные... Я работал в Google. Вик работал в Google. Саймон работал в Google. Мы уже тогда выучили это правило, но порой приходится усваивать один и тот же урок несколько раз. Машинное обучение лучше всего работает, если вы представляете машине достаточно сырых необработанных

данных. Если у вас достаточно данных, она сама отфильтрует шум»³.

Петтерсон считает: «В медицине никогда не бывает достаточно данных. Тут нет поисковых запросов. Миллиард запросов в минуту — такого у нас быть не может... Если в медицине у вас есть массив из 1 млн записей, то это уже гигантский массив. Величины, с которыми работает Google, не в тысячу, а в миллионы раз больше». Фильтровать данные настолько, чтобы с ними можно было работать вручную, — это ужасная идея. Как правило, при попытках применения искусственного интеллекта в медицине это не учитывается, но Петтерсон глубоко убежден: «В этой отрасли необходим, скажем так, сейсмический сдвиг»⁴.

Уже сейчас мы видим основания для дальнейшего развития и разработки алгоритмов с помощью глубокого обучения. Критически важное условие — правильное наименование или базовое определение истинных показателей: алгоритм на входе должен получить корректные данные, чтобы на выходе от него была польза. Если бы анализы на калий брали через большие промежутки времени после регистрации ЭКГ, то предсказательная сила алгоритма была бы существенно меньше. Ограничение данных только показателями амбулаторных пациентов (так как поначалу казалось, что это наилучшая выборка для анализа) едва не погубило весь проект, так же как и чисто человеческое желание положиться на предыдущее допущение (ценность имеет только ввод данных о зубце T, а не обо всем комплексе зубцов и интервалов).

Глубокое обучение искусственного интеллекта базируется на корректном вводе и выводе данных. Как говорит Эндрю Ын, настоящая рок-звезда в мире искусственного интеллекта, «планирование ввода-вывода — это современная суперсила». Алгоритмы любят поглощать данные — чем больше, тем лучше, но данные должны включать в себя адекватный диапазон

значений, чтобы ввод был своего рода линзой для правильного фокусирования вывода. Это напоминает мне лечение пациента в отделении интенсивной терапии: один из ключевых критериев количественной оценки — сколько жидкости больной получил и сколько мочи выделил. Без точного знания о том, что на «входе», и о том, что на «выходе», мы можем неверно лечить больного, перегружая его жидкостью или, наоборот, вводя ненужные диуретики. В обоих случаях несоответствие между входом и выходом может убить больного.

Параллельно с проектом по определению уровня калия в крови AliveCor занималась выявлением мерцательной аритмии. Для каждого человека в течение жизни риск развития фибрилляции предсердий (раньше это нарушение ритма называли мерцанием предсердий) равен приблизительно 30%, а риск развития инсульта у больного с фибрилляцией предсердий составляет около 3% в год. Таким образом, очень важно выявить пароксизм фибрилляции предсердий при ее бессимптомном течении, поскольку он свидетельствует, что пациенту, возможно, следует назначить антиагреганты или антикоагулянты, то есть лекарства, «разжижающие» кровь. Еще в 2015 г. Дэвид Альберт, кардиолог, учредивший AliveCor, представил эту идею на научной конференции. Подход к глубокому обучению заключался в следующем: надо было дать машине представление об ожидаемой частоте сердечных сокращений у данного пациента в покое и на фоне физической активности. Скажем, ваша ЧСС, когда вы спокойно сидите, равна 60 в минуту, но внезапно она взлетает до 90 — без смены активности. Если акселерометр часов показывает, что вы по-прежнему сидите, то алгоритм зафиксирует аномалию и посоветует носителю часов зарегистрировать ЭКГ, что можно сделать, приложив подушечку большого пальца к браслету часов.

Пракаш, Петтерсон и трое других членов команды AliveCor с глубокого обучения разработали алгоритм, названный ими Smart Rhythm: нейронную сеть, которая анализирует активность

человека в течение пяти предшествующих минут. По практическим соображениям этот алгоритм должен быть интегрирован со смарт-часами или другим устройством, способным круглосуточно и непрерывно осуществлять мониторинг частоты сердечных сокращений. Когда Apple в 2015 г. выпустила свои первые часы, они могли регистрировать ритм сердца всего лишь в течение пяти часов. Но вторая и третья версии часов уже могли отслеживать пульс непрерывно в течение суток, используя для этого оптические плетизмографические датчики — те самые, что мигают зеленым светом на задней крышке корпуса часов: эти датчики применяют многие производители (например, Fitbit). Увеличение срока работы аккумуляторов в версии 3 позволяет регистрировать сердечный ритм непрерывно на протяжении 24 часов — именно то, что было нужно AliveCor, чтобы алгоритм Smart Rhythm мог «оседлать» устройство. По крайней мере, впервые появилась возможность зарегистрировать кардиограмму в случае бессимптомного пароксизма фибрилляции предсердий в часы бодрствования пациента и уменьшить риск инсульта.

30 ноября 2017 г., меньше чем через полтора года после прихода Петтерсона и Пракаша в компанию AliveCor, FDA одобрила применение разработанного компанией устройства KardiaBand, которое может заменить устройство Apple Watch и помочь выявлять ФП, предупреждая пользователей о «возможной ФП». Впервые в истории FDA одобрила к применению алгоритм искусственного интеллекта, способный помогать пользователям устанавливать себе диагноз самостоятельно.

Между тем Apple, зная, когда AliveCor собирается анонсировать устройство KardiaBand, в тот же день объявила о начале большого клинического испытания в сотрудничестве со Стэнфордским университетом. Целью исследования было испытание датчика для выявления фибрилляции предсердий⁵. В случае Apple выявление выполняется на основании нарушения

регулярности сердечного ритма, после чего пациент может попасть на дистанционный прием к врачам телемедицинской онлайн-платформы American Well. После консультации пациентам назначают ношение специального пояса, который непрерывно регистрирует ЭКГ в течение по меньшей мере недели. Это более долгий и неудобный путь диагностики ФП по сравнению с прикладыванием большого пальца к часам. Словом, маленькая компания AliveCor выбила «яблочко»... вернее, Apple.

Триумф продолжался около девяти месяцев. В сентябре 2018 г. Apple с большой помпой объявила на ежегодном собрании, что FDA одобрила продажу часов Apple серии 4, которые станут «первым аппаратом ЭКГ в свободной продаже», и обещала пользователям: Apple Watch 4 — «надежный страж вашего здоровья». Оба утверждения, впрочем, не вполне точны⁶.

Два проекта AliveCor — для определения содержания калия в крови и для выявления фибрилляции предсердий — демонстрируют многие характерные возможности искусственного интеллекта: например, выявление того, что не способен выявить человек, преодоление человеческих заблуждений и по-настоящему персонализированный мониторинг. Эти устройства для определения уровня калия и для слежения за ритмом сердца могут показаться скромными успехами, но они дают представление о том, чего может достичь ИИ, и переводят теоретические достижения в практическую плоскость. В конце концов, часы Apple носят 35 млн человек. Однако в долгосрочной перспективе, в эпоху ИИ в медицине, может случиться так, что Давид все-таки побьет Голиафа.

В этой главе я хочу обсудить некоторые нюансы того, как именно работают эти достижения (а также другие; их примеры я приведу далее). Я не собираюсь вдаваться в подробности глубокого обучения — в ту технологию, которая лежит в основе множества других технологий. Для этого есть прекрасный учебник «Глубокое обучение»^[10], написанный Яном Гудфеллоу,

блестящим молодым ученым из Google Brain, и группой его коллег⁷. Мой план заключается в отказе от излишней детализации — лучше я постараюсь охватить именно то, что наиболее существенно для медицины, в технологиях, о которых мы сейчас говорим. Тем не менее нам все равно придется рассмотреть некоторые немедицинские концепции, и это очень важный момент, потому что ИИ получил куда большее распространение вне мира медицины, чем внутри него. Если бы не самоотверженные первопроходцы, мы никогда не сумели бы начать использование искусственного интеллекта в нашей отрасли. По этой причине я для начала изложу основные прецеденты, а также поясню некоторые термины и расскажу о хронологии.

В табл. 4.1 и на рис. 4.3 представлен глоссарий ключевых терминов, которые я буду использовать на протяжении всей книги. Однако есть один термин, который я хотел бы выделить особо, потому что он очень важен и потому что до сих пор идут споры о его точном смысле. Я уже несколько раз использовал слово «алгоритм», описывая проекты AliveCor. Но что же это такое? Я сам, сторонник максимального упрощения, всегда думал, что алгоритм — это принцип «если мы сделаем то, получим это». Но поскольку эта книга посвящена, строго говоря, именно алгоритмической медицине и ее значению, то нам придется несколько расширить понятие алгоритма. В своей книге «Верховный алгоритм»^[11] мой друг Педро Домингос, профессор информатики Вашингтонского университета, описал алгоритм как «определенную последовательность инструкций, диктующую компьютеру его действия» и особо подчеркивает, что «у любого алгоритма есть вход и выход»⁸. Это простое и довольно широкое определение, которое должно подразумевать нечто основополагающее, вроде вбивания чисел в калькулятор. Но Домингос идет дальше: «Если все алгоритмы вдруг перестанут работать, настанет конец света — такого, каким мы его знаем».

Очевидно, что алгоритм — нечто большее, чем «если мы сделаем то, получим это»!

Таблица 4.1

Словарь

Искусственный интеллект — научно-техническое направление, занимающееся созданием мыслящих машин, обладающих способностью достигать тех же целей, что и человек, с помощью комплекса разнообразных технологий

Нейронная сеть (НС), Neural Network (NN) — программные конструкции, смоделированные по образу и подобию пластичных нейронов головного мозга и способные работать без жестких человеческих инструкций

Глубокое обучение — направление в машинном обучении, позволяющее программному обеспечению работать на основе самостоятельно обучающихся алгоритмов и обработке многоуровневых наборов данных

Машинное обучение — способность компьютеров обучаться без явного программирования с помощью 15 различных методик, таких как «метод случайного леса», байесовские сети, метод опорных векторов. Применение этих систем позволяет компьютерным алгоритмам обучаться на примерах и опыте (массивах данных), а не с использованием предопределенных методов, основанных на строгих правилах

Обучение с учителем — оптимизирующий процесс, построенный по методу проб и ошибок и основанный на маркированных (помеченных) данных, а также на сравнении выходов алгоритмов с правильными выходами в процессе обучения

Обучение без учителя — учебные образцы не отмечаются человеком; алгоритм, выявляя закономерности, обучается сам

Сверточная нейронная сеть (Convolutional Neural Network (CNN)) — использование принципа свертывания, математической операции, которая использует две функции для создания третьей: вместо того, чтобы перебирать весь набор данных, его разбивают на взаимно перекрывающиеся фрагменты, на которых работают простые, объединенные нейронные сети; систему по большей части используют для распознавания образов

Обработка естественного языка (Natural-Language Processing (NLP)) — попытка машинного «понимания» речи и письменного языка в том виде, в каком их понимают люди

Генеративно-сопоставительная сеть (Generative Adversarial Networks (GAN)) — пара совместно обучающихся нейронных сетей, одна порождающая, а вторая различающая, причем первая генерирует образы, а вторая пытается отличить правильные («подлинные») образы от неправильных

Обучение с подкреплением — тип машинного обучения, при котором фокус смещается на абстрактные цели или на принятие решения; эти технологии используются для обучения машин действиям в реальном мире

Рекуррентная нейронная сеть (Recurrent Neural Network (RNN)) — сеть, предназначенная для обработки последовательных входов, таких как речь или письменный язык; эти системы обрабатывают последовательности входа по одному элементу за раз, поочередно

Метод обратного распространения ошибки — подход, призванный указать, как машина должна изменить свои внутренние параметры, которые используются для вычисления представлений в каждом слое из представлений предыдущего слоя, пропуская значения назад по сети: так модифицируется работа синапсов, и сигналы автоматически направляются обратно по сети для того, чтобы отрегулировать и исправить весовые значения

Обучение признакам — совокупность методов, которые позволяют машине, пользуясь необработанными данными, автоматически распознавать признаки, необходимые для детектирования или классификации

Перенос обучения — способность искусственного интеллекта обучаться на примере решения различных других задач и применять предыдущие знания к решению принципиально новых задач

Общий (сильный) искусственный интеллект — решение широкого круга задач, включая чисто человеческие задачи, без применения эксплицитных программ

Источник: *Artificial Intelligence and Life in 2030*, S. Panel, ed. (Stanford, CA: Stanford University, 2016); J. Bar, "Artificial Intelligence: Driving the Next Technological Cycle," in *Next Generation* (Zurich: Julius Baer Group, 2017); Choller, E., *Deep Learning with Python* (Shelter Island, New York; Manning, 2017); T. L. Fonseca, "What's Happening Inside the Convolutional Neural Network? The Answer is Convolution," *buZZrobot* (2017); A. Geitgey, "Machine Learning is Fun! Part 3: Deep Learning and Convolutional Neural Networks," *Medium* (2016); Y. LeCun, Y. Bengio and G. Hinton, "Deep Learning," *Nature* (2015): 521 (7553), 436–444; R. Raicea, "Want to Know How Deep Learning Works? Here's a Quick Guide for Everyone," *Medium* (2017); P. Voosen, "The AI Detectives," *Science* (2017): 357 (6346), 22–27.

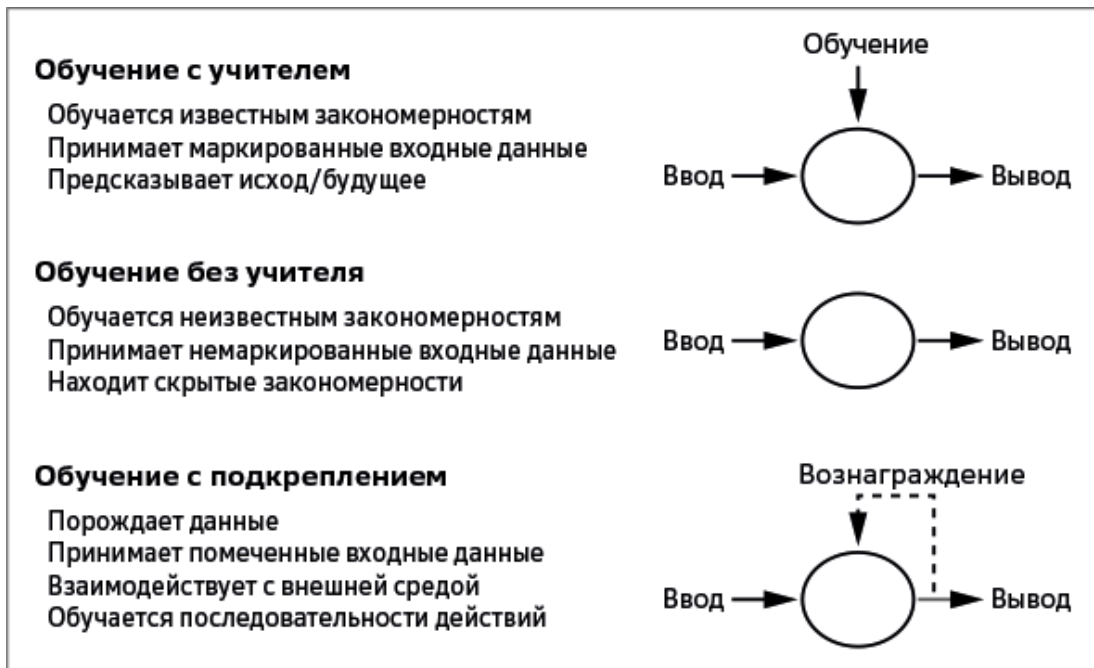


Рис. 4.3. Схематическое изображение трех типов глубокого обучения. Источник: с изменениями из: G. Choy, "Current Applications and Future Impact of Machine Learning in Radiology," *Radiology* (2018): 318–328.

Массимо Мадзотти, профессор Калифорнийского университета в Беркли, рассуждает о понятии алгоритма еще более подробно, включая в определение ряд возможностей современного искусственного интеллекта.

«Лаконичные определения в настоящее время, впрочем, исчезли. Мы редко используем слово "алгоритм" для обозначения исключительно набора инструкций. Скорее, этим словом теперь обозначают программу, полностью управляющую работой конкретной физической машины, а также *воздействующую и на другие системы*. Алгоритмы, таким образом, стали действующими силами, и отчасти поэтому они породили столько метафор, заставляющих задуматься. В наше время алгоритмы *создают* вещи. Они определяют важные аспекты нашей социальной реальности. Они порождают новые формы субъектности и новые общественные отношения. Алгоритмы помогают миллиардам людей попадать именно туда, куда они

хотят попасть. Они освобождают нас от перебирания множества несущественных результатов. Они управляют автомобилями. Они производят товары. Они решают, платежеспособен ли клиент и стоит ли давать ему кредит. Они покупают и продают акции, формируя всемогущие финансовые рынки. Они могут даже проявлять способности к творчеству. В самом деле, по мнению инженера и писателя Кристофера Стейнера, они уже сочиняют симфонии, "так же берущие за душу, как симфонии, сочиненные Бетховеном"⁹.

В книге «Homo Deus» Юваль Ной Харари придает алгоритмам первостепенное значение и приводит одно из самых широких его определений — на уровне организмов и человека, — какие мне только приходилось встречать.

«Сейчас считается истиной в последней инстанции, что организмы — это алгоритмы, а алгоритмы могут быть представлены математическими формулами. [...] Если мы хотим осмыслить нашу жизнь и наше будущее, то во что бы то ни стало должны разобраться в том, что такое алгоритм и как алгоритмы связаны с эмоциями. [...] Эмоции — это биохимические алгоритмы, которые насущно необходимы для выживания и воспроизводства всех млекопитающих. [...] За 99% наших решений, включая жизненно важные (касающиеся выбора супруга, профессии, места жительства), отвечают высокоточные алгоритмы, которые мы называем чувствами, эмоциями и желаниями»¹⁰.

Харари называет эту веру в мощь алгоритмов «датаизмом» и весьма мрачно смотрит на будущее, причем заходит в своем пессимизме так далеко, что утверждает: «Homo sapiens — отживший, выходящий из употребления алгоритм»¹¹.

Достаточно трех источников для того, чтобы создать карту, по которой можно ориентироваться. (Я буду придерживаться только одного определения относительно всех других терминов, приведенных в табл. 4.1.) Однако, как мне думается, все вместе

они хорошо обрисовывают широту, яркость и важность самой идеи алгоритма. Полезно также думать об алгоритмах как о феноменах, существующих в континууме, протянувшемся от алгоритмов, управляемых исключительно людьми, до алгоритмов, которые управляются исключительно машинами, — причем глубокое обучение на этом континууме занимает его дальний «машинный» отрезок¹².

Краткая история

При всей той шумихе, которая сопровождает ИИ в СМИ, можно легко вообразить, что это совершенно новое изобретение, хотя концептуально оно зародилось больше 80 лет назад. В 1936 г. Алан Тьюринг опубликовал статью о мощных автоматизированных интеллектуальных системах — об универсальной вычислительной машине — под заголовком «О вычислимых числах применительно к проблеме разрешения»¹³. Я не понял ничего в уравнениях, которыми пестрит этот 36-страничный шедевр, но вынужден согласиться с выводом: «В нашем нынешнем положении приходится утверждать, что проблема разрешения не может быть решена», — причем согласиться по одной простой причине. Я до сих пор не имею ни малейшего понятия, что это такое! Следующая статья Тьюринга, опубликованная в 1950 г., рассматривается как классическая работа в области ИИ¹⁴.

Спустя несколько лет после публикации статьи Тьюринга, в 1943 г., нейрофизиолог Уоррен Маккалок и нейролингвист Уолтер Питтс опубликовали свою первую статью, где были описаны «логические единицы» и предложен термин «искусственный нейрон» — для единицы, являющейся основанием и моделью для того, что впоследствии стали называть нейронными сетями. Термин «искусственный интеллект» был придуман Джоном Маккарти в 1955 г. Вышедший в одном из

номеров *The New York Times* за 1958 г. материал о перцептроне Фрэнка Розенблатта (кибернетической модели мозга, которую на современном языке можно было бы назвать однослойной нейронной сетью) вызвал настоящий ажиотаж. «Этот зародыш электронного компьютера, — пророчествовала газета, — сможет ходить, говорить, писать, самостоятельно размножаться и осознавать свое существование». Чуть позже, в 1959 г., Артур Самуэль впервые использовал термин «машинное обучение». Другие вехи перечислены в хронологической таблице (см. табл. 4.2).

Таблица 4.2

Хронология искусственного интеллекта

- 1936 — Статья Тьюринга (Алан Тьюринг)
- 1943 — Искусственная нейронная сеть (Уоррен Маккаллок, Уолтер Питтс)
- 1955 — В обиход введен термин «искусственный интеллект» (Джон Маккарти)
- 1957 — Прозвучало предсказание, что через 10 лет искусственный интеллект обыграет человека в шахматы (Герберт Саймон)
- 1958 — Перцептрон, однослойная нейронная сеть (Фрэнк Розенблатт)
- 1959 — Описание машинного обучения (Артур Самуэль)
- 1964 — ЭЛИЗА, первый чат-бот
- 1964 — «Мы знаем больше, чем можем высказать» (парадокс Майкла Полани[\[12\]](#))
- 1969 — Сомнение в эффективности искусственного интеллекта (Марвин Минский[\[13\]](#))
- 1986 — Многослойная нейронная сеть. ГНС (Джеффри Хинтон)
- 1989 — Сверточная нейронная сеть (Ян Лекус)
- 1991 — Обработка естественных языков в нейронных сетях (Зепп Хохрайтер, Юрген Шмидхубер)

- 1997 — Deep Blue обыгрывает в шахматы человека (Гарри Каспарова)
- 2004 — Создание самоуправляемого автомобиля, пустыня Мохаве (конкурс DARPA)
- 2007 — Запуск проекта ImageNet
- 2011 — IBM выигрывает в игре Jeopardy!
- 2011 — Нейронные сети, распознающие речь (Microsoft)
- 2012 — Создание разновидности ImageNet в Университете Торонто; система распознала кошку на видео (Google Brain, Эндрю Ын, Джефф Дин)
- 2014 — Создание системы распознавания лиц (DeepFace, Facebook)
- 2015 — DeepMind против Atari (Дэвид Сильвер, Демис Хассабис)
- 2015 — Первая конференция по вопросам рисков, связанных с использованием искусственного интеллекта (Макс Тегмарк)
- 2016 — AlphaGo против Go (Дэвид Сильвер, Демис Хассабис)
- 2017 — AlphaGo Zero против Go (Дэвид Сильвер, Демис Хассабис)
- 2017 — Libratus против игроков в покер (Ноам Браун, Томас Сандхольм)
- 2017 — Создание института изучения ИИ AINow
-

Эти технологии, на сегодняшний день общепризнанные, в первые десятилетия существования ИИ вовсе не были его сутью и основанием. Отрасль развивала так называемые экспертные системы, основанные на логике, но в конце концов специалисты по информационным технологиям впали в уныние, поняв, что этот инструмент не работает. Это привело к застою, серьезному сокращению числа работ и прекращению финансирования, и наступила «зима искусственного интеллекта», продолжавшаяся без малого 20 лет. Отрасль пробудилась от спячки, когда Рина Дехтер в 1986 г. придумала термин «глубокое обучение», который популяризировали и внедрили в научный лексикон Джеффри

Хинтон, Ян Лекун и Джошуа Бенджо. К концу 1980-х ученые обратили пристальное внимание на многослойные, или глубокие, нейронные сети (DNN), в науку вернулся интерес к искусственному интеллекту. основополагающая статья Дэвида Румельхарта и Джеффри Хинтона об обратном распространении ошибок, опубликованная в журнале *Nature* в 1986 г., представила алгоритмический метод автоматического исправления ошибок в нейронных сетях, что подстегнуло интерес к теме¹⁵. Оказалось, что это и есть суть и основа глубокого обучения — регулировка весов нейронов предыдущего слоя для достижения максимальной точности на выходе. Как выразился Ян Лекун, проходивший постдокторантуру у Хинтона после защиты диссертации, «его статья стала основой для второй волны интереса к нейронным сетям»¹⁶. Именно Яна несколько лет спустя начнут называть отцом сверточной нейронной сети, которая до сих пор активно используется для глубокого обучения распознаванию изображений.

Широкая публика не особенно интересовалась историей создания искусственного интеллекта до 1997 г., когда машина Deep Blue, созданная IBM, выиграла в шахматы у Гарри Каспарова. На обложке журнала *Newsweek* красовалось название статьи об этом матче: «Последний оплот мозга». Несмотря на то, что название машины как бы намекает на использование алгоритмов глубоких нейронных сетей (Deep Blue — «темно-синий», дословно «глубокий синий»), внутри у нее был всего лишь эвристический алгоритм, работавший по строгим правилам. Тем не менее искусственный интеллект впервые одолел чемпиона мира по шахматам за доской. К сожалению, эта игра была подана в таком ключе, будто началась война машин против людей, — и впоследствии СМИ не раз подливали масло в огонь: взять хотя бы рассказ, опубликованный в *The New Yorker* в 2017 г. под названием «Искусственный интеллект против доктора медицины» (A.I. versus M.D.)¹⁷. С новой силой разгорелось «соперничество» между

людьми и их технологиями, и без того имеющее долгую историю, начало которой было положено изобретением паровой машины и первой промышленной революцией.

В книге Гарри Каспарова «Человек и компьютер. Взгляд в будущее»^[14], вышедшей на два десятилетия позже, можно найти поразительное личное впечатление об этом поворотном пункте в истории искусственного интеллекта. Через месяц после того памятного матча Каспаров рассказывал журналу *Time*, что ощущал на противоположной стороне стола «новый тип интеллекта». Далее он вспоминал: «Компьютеру не мешает толпа фотографов вокруг стола. Нет смысла смотреть противнику в глаза, чтобы узнать его настроение, и невозможно заметить, как рука оппонента на секунду зависает над кнопкой часов, выдавая его сомнения в правильности избранного хода. Поскольку я считаю шахматы не просто интеллектуальной, но и психологической борьбой, игра против соперника, у которого нет души, в какой-то мере выбивала меня из колеи». Мне особенно запомнились два комментария Каспарова: «Надо признаться, что я вообще не был в настроении играть» и «По крайней мере, он [Deer Blue] не радовался, обыграв меня»¹⁸. Это будут очень важные темы в нашем обсуждении, что ИИ может (и чего не может) сделать для медицины.

Несмотря на то, что компьютер Deer Blue имел мало общего с глубоким обучением, он стал провозвестником наступления эпохи этой технологии. Когда Фэй-Фэй Ли основала ImageNet, это имело историческое значение. Эта огромная база данных из 15 млн маркированных (аннотированных вручную) изображений помогла вывести на первые роли глубокие нейронные сети как инструмент компьютерного зрения. Одновременно заработала на полную мощность система обработки естественного языка на основе DNN, запущенная компаниями Microsoft и Google. Более наглядным примером для широкой публики стала победа компьютера IBM Watson в викторине Jeopardy! над опытнейшими

игроками в 2011 г. Несмотря на то, что при этом использовался довольно примитивный ИИ, который не имел никакого отношения к сетям глубокого обучения и опирался на скоростной доступ к контенту «Википедии», IBM очень умело преподнесла эту победу как триумф искусственного интеллекта.

Следующее десятилетие было ознаменовано примечательными достижениями ИИ. В 2012 г. глубокое обучение получило мощный импульс после публикации исследований Хинтона и его коллег по Университету Торонто: ученые продемонстрировали значительный прогресс в распознавании образов¹⁹. В том же 2012 г. стал очевиден прогресс в распознавании немаркированных образов, когда команда Google Brain, возглавляемая Эндрю Ыном и Джеффом Дином, разработала систему, для функционирования которой были необходимы 100 компьютеров и 10 млн изображений, что позволяло распознавать кошек на видеороликах YouTube. По состоянию на 2014 г. точность распознавания человеческих лиц системой DeepFace от Facebook составляла 97%. Что касается медицины, то вехой здесь стала публикация 2017 г. в *Nature*, в которой говорилось о диагностике рака кожи с использованием глубоких нейронных сетей: диагнозы были не менее точны, чем у опытных дерматологов, а это означало успех искусственного интеллекта в интересующей нас области²⁰. Кроме того, как мы увидим, несмотря на неверное наименование и на маркетинговые ходы в связи с Deep Blue и Watson, глубокие нейронные сети и родственные им сети стали доминировать и в играх — в покере, в AlphaGo (программа для игры в го) и других играх для приставки Atari.

Глубокие нейронные сети

Сегодня ИИ толкает вперед мощный импульс, по силе сравнимый с кембрийским взрывом 500 млн лет назад, — и это связано с

успехом глубоких нейронных сетей. Эпоха глубоких нейронных сетей по многим причинам не наступила бы, если бы четыре ее составляющие не захлестнули нашу жизнь, как девятый вал. Во-первых, это огромные массивы данных (те самые «большие данные») для обучения. Например, ImageNet, содержащая 15 млн маркированных изображений; огромная библиотека видео YouTube, которая увеличивается на 300 часов видео каждую минуту; собрание данных по вождению автомобилей Tesla, куда каждый час добавляются сведения об 1 млн миль дорог; собрание данных о полетах различных авиакомпаний, которое с каждым новым полетом пополняется на 500 гигабайт; библиотека Facebook, состоящая из миллиардов изображений и 4,5 млрд переводов с разных языков в день²¹. Во-вторых, это специализированные графические процессоры для обработки графической информации (Graphic Processing Units, GPU), созданные для выполнения интенсивных расчетных функций с массивно-параллельной архитектурой; эти системы впервые появились в индустрии видеоигр. Вышедшая в 2018 г. публикация об оптической дифракционной глубокой нейросети (Diffractive Deep Neural Network, DNN²) побудила Педро Домингоса сказать: «Переходим на графические процессоры. Теперь глубокое обучение можно выполнять со скоростью света»²². В-третьих, это облачные вычисления и возможность экономного облачного хранения даже большого количества информации. И в-четвертых, это пакеты программ с открытым исходным кодом для разработки алгоритмов с открытым исходным кодом, такие как Tensor Flow от Google, Cognitive Kit от Microsoft, CAFFE от специалистов Калифорнийского университета в Беркли, PyTorch от Facebook и Paddle от Baidu. Эти системы сделали работу с искусственным интеллектом доступной.

Глубокая нейронная сеть (см. рис. 4.4) по строению похожа на многослойный сэндвич, поставленный набор. Но слои этого сэндвича — не бекон, салатные листья и помидоры, а данные,

которые перемещаются между слоями вычислений, извлекающих высокоуровневые признаки из необработанных данных сенсоров, из последовательности вычислений как она есть. Важно отметить, что эти слои задаются не человеком, они вообще скрыты от глаз пользователя и регулируются по технологии, похожей на метод обратного распространения ошибки Джеффа Хинтона, когда глубокая нейронная сеть сама взаимодействует с данными. Для примера мы воспользуемся обучением машины читать рентгенограммы грудной клетки. Основные опорные точки, на которых обучали сеть (см. рис. 4.5), — это тысячи рентгенограмм, интерпретированные опытными рентгенологами и соответствующим образом помеченные (маркированные). После обучения сеть становится пригодной для ввода в нее непомеченной рентгенограммы. Данные проходят через многочисленные скрытые слои нейронов, от 5 до 1 000, и каждый слой реагирует на различные признаки рентгенографического изображения (скажем, на формы теней и их края). По мере того, как изображение (распространяющиеся данные) переходит в более высокие слои, усложняются признаки и структуры. Чем глубже сеть, то есть чем больше число слоев, тем более сложный ввод сможет она интерпретировать. На верхнем слое нейроны располагают полностью дифференцированными признаками и готовы к выводу данных, то есть готовы спрогнозировать на основании обучения²³, что показывает рентгенограмма. Глубокие нейронные сети с их структурным остовом можно рассматривать с функциональной точки зрения как технологию общего назначения — так же как, например, паровую машину или электричество²⁴. И, подобно этим технологиям, глубокие нейронные сети могут использоваться для решения самых разных проблем. Еще до попыток приложить их к медицине они нашли свое применение в четырех основных сферах: играх, изображениях, голосе/речи, а также в беспилотном вождении. Из опыта использования ИИ в каждой из этих сфер можно извлечь

полезные уроки, которые помогут понять, что может дать медицине глубокое обучение.

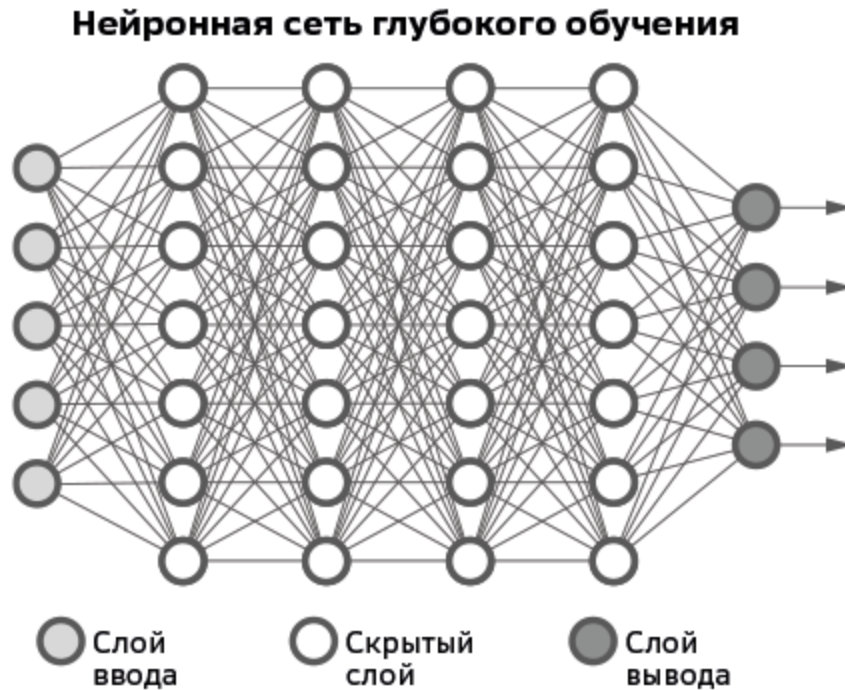


Рис. 4.4. Архитектура глубокой нейронной сети со слоем ввода, множеством скрытых слоев и слоем вывода.

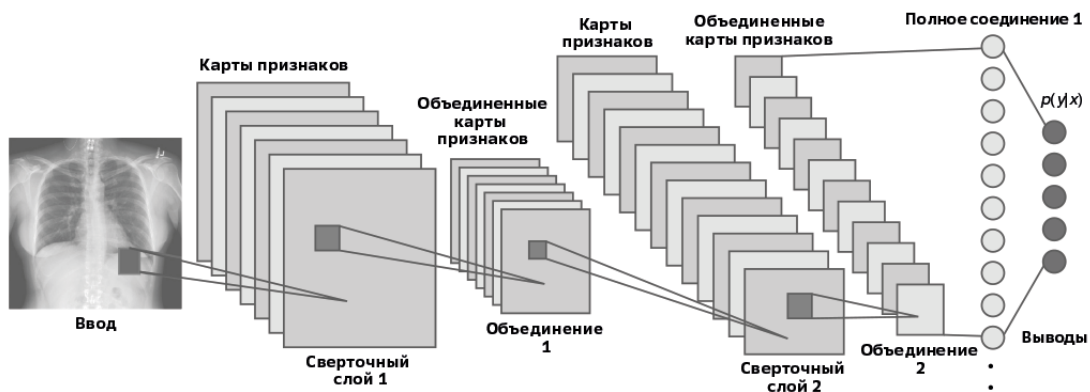


Рис. 4.5. Схема глубокой сверточной нейронной сети для интерпретации рентгеновских снимков грудной клетки с последовательностью свертывающих слоев для картирования признаков, объединения и предсказания.

Игры

Еще до исторического матча 1997 г. между Deep Blue и Каспаровым искусственный интеллект превзошел людей в других играх, включая реверси, английские шашки (в которых возможны 500 квинтиллионов позиций) и скрэббл²⁵. Однако во всех этих случаях использовались алгоритмы, основанные на строгих правилах, и такой ИИ был назван «старый добрый искусственный интеллект». Все изменилось после 2015 г., когда DeepMind победил человека в Breakout, классической аркадной игре для Atari. Статья в *Nature*, посвященная этому событию, которое предвещало наступление эры искусственного интеллекта на глубоких нейронных сетях, начиналась так: «Мы приступили к созданию единого алгоритма, который сможет работать в самых разных сферах и решать разнообразные сложные задачи, — а это и есть главная цель искусственного интеллекта, которой не удавалось достичь ранее, несмотря на все усилия». Алгоритм предусматривал использование сверточной нейронной сети и обучение с подкреплением для управления ракеткой²⁶ (ракетка ловит мячик, мячик выбивает кирпичи из стены). Это был тот самый момент, когда Макс Тегмарк, американский космолог и астрофизик шведского происхождения, даже выругался от изумления и восхищения. Вот что он пишет в своей книге «Жизнь 3.0»^[15]: «AI просто велели максимизировать счет, выставляя с регулярными интервалами числа, которые мы (но не AI) будем распознавать как коды, соответствующие определенным нажатиям клавиш». По словам руководителя проекта DeepMind Демиса Хассабиса, стратегия, по которой DeepMind учился играть, была никому не известна — «...до тех пор, пока люди не научились ей от искусственного интеллекта, который сами и создали». Это можно понимать так: искусственный интеллект превзошел в видеоиграх не только профессиональных игроков, но и своих создателей. С тех пор ИИ бросил вызов великому множеству других видеоигр, в том числе 49 играм Atari²⁷.

Год спустя, в 2016 г., искусственный интеллект на основе DNN начал состязаться непосредственно с людьми и побеждать их, когда Ли Седоль, профессионал девятого дана по игре в го, проиграл все той же программе AlphaGo. Этой победе предшествовало длительное обучение машины: программа усвоила 30 млн позиций на игровой доске, которые имели место в 160 000 партий, сыгранных в реальной жизни. По мнению шахматного гроссмейстера и игрока в го Эдуарда Ласкера, «правила го настолько изящны, органичны и строго логичны, что если во Вселенной и существует другая разумная жизнь, то ее представители почти наверняка играют в го»²⁸. Изяществом го вполне можно объяснить тот факт, что за турниром в прямом эфире следили 280 млн человек. Это число, однако, не идет ни в какое сравнение с числом возможных позиций го — их приблизительно $2,081681994 \times 10^{170}$, намного больше, чем атомов во Вселенной, так что понятно, почему го намного интереснее и труднее традиционных шашек и шахмат²⁹. В го играют уже больше 3 000 лет, и в 2015 г. специалисты предсказывали, что пройдет еще не меньше 10 лет, прежде чем искусственный интеллект сможет победить опытного игрока в го. Потребовалось объединить глубокую нейронную сеть, обученную с учителем и подкреплением, и символический искусственный интеллект (старый добрый ИИ) — во втором случае это был метод Монте-Карло для поиска по дереву³⁰. Ключевой ход, приведший к выигрышу (ход 37), как выяснилось, посчитали наиболее креативным, несмотря на то, что его сделала машина, — и, что важнее всего, этот ход противоречил всякому человеческому «здравому смыслу»³¹.

Победа в такой исключительно сложной и древней игре может считаться колоссальным достижением искусственного интеллекта. Но прошло совсем немного времени, и даже это достижение было превзойдено. Осенью 2017 г. программа

AlphaGo Zero, следующая ступень после AlphaGo, штурмом взяла мир видеоигр³². Программа AlphaGo Zero играет против самой себя, начиная со случайных ходов. В статье «Овладение игрой го без человеческих знаний», опубликованной в журнале *Nature*, говорится о выводе, к которому пришли ученые: «...возможно обучение [алгоритма] до сверхчеловеческого уровня без примеров из человеческого опыта или руководства, а также при отсутствии каких-либо иных познаний, кроме знания основных правил». Кроме того, налицо поразительный пример достижения большой цели малыми средствами: AlphaGo Zero, в отличие от AlphaGo, имела в памяти всего 5 млн тренировочных партий в сравнении с 30 млн, подготовка продолжалась три дня, а не несколько месяцев, использовалась одна нейронная сеть, а не две отдельных, система работала с помощью единственного тензорного процессора (Tensor Processing Unit, TPU) в сравнении с 48; кроме того, использовалась только одна машина, а не несколько³³.

И, как будто этого было недостаточно, всего несколько месяцев спустя вышел препринт, в котором говорилось, что тот же алгоритм AlphaGo Zero, располагая только базовыми правилами игры в шахматы в качестве вводной информации, всего через четыре часа в результате самообучения уже мог играть на чемпионском уровне³⁴. Похоже, у Тегмарка появился еще один повод восхищенно выругаться, поскольку он написал в своем Twitter-аккаунте: «В отличие от AlphaGo, эта новость об очередном достижении ИИ поражает не легкостью, с которой AlphaGo Zero громит людей, а легкостью, с которой он громит людей, исследующих ИИ, людей, потративших десятилетия на ручную работу над идеальным ПО для игры в шахматы»³⁵.

С такой же немислимой быстротой искусственный интеллект превзошел людей и в другой игре — техасском холдеме, самой популярной в настоящее время разновидности покера. Покер —

это совсем другое дело, это так называемая игра с несовершенной информацией. В игре с совершенной информацией все игроки обладают одним и тем же (идентичным) объемом информации. Такая игровая ситуация называется информационной симметрией. Информационная симметрия присуща го, видеоиграм Atari, шахматам и викторинам. Однако в покере не все игроки имеют полное представление о том, что произошло в игре. У игроков есть карманные карты, и они могут блефовать. Вся эта история изложена в трех статьях журнала *Science*. Первая была опубликована в январе 2015 г. командой ИТ-специалистов из канадского Университета провинции Альберта. Ученые использовали два алгоритма минимизации сожалений (алгоритм получил название CFR+, что расшифровывается как Counterfactual Regret Minimization — минимизация сожалений при отсутствии вмешательства) для «слабого», по их собственному выражению, окончания игры, «которое доказывает, что игра всегда выигрышна для сдающего»³⁶. Вторая статья, за авторством тех же специалистов, вышла в феврале 2017 г., и речь в ней шла о покерном боте DeepStack, который, как следует из его названия, использовал глубокие нейронные сети для победы над профессиональными игроками в покер³⁷.

Но и этот рекорд искусственного интеллекта долго не продержался. Как сообщалось в третьей статье в *Science*, опубликованной в декабре 2017 г., два ИТ-специалиста из американского Университета Карнеги–Меллона опубликовали алгоритм Libratus, который продемонстрировал сверхчеловеческие возможности в играх с профессионалами высочайшего класса. Подобно AlphaGo Zero, алгоритм Libratus не специфичен для какой-то одной игры — его можно использовать в любых играх с несовершенной (скрытой) информацией. Однако, в противоположность DeepStack и AlphaGo Zero, в алгоритме Libratus глубокие нейронные сети не использовались³⁸. То, чего достиг Libratus, будучи способным точно определить,

когда лучшие игроки в покер блефуют, и победить их в этой весьма сложной игре, — уже немалый подвиг. Невероятный и, главное, быстрый прогресс в применении нейронных сетей в играх породил беспочвенные надежды на столь же успешное использование ИИ в медицине. Но важность игр и важность человеческого здоровья просто несопоставимы. Одно дело, когда машина побеждает человека в игре, другое — поставить человеческую жизнь в зависимость от «машинного» лечения. Поэтому я испытываю такую досаду, когда кто-то заявляет в медицинском контексте, что ИИ якобы «меняет правила игры»: здоровье — не игра.

Изображения

Система ImageNet стала прекрасной иллюстрацией одного из общих мест, касающихся ИИ: наборы данных (не алгоритмы) могут быть главным ограничивающим фактором искусственного интеллекта человеческого уровня³⁹. Когда Фэй-Фэй Ли, специалист по информационным технологиям, работающая теперь в Стэнфорде и одновременно в Google, создала в 2007 г. ImageNet, она отвергла мысль, что алгоритмы в идеале должны получать информацию от больших данных, и в первую очередь положились на расширенное маркирование (аннотирование) изображений. Она поняла, что дело не в больших данных: надо было тщательно пометить элементы каждого изображения. Несколько лет назад она сказала: «Я считаю пиксельные данные в фото- и видеоизображениях темной материей интернета»⁴⁰. На конкурсе ImageNet Challenge для оценки изображений и выявления лучших систем (таких, например, как AlexNet, GoogleNet, VGGNet и ResNet) были использованы многочисленные сверточные глубокие нейронные сети. На рис. 4.6 показан прогресс в снижении частоты ошибок на протяжении нескольких лет. В 2017 г. ImageNet показала более высокую, чем у человека,

эффективность интерпретации изображений. Частота ошибок снизилась с 30% в 2010 г. до 4% в 2016 г. Лекция Ли на канале TED «Как мы обучаем компьютеры различать изображения» собрала более 2 млн просмотров. Это одна из моих любимых лекций TED⁴¹.

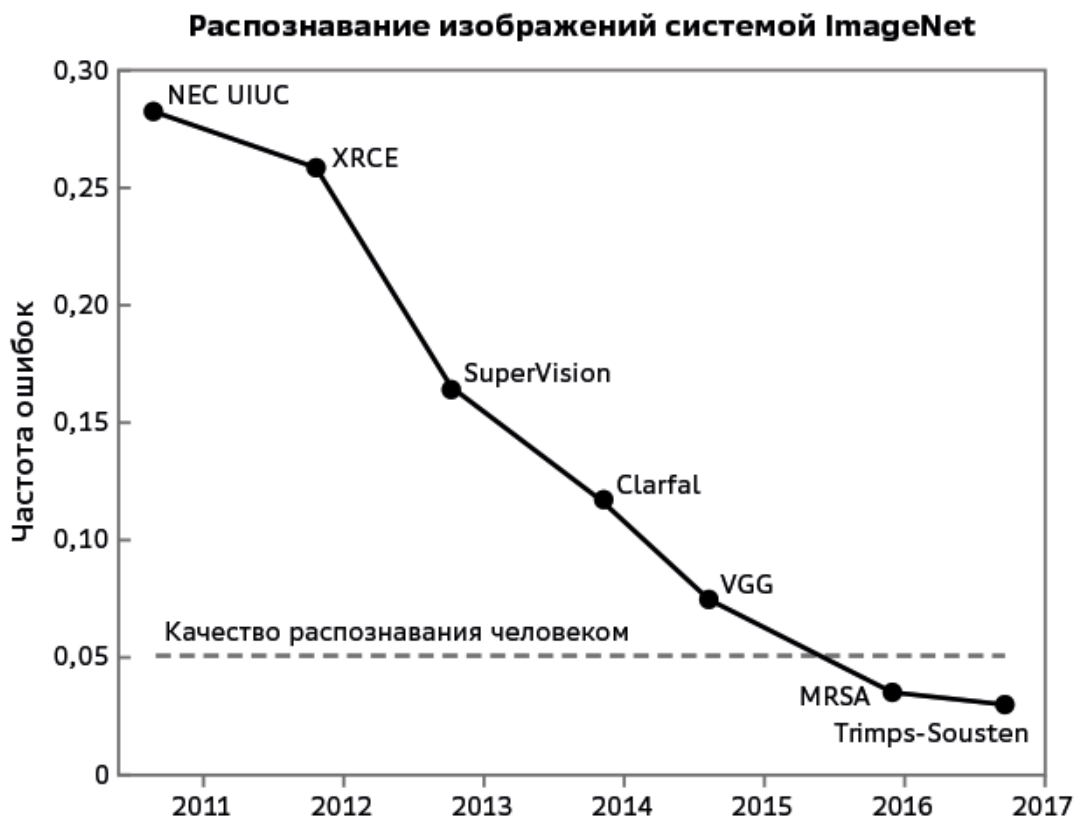


Рис. 4.6. Со временем глубокое обучение ИИ помогло ему превзойти человеческую эффективность при распознавании изображений. Источник: с изменениями из: Y. Shoham et al., "Artificial Intelligence Index 2017 Annual Report," *CDN AI Index* (2017): <http://cdn.aiindex.org/2017-report.pdf>.

Специфика тщательно маркированных данных для ImageNet (все они находились в открытом доступе) стала главным условием полного преобразования системы машинного распознавания изображений. Следуя этому примеру, Google в 2016 г. создал свою базу данных из 9 млн изображений в 6000 категорий — тоже как открытый источник.

Распознавание изображений — это не просто игра «найди кошку в видеоролике». Главным объектом распознавания стали человеческие лица. Как только точность распознавания лиц преодолела рубеж в 94%, возникли серьезные вопросы в связи с опасностью нарушения конфиденциальности, вторжением в частную жизнь и возможной дискриминации⁴². Для iPhone X 2017 Apple использовала FaceID — распознавание лица в качестве биометрического пароля для разблокировки телефона; точно так же поступили и в Samsung незадолго до этого. Технология использует фронтальный датчик для сканирования 3 000 точек и создает трехмерную модель лица⁴³. Эти технологии вызвали споры относительно уязвимости частной жизни. К 2018 г. изображения лиц половины взрослых жителей США хранились по меньшей мере в одной базе данных, к которой полиция могла получить доступ, а некоторые компании (например, Karios) утверждают, что уже считали данные по 250 млн лиц⁴⁴. Утверждается даже, что некоторые маркеры ДНК позволяют точно предсказывать, как выглядит лицо человека, а значит, и идентифицировать его, что вызывает многочисленные претензии⁴⁵. Впрочем, если взглянуть на это с другой стороны, то стоит указать, что черты лица можно использовать для диагностики редких врожденных болезней с помощью искусственного интеллекта, встроенного в приложение Face2Gene для смартфона⁴⁶. В других исследованиях предлагается еще более широкое использование подобных приложений для облегчения медицинской диагностики⁴⁷.

Идентификация людей с использованием изображений не ограничивается их лицами. Компания AliveCor разработала четырехуровневую глубокую нейронную сеть для идентификации людей по их ЭКГ, и если пользователь даст свой телефон с датчиком другому человеку, на экране появится сообщение: «Это на вас не похоже». И действительно, ЭКГ может быть настолько

специфичной и индивидуальной, чтобы служить биометрическим идентификатором, однако динамические изменения показаний ставят под вопрос ее использование для этой цели.

Кроме того, изображения лиц — это нечто большее, чем возможность персональной идентификации. В 2014 г. ученые Калифорнийского университета в Сан-Диего использовали машинное обучение для распознавания человеческих лиц с целью диагностики боли, причем точность машинного распознавания оказалась выше, чем точность распознавания человеком⁴⁸. Помимо количественной оценки интенсивности болевого ощущения есть возможность использовать такую систему для оценки интенсивности стресса и распознавания настроения. Этот вопрос мы более подробно рассмотрим в главе 8.

Сегментация изображений подразумевает разбиение цифрового изображения на множество сегментов (или наборов пикселей). Такая сегментация основана на традиционных алгоритмах и оценках людей-экспертов. Глубокое обучение делает возможной автоматизацию этого процесса, что позволит повысить точность и скорость работы⁴⁹.

Распознавание голоса, речи и текста, машинный перевод

Обработка слов отличается от обработки пикселей, так как при распознавании изображений все пиксели доступны и обрабатываются одновременно, тогда как речь или текст представляют собой последовательности сигналов, развертывающиеся в режиме реального времени. Глубокие нейронные сети преобразили и это поле деятельности: процесс получил наименование «обработка естественного языка». Стоит отметить, что точность машинного распознавания речи по телефону достигла человеческого уровня в 2017 г. (рис. 4.7)⁵⁰. Компания Microsoft продемонстрировала, что искусственный

интеллект способен транскрибировать речь лучше, чем профессиональные стенографисты. Этот прогресс сделал возможным появление Alexa от Amazon и других голосовых ассистентов, которые нашли обширное применение в здравоохранении. Я предвижу, что голосовая платформа станет основой для виртуального медицинского ассистента. Устройство и принцип действия такой системы я представлю в главе 12.

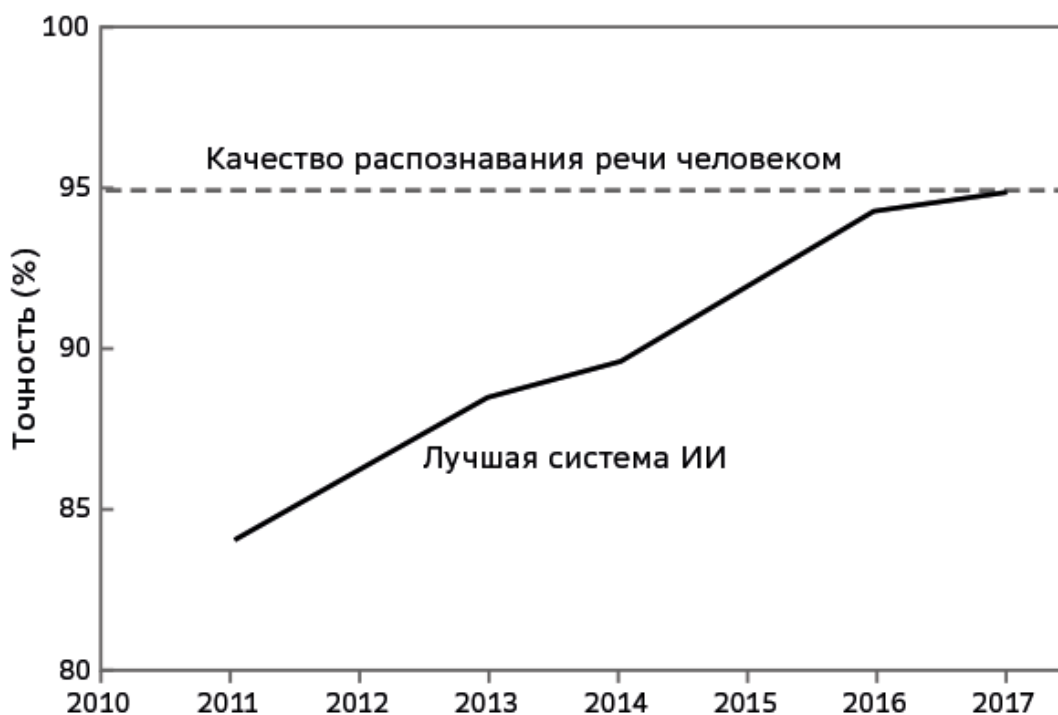


Рис. 4.7. Со временем глубокое обучение искусственного интеллекта помогло ему превысить человеческую эффективность в распознавании голосов. Источник: с изменениями из: Y. Shoham et al., "Artificial Intelligence Index 2017 Annual Report," *CDN AI Index* (2017): <http://cdn.aiindex.org/2017-report.pdf>.

Одно из наиболее поразительных достижений искусственного интеллекта — это машинный перевод. Фернандо Перейра, вице-президент Google и глава проекта Translate, так охарактеризовал этот скачок: «Я и представить себе не мог, что увижу это на своем профессиональном веку. Мы неуклонно прогрессировали, но это не просто прогресс. Это переворот»⁵¹. Подобно тому, как

алгоритм AlphaGo Zero был использован не только в го, но и во многих других играх, единая система перевода, способная к так называемому переносу обучения, которую представили в Google в 2017 г., стала еще одним шагом к созданию «универсального языкового посредника». К концу 2016 г. за месяц насчитывалось более 500 млн пользователей, которые нуждались в 140 млрд слов различных языков в день⁵². Сайт Google переводит тексты на 37 языках, а речь — на 32. Возможности расширяются и охватывают уже более сотни языков. Безусловно, это можно рассматривать как решающий вклад искусственного интеллекта в содействие общению между людьми.

Машинное распознавание собственно текстов, включая и рукописные, способность алгоритмов извлекать содержание (заметьте, я не говорю — «понимать») длинных текстов и синтез речи — все это тоже сделало большой шаг вперед⁵³. WaveNet от Google и DeepSpeech от Baidu являют собой примеры глубоких нейронных сетей, способных автоматически синтезировать голос⁵⁴. Стоит особо отметить способность преобразовывать текст в речь, неотличимую от человеческого голоса⁵⁵.

Распознавание лиц и других биометрических параметров имеет еще одну любопытную сферу применения — автомобили: таким образом можно устанавливать личность водителя, который заводит машину. Определение эмоционального состояния или уровня сонливости водителя по голосу и выражению лица можно использовать для обеспечения безопасности⁵⁶. Однако, учитывая, что в 2017 г. в США произошло более 40 000 ДТП со смертельным исходом и почти все они были обусловлены человеческими ошибками в вождении, самая большая выгода от использования ИИ в автомобилях — это, возможно, передоверить ему само управление автомобилем. Очевидно, что нам нужна помощь⁵⁷.

Беспилотные автомобили

Вы, должно быть, все последние годы прожили в пещере, если не слышали громких заявлений о беспилотных автомобилях. А вот если вы смотрели на YouTube видеоролики, где «водители» автомобилей Tesla играют в игры, пишут письма или даже пересаживаются на заднее сиденье и читают, вам, должно быть, кажется, будто все это — дело ближайшего будущего⁵⁸. Конечно, на сегодня это вершина достижений ИИ, но все не совсем так, как кажется.

Сообщество автомобильных инженеров (SAE) разработало пятиуровневую классификацию автоматизации автомобилей, в которой пятый уровень (см. рис. 4.8) соответствует «полной автоматизации» автомобиля — то есть машина не только делает все сама и едет куда надо в любое время и в любых условиях, но и исключает участие человека в управлении. До такого уровня еще очень далеко, несколько десятилетий, и не факт, что эта цель вообще достижима⁵⁹. Уровень 4 означает, что машина автономна в большинстве ситуаций, а поддержка со стороны человека не является необходимой. Возможность переключения управления на человека (условно автоматическое вождение) — это уровень 3. Большинство людей знакомо с уровнем 2, например с автоматическим поддержанием нужной скорости или с автоматическим движением по определенной полосе. Но это весьма ограниченная автоматизация.

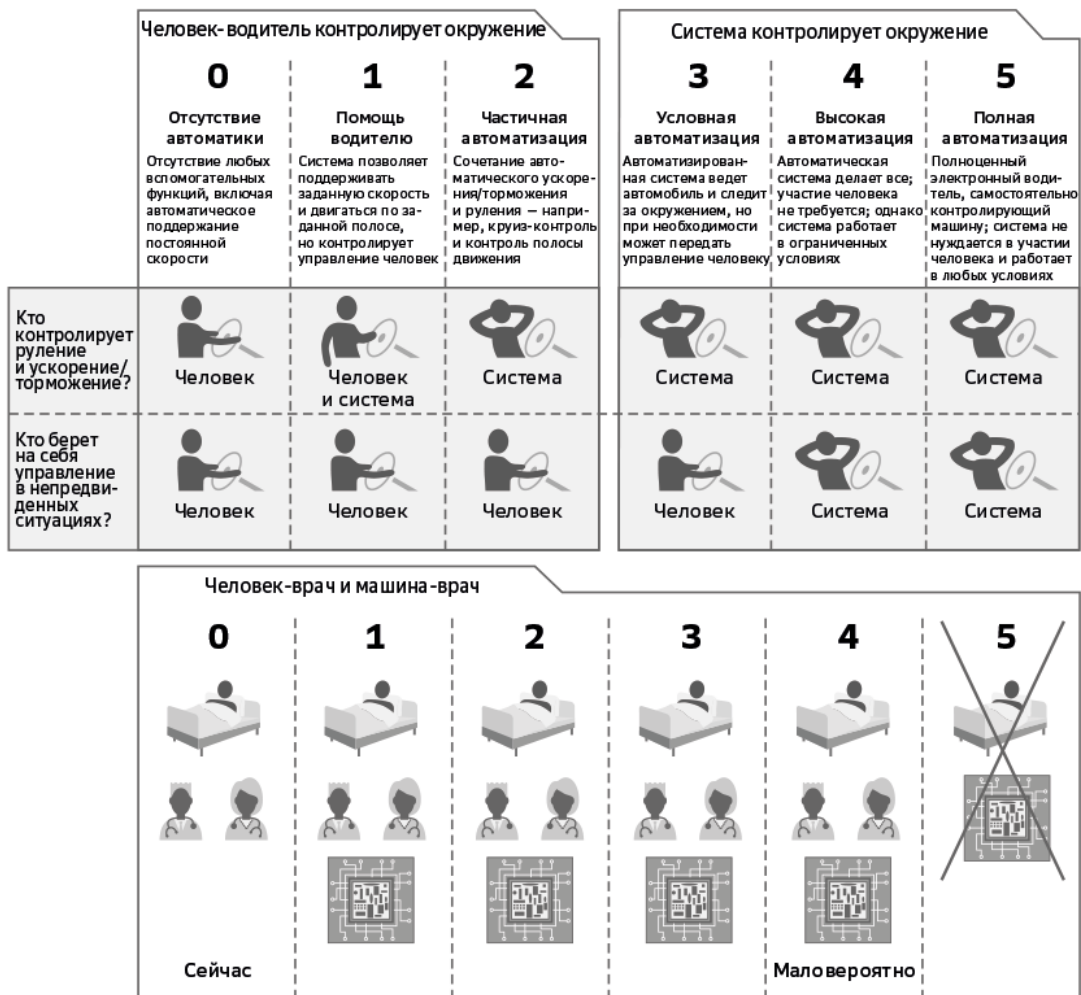


Рис. 4.8. Самоуправляющиеся автомобили и автоматическое лечение без участия человека-врача. Пять уровней автоматизации автомобилей по версии Сообщества автомобильных инженеров. Источник: с изменениями из: S. Shladover, "The Truth About "Self-Driving" Cars," *Scientific American* (2016): www.scientificamerican.com/article/the-truth-about-self-driving-cars.

Вся автомобильная индустрия (и это вполне понятно) работает с прицелом на четвертый уровень (с ограниченной потребностью в поддержке со стороны человека), то есть на уровень, опирающийся на скоординированное взаимодействие множества технологий. Интегрированная многозадачная система глубокого обучения отслеживает другие автомобили, пешеходов и дорожную разметку. Автомобиль воспринимает обстановку за счет комбинации камер, радара, датчиков отраженного света и

«мультидоменных» контроллеров ИИ, которые с помощью глубоких нейросетей работают с вводом данных и выводом решений. Имитация возможностей человеческого восприятия с помощью компьютерного программного обеспечения до сих пор считается очень трудной задачей. Зрение компьютера стало намного реже ошибаться при идентификации пешехода — от 1 ошибки на 30 изображений до 1 ошибки на 30 млн изображений. Это мощь так называемого fleet learning, «обучения автопарка» — то есть обучения, в ходе которого одновременно обучаются все автомобили, снабженные одинаковыми системами искусственного интеллекта, что делает их «умнее» за более короткое время. Однако, несмотря на то, что четвертый уровень автономности допускает участие человека в управлении в непредвиденных ситуациях, автомобили такого уровня могут попадать в ужасные аварии — если с ними случится что-то вроде зависания ноутбука или падения браузера, как это бывает у нас в быту.

Я хочу особо выделить эту параллель — автономные автомобили и медицинская практика при поддержке ИИ — как наиболее важную в этой книге. Если для автомобилей четвертый уровень может быть достигнут при идеальных условиях на дороге и при идеальной организации движения, то весьма маловероятно, что в медицине когда-нибудь появится даже третий уровень автономности искусственного интеллекта. Определенные задачи вполне доступны искусственному интеллекту, например точная диагностика (при помощи алгоритма) поражений кожи или наружного и среднего уха. Но медицина в целом никогда не потерпит отсутствия надзора со стороны врача-человека и прочих медработников — при *любом* заболевании и *в любых условиях*. В будущем второй уровень — с частичной автоматизацией (например, управление торможением/ускорением и рулением для автомобилей) — будет большим подспорьем как для врачей, так и для пациентов. Учитывая, что люди будут брать на себя

инициативу в непредвиденных обстоятельствах (то есть находиться в резерве, когда основную работу будет делать ИИ-система с условной автоматизацией), со временем в медицине будет достижим и третий уровень автономности искусственного интеллекта (для определенных заболеваний у некоторых категорий пациентов).

Если четырех областей применения искусственного интеллекта (игры, изображения, речь, автомобили), рассмотренных здесь, недостаточно, то можно привести длинный список прочих задач, которые, согласно недавним сообщениям, оказались «по зубам» искусственному интеллекту (см. табл. 4.3).

Таблица 4.3

Различные задачи, которые, по имеющимся сообщениям, в последние годы были решены с помощью искусственного интеллекта

Справляться с CAPTCHA	Создавать автономные хранилища
Создавать новые музыкальные инструменты	Сортировать детали конструкторов LEGO
Анализировать произведение искусства	Создавать фейковые видео и фотографии
Собирать кубик Рубика	Предсказывать покупки за неделю до того, как они будут сделаны
Правильно играть на бирже	Преобразовывать текст в рисунок
Писать статьи для «Википедии»	Создавать искусственный юмор
Читать по губам	Создавать замедленное видео из представленных изображений
Разрабатывать веб-сайты	Рисовать
Кроить одежду	Проверять заявки на новые лекарственные средства
Писать песни	Собирать зрелые фрукты
Искать энергоносители	Считать и идентифицировать диких животных в природных условиях
Распознавать прослушиваемую музыку по картине фМРТ	Собирать мебель IKEA
Писать тексты	Создавать трейлеры к кинофильмам
Создавать живописные произведения	Различать положения тел людей за стеной
Расставлять ударения	Вести дискуссии
Писать стихи	Предсказывать последующие толчки после землетрясения
Проводить перепись	
Читать тексты с правильными ударениями	
Рекомендовать стиль одежды	
Отличать оригинальные произведения от подделок	

И если весь предыдущий рассказ не произвел на вас должного впечатления, то, надеюсь, приведенные в таблице достижения наглядно продемонстрируют вам разносторонние возможности ИИ и дадут понять на основании ретроспективных данных, чего уже добился искусственный интеллект, особенно учитывая резкое

ускорение прогресса в этой области. Есть, однако, много опасений, которые уравнивают восторг. В следующей главе я системно рассмотрю многие проблемы ИИ, укажу некоторые точки быстрого роста, характеризующие всю эту отрасль в целом, а также попытаюсь объяснить, что все это может значить для медицины.

Серьезные трудности

Искусственный интеллект по своему уровню далеко не дотягивает и до мышиноного ума.

Ян Лекун

Я часто говорю моим студентам: пусть вас не вводит в заблуждение словосочетание «искусственный интеллект», в нем нет ничего «искусственного». ИИ делают люди, его поведение задумано как человеческое, да и в конце концов, его задача — благотворно повлиять на человеческую жизнь и человеческое общество.

Фэй-Фэй Ли

Когда я посетил Фэй-Фэй Ли в одном из офисов Google в конце 2017 г. — в то время шумиха вокруг искусственного интеллекта была близка, вероятно, к своему апогею, — она заметила: было бы неплохо, если бы в истории искусственного интеллекта наступила еще одна зима, чтобы можно было успокоиться, упорядочить достижения и, проверив их на истинность и эффективность, «обернуть пленкой» реальный прогресс. Конечно, по всему миру звучат излишне мрачные пророчества: мы все умрем, всех врачей поувольняют и так далее. Однако, вспомнив

обо всех негативных моментах, связанных с ИИ, и заново их изучив, я понял, что на эту тему можно написать целую книгу. Думаю, что вскоре таких книг появится немало. Никого не удивит, если такой мощный инструмент, как искусственный интеллект, будет использован в гнусных или просто нежелательных целях, будь то умышленно или невольно. Сейчас мы вкратце рассмотрим потенциально неблагоприятные последствия, с которыми может столкнуться истинная медицина, начиная с методологии самого искусственного интеллекта, его способности усиливать предрассудки и неравенство, размывать истину, вторгаться в частную жизнь, угрожать рабочим местам и самому нашему существованию.

Методология нейронных сетей и их ограниченность

Используя термин «методология», я имею в виду все — от входа до выхода и «выводов из выхода». Нейронные сети выигрывают за счет оптимального качества и количества данных, на основании которых их обучают и которые они используют для прогнозирования. На сегодня в большинстве случаев искусственный интеллект работает со структурированными данными (например, с изображениями, речью и играми), которые отличаются высокой степенью организации, имеют определенный формат, доступны для поиска, просты в обработке, хранении и извлечении, а также поддаются анализу. К сожалению, многие данные не маркированы (помечены) и не аннотированы, не являются «чистыми» или структурированными. В медицине существует множество неструктурированных данных — например, написанный свободным стилем текст в электронных медицинских документах. За редким исключением, в наше время обучение ИИ — это обучение с учителем, которое требует определения так называемых «эталонов». Любая неточная маркировка, любой неправильный эталон могут сделать выводы

бессмысленными. Например, врачебная интерпретация медицинских изображений может быть несогласованной и противоречивой, что делает шаткими и эталоны. Очистка данных означает либо удаление всего неполного, несущественного, испорченного, неточного и неправильного материала, либо его модификация до состояния, пригодного к включению в анализ.

Но даже при условии, что данные будут очищены, аннотированы и структурированы, проблемы все равно могут возникнуть. Надо учитывать еще и фактор времени: может возникнуть дрейф данных при снижении работоспособности модели, равно как и изменение данных с течением времени¹.

История AliveCor наглядно показывает, как отбор данных может породить искаженные выводы: вспомним, как в самом начале клиника Мэйо целенаправленно отсеяла из рассмотрения всех госпитализированных пациентов. Недостаточное количество пациентов с высоким содержанием калия в крови в первом массиве данных едва не вынудила группу исследований отказаться от проекта. В целом же, чтобы преодолеть проблему соотношения «сигнал–шум», разработчики должны иметь в своем распоряжении достаточно данных, с помощью которых можно будет делать точные прогнозы, избегать чрезмерно близкой подгонки, что очень важно, когда нейросеть вынуждена пользоваться ограниченным набором данных. Повторюсь: совершенно очевидно, что налицо изобилие данных, если иметь в виду число поисковых запросов в Google, постов в Instagram или Facebook, видеороликов на YouTube. Однако в медицине вместо миллиардов единиц данных мы, как правило, имеем дело с тысячами, в лучшем случае с миллионами. Работа с такими массивами данных не требует DNN, а если они используются, то возникает серьезная проблема недостаточных данных на входе или спорного результата на выходе.

Несмотря на то, что DNN, как правило, позиционируют как модель мозга (1–2 кг, 86 млрд нейронов и сотня триллионов

нейронных связей) с его способностями к обучению, надо еще раз подчеркнуть, что на самом деле нет никаких данных, которые подкрепляли бы это утверждение. «Нейронные сети» в действительности не такие уж и нейронные. Франсуа Шолле, специалист по глубокому обучению из компании Google, подчеркивает в книге «Глубокое обучение на Python»^[16]: «Нет никаких доказательств, что мозг реализует механизмы, подобные механизмам, используемым в современных моделях глубокого обучения»². Конечно, нет никаких оснований думать, будто машины должны имитировать работу мозга; это всего лишь результат упрощенного, «антропоморфного наоборот» представления о мышлении. Когда мы видим, как машина проявляет что-то напоминающее ум, мы очеловечиваем ее и начинаем думать, будто и наш мозг есть всего лишь разновидность центрального процессора, блок когнитивной обработки.

Глубокое обучение искусственного интеллекта разительно отличается от человеческого обучения и лишь дополняет его. Возьмем для примера обучение детей: Ян Лекун, пионер исследований искусственного интеллекта в компании Facebook, утверждает по этому поводу следующее: «Дети очень быстро учатся человеческому диалогу и усваивают здравый смысл, глядя на мир. Мне кажется, в этом есть нечто такое, что мы еще не открыли, некая парадигма обучения, которая остается для нас непонятной. Думаю, что наша неспособность расколоть этот орешек и есть главное препятствие на пути к настоящему прогрессу в разработке ИИ»³.

Машинам для обучения требуются большие массивы данных, в то время как ребенку нужно очень ограниченное количество данных на входе. И дело не просто в том, что машины преуспевают в глубоком обучении, а дети посредством байесовских вероятностных методов могут делать многочисленные выводы и экстраполяции. Дети в состоянии

рассуждать. Они быстро начинают понимать, как устроен мир. Кроме того, они выказывают большую приспособляемость к новому, даже не имея опыта оценки незнакомой ситуации. Младенцу требуется всего несколько минут на усвоение абстрактных, подобных языковым правилам на основании минимального числа немаркированных примеров⁴. Вот что говорит специалист из компании Microsoft Гарри Шам: «Современные компьютеры очень хорошо справляются со специфическими задачами, но когда речь идет об обобщенных заданиях, то искусственный интеллект не может соперничать с ребенком». Это заставляет вспомнить идею Джона Локка о *tabula rasa* (которая, впрочем, восходит еще к Аристотелю), «чистой доске», высказанную им в классическом трактате 1689 г. «Опыт о человеческом разумении»: согласно Локку, человеческий ум при рождении представляет собой нечто похожее на «белую бумагу без всяких знаков и идей». Действительно, нейронная сеть похожа на «чистую доску», на неисписанную бумагу, но многие ученые, например Гарри Маркус, утверждают: пока специалисты по ИИ не объяснят врожденность человеческого разума и его готовность усваивать информацию, компьютеры останутся неспособными на такие подвиги, как овладение речью с той же скоростью, что и маленькие дети⁵. Таким образом, хотя компьютеры могут быть непревзойденными экспертами в выполнении узких задач, для них, по выражению Шолле, «не существует практического пути от сверхчеловеческого выполнения тысяч узких вертикальных задач к общему умственному развитию и здравому смыслу ползунка». Медицине же может быть интересно лишь сочетание обучения искусственного интеллекта с такими ключевыми признаками человеческого познания, как здравый смысл.

Мы слишком часто приписываем машинам способность «читать» сканы или слайды, хотя на самом деле они не умеют читать. Распознавание не равнозначно пониманию: есть такая

вещь, как нулевой контекст, о чем говорит Фэй-Фэй Ли в лекции TED по компьютерному зрению (2015 г.). Великолепный пример — это интерпретация машиной изображения: «человек едет верхом на коне по улице». На самом деле это человек, сидящий высоко на статуе, которая никуда не движется. Это означает, что в машинном распознавании образов мы уперлись в потолок. Когда я в 2018 г. спросил Фэй-Фэй Ли, изменилось ли что-нибудь к лучшему, она ответила: «Ни в малейшей степени».

Существуют даже проблемы с базовым распознаванием объекта, что было наглядно продемонстрировано в двух исследованиях. Одно — «Слон в комнате» — показало, что глубокое обучение неспособно заставить компьютер точно распознать образ слона, если последний помещен в гостиную, где, помимо него, находится диван, человек, стул и книги на полке⁶. И вот она, изнанка, уязвимость глубокого обучения нейросетей: машина увидела призрак — она опознала человека, которого на самом деле не было на изображении⁷.

Некоторые специалисты считают, что глубокое обучение достигло пределов своих возможностей, поэтому потребуются большие усилия для того, чтобы выйти за рамки современного уровня его узкой функциональности. Джеффри Хинтон, отец глубокого обучения, даже поставил под вопрос всю методологию⁸. И хотя метод обратного распространения ошибки (метод исправления ошибок в нейросетях) — его изобретение, он недавно заявил, что испытывает «большие подозрения» в отношении этого метода: надо, считает Хинтон, «отбросить все, что мы сделали, и начать все сначала»⁹. Указывая на зависимость этой технологии от обширного маркирования, он предположил, что неэффективность, проистекающая из этой зависимости, может «привести к смерти самого метода»¹⁰. Хинтон намерен сузить пропасть между искусственным интеллектом и разумом ребенка, для чего ввел термин «капсульные сети»¹¹. Хинтон, по

всей видимости, воодушевлен идеей сближения биологии и информатики, а для этого, по его мнению, потребуется выйти за рамки плоских слоев сегодняшних ГНС: в структуре капсульных сетей есть вертикальные колонки (столбики из нейронов), имитирующие структуру неокортекса. Хотя капсульной архитектуре еще только предстоит улучшить результативность сетей, не следует забывать, что методу обратного распространения ошибки потребовалось несколько десятилетий на признание в научном сообществе. Пока рано судить, последует или нет капсульная архитектура по тому же пути, однако уже сам факт, что Хинтон пробил брешь в современной методологии глубоких нейросетей, привел всех в замешательство.

Триумф AlphaGo Zero также наводит на некоторые размышления. В статье для *Nature*, о которой говорилось в предыдущей главе, эта система подавалась с большой помпой — чего стоил один заголовок: «Овладение игрой го без человеческих знаний»¹². Когда я поинтересовался мнением Гари Маркуса по этому поводу, он сказал, что это просто «смешно». «Там работала команда из 17 человек, и все — мировые эксперты по компьютерному го. В команде есть один из лучших в мире игроков в го. Тем не менее они на голубом глазу заявляют, что работали "без человеческих знаний". Это же чистый абсурд». Тогда я спросил, почему, по его мнению, DeepMind так раздувает это достижение. На это Маркус ответил: «Просто они хайпжоры»¹³. Маркус не одинок в своей критике системы AlphaGo Zero. Еще один непримиримый критик, Хосе Камачо Кольядос, сделал несколько важных замечаний — например, об отсутствии прозрачности (код отсутствует в открытом доступе) и о лукавстве авторов, будто система училась «исключительно на игре с самой собой», учитывая, что игру требовалось научить и правилам, и некоторым знаниям о ней. Кроме того, он упоминает также об «ответственности исследователей в этой области за точное описание... наших усилий и недопущение

распространения (зачастую с меркантильными целями) ложной информации и мистификаций»¹⁴. Соответственно, многие крупнейшие достижения искусственного интеллекта могли быть и приукрашены.

И во всех областях науки часто высказывается озабоченность по поводу выборочного представления фактов по принципу «изюм из булки» или отсутствия воспроизводимости. В рамках многих исследований тестировали сразу несколько нейросетей, но в публикациях мы читаем лишь о тех, которые работают. В иных случаях тестовые данные сильно отличались от валидационных. Отсутствие открытых данных, таких, например, как код, нарушает требование воспроизводимости, и это большая проблема многих отчетов об испытаниях. Что еще удивляет лично меня, так это малочисленность публикаций. Статьи о применении ИИ в области компьютерных игр, упомянутые в этой книге, были напечатаны (и это стоит особо отметить) в авторитетных журналах, *Nature* и *Science*. Однако многие статьи, весьма важные применительно к медицине, публикуются в виде препринтов на таких сайтах, как arXiv, и не рецензируются специалистами. Прогресс, достигнутый в области ИИ, не должен отменять проверенный временем принцип валидации — когда все статьи рецензируются соответствующими специалистами. Кроме того, большинство опубликованных на сегодняшний день медицинских исследований являются ретроспективными, выполненными *in silico*, и их еще предстоит оценить проспективно в ходе реальных клинических испытаний.

«Черные ящики»

Если и есть некий признак, объединяющий человеческий мозг и искусственный интеллект, то это непрозрачность. Многие способности обучающихся нейронных сетей остаются

труднообъяснимыми, и мы не можем расспросить искусственный интеллект, как именно он пришел к тем или иным выводам.

Прекрасной иллюстрацией может служить ход 37, принесший AlphaGo победу над Ли Седодем: сами создатели алгоритма не могут объяснить, как это произошло. Тот же самый феномен мы наблюдаем и в медицинском ИИ. Вот один пример: благодаря глубокому обучению системе удалось сравняться по своим диагностическим возможностям с командой из 21 дипломированного дерматолога при классификации поражений кожи как злокачественных или доброкачественных. Стэнфордские ученые, создатели этого алгоритма, до сих пор точно не знают, какие именно характеристики сделали возможным такой успех¹⁵. Третий пример тоже взят из медицины: об этом случае рассказал мой коллега Джоэль Дадли из школы медицины Икана при нью-йоркском медицинском центре Маунт-Синай. Дадли возглавлял группу, работавшую над проектом Deep Patient: ее задачей было разобраться, можно ли использовать данные из электронных медицинских карт для прогнозирования 78 заболеваний. Когда искусственный интеллект использовали для анализа историй болезни более 700 000 пациентов медицинского центра, он оказался способен предсказывать, используя обучение без учителя на материале необработанных медицинских документов (правда, сначала их каскадно обработали шумоподавляющими автокодировщиками, устранив часть шума), вероятность и приблизительный срок развития шизофрении — невообразимо трудная задача для врача. Дадли прокомментировал проблему «черного ящика» в применении к ИИ: «Мы умеем создавать такие модели, но мы не знаем, как они работают»¹⁶.

Мы уже смирились с «черными ящиками» в медицине. Например, электрошоковая терапия весьма эффективна при тяжелой депрессии, но мы не имеем ни малейшего представления, как именно она работает в этом случае. Точно так

же есть множество эффективных лекарств, механизм действия которых никто не может объяснить. Как пациенты, мы вполне согласны быть такими «черными ящиками» в человеческом обличье — во всяком случае, когда мы субъективно чувствуем себя лучше или когда объективно облегчается течение болезни. Надо ли так же относиться к алгоритмам искусственного интеллекта? Педро Домингос сказал мне, что он предпочел бы «99%-ную точность "черного ящика" системе, которая полностью объяснима, но способна лишь на 80%-ную точность»¹⁷.

Но нельзя сказать, что это преобладающее отношение. Институт AINow, учрежденный в 2017 г. при Нью-Йоркском университете, занимается изучением социальных последствий применения ИИ. Рекомендация номер 1 этого учреждения гласит, что ни в каких вопросах «первостепенной важности», таких как уголовное правосудие, здравоохранение, социальная политика и образование, нельзя опираться на «черные ящики» искусственного интеллекта, зависеть от них¹⁸. Такие доклады не единичны. В 2018 г. вступил в силу Общий регламент Евросоюза по защите данных (GDPR). Документ требует от компаний давать пользователям объяснения решений, принятых автоматизированными системами¹⁹.

Это и составляет суть проблемы в медицине. Врачи и больницы (да и вся система здравоохранения) будут нести ответственность за решения, принятые машинами, пусть даже использованные алгоритмы были тщательно проверены и сочтены абсолютно пригодными к применению. «Право на объяснение», оговоренное в GDPR, дает пациентам возможность требовать разъяснения критически важных вещей, касающихся их здоровья или методов лечения заболеваний. Более того, машина может сломаться, ее могут взломать. Просто вообразите себе алгоритм ведения больного сахарным диабетом: этот алгоритм усваивает и обрабатывает многослойные данные о содержании глюкозы в крови, о физической активности

пациента, о его сне, питании и стрессах. А теперь представьте себе, что этот алгоритм завис (или его взломали), и он начинает рекомендовать пациенту иную, неадекватную дозу инсулина. Если такую ошибку делает человек, то она может привести к гипогликемии и даже смерти одного больного. Если такую ошибку делает вся система искусственного интеллекта, то это может обернуться осложнениями или даже гибелью для сотен, а то и тысяч людей. Любое медицинское решение машины должно быть в любой момент доступно четкому определению и объяснению. Более того, необходимо многократное моделирование, чтобы обнаружить уязвимости алгоритма (возможность взлома, вероятные ошибки). Для того, чтобы все эти новшества были приняты медицинским сообществом, необходима прозрачность в отношении масштабов и результатов таких испытаний. Тем не менее в настоящее время на рынке есть немало медицинских алгоритмов (например, интерпретирующих снимки), и для этих алгоритмов не существует объяснений их работы. Предполагается, что машинная интерпретация каждого снимка должна быть проверена врачом-рентгенологом, что обеспечивает гарантию качества интерпретации. Что будет, если рентгенолог торопится, отвлекается или излишне беспечен, и в результате пациент получит неверную трактовку исследования?

Возникла даже общественная инициатива, названная «Объяснимый искусственный интеллект». Ее цель — понять, почему алгоритм выдает те или иные результаты. Пожалуй, неудивительно, что специалисты по информационным технологиям прибегли к помощи нейронных сетей, чтобы разобраться, как работают нейронные сети. Например, DeepDream, проект компании Google, по сути представляет собой обратный алгоритм глубокого машинного обучения. Вместо распознавания образов он генерирует их, чтобы определять их ключевые признаки²⁰. Немного забавно, что специалисты по искусственному интеллекту постоянно предлагают использовать

ИИ для исправления его же недостатков. Это похоже на старую хирургическую максиму: «Сомневаешься — удаляй».

В медицине есть несколько примеров раскрытия алгоритмического «черного ящика». В одном исследовании, выполненном в 2015 г., использовали машинное обучение для прогнозирования, у каких госпитализированных по поводу пневмонии пациентов следует ожидать серьезных осложнений. Алгоритм ошибочно предсказал, что астматики лучше переносят пневмонию, что потенциально могло привести к необоснованным отказам в госпитализации²¹. Последующие попытки понять неосознаваемые аспекты алгоритма привели к определению эффекта каждой входной переменной, что и позволило исправить ошибку²².

Мы можем вполне обоснованно предсказать, что будет предпринято значительно больше усилий для понимания внутренних механизмов нейросетей. Даже несмотря на то, что мы привыкли к компромиссам в медицине (если они несут благо), взвешивая терапевтическую эффективность и риск, большинство врачей все же не готовы принять машинный «черный ящик» и тот факт, что искусственный интеллект становится неотъемлемой составляющей медицины. Очень скоро мы получим результаты рандомизированных испытаний в медицине — валидацию серьезного преимущества алгоритмов перед стандартами, принятыми в современной клинической медицине, но причин, почему это преимущество имеет место, найдено не будет. Наша терпимость в отношении машин с «черными ящиками», несомненно, будет подвергнута испытанию.

Предрассудки и неравенство

В книге «Убийственные большие данные»^[17]. Кэти О'Нил замечает, говоря о моделях экономики больших данных, что «многие из этих моделей вставляли предубеждения, непонимание

и предвзятость, свойственные каждому живому человеку, в программное обеспечение, которое во все большей степени управляло нашими жизнями»²³. Естественная человеческая пристрастность встроена и в наш алгоритмический мир: она повсеместно влияет на восприятие гендерной, расовой, этнической, социально-экономической, классовой и сексуальной идентичности. Влияние может быть самым серьезным, так как от него зависит, кого примут на работу или даже допустят до собеседования, как ранжируют специалистов, как будет осуществляться уголовное правосудие, кому дадут или не дадут кредит. Насколько глубока эта проблема, можно проиллюстрировать несколькими примерами.

В статье, озаглавленной «Мужчины тоже любят шопинг», рассказывается о том, как группа исследователей оценила две коллекции изображений, каждая из которых состояла более чем из 100 000 сложных фотографий с детальной маркировкой²⁴. На фотографиях был представлен предсказуемый гендерный предрассудок: шопинг и готовка были связаны с женщинами, а спорт, консультирование и стрельба — с мужчинами. Очевидное искажение на выходе: мужчина на кухне был маркирован как «женщина». Хуже того — если машину обучали распознаванию образов на основании предрассудков, она умножает и углубляет эти предрассудки. В процесс обучения был внедрен метод ослабления предрассудков, но он требует, чтобы автор кода искал случаи срабатывания предрассудков и определял, что надо исправить. И даже если это делается, то проблема все равно присуща исходному массиву данных²⁵. Другой вопиющий пример гендерных предрассудков демонстрирует исследование Университета Карнеги–Меллона: было обнаружено, что алгоритмы Google показывают рекламу высокооплачиваемой работы мужчинам чаще, чем женщинам²⁶.

Исследование с помощью искусственного интеллекта огромного корпуса текста из Всемирной паутины, включающего 840 млрд слов, показало широчайшую распространенность гендерных и расовых предрассудков, а также других примеров негативного отношения (скажем, к больным психическими расстройствами) и использования уничижительных прозвищ для пожилых людей²⁷. Использование сети как источника данных для этого исследования просто вывело на передний план наши исторические, запечатленные в культуре предрассудки и предубеждения. Когда ИИ сервиса Google Photos в 2015 г. ошибочно принял чернокожего мужчину за гориллу, это вызвало довольно серьезный резонанс в обществе. В разоблачительном материале *ProPublica*, озаглавленном «Предрассудки машин», были представлены шокирующие свидетельства: широко используемый коммерческий алгоритм ошибочно предсказывал высокий уровень риска совершения новых преступлений для чернокожих, имеющих судимость²⁸. Степень риска рецидива для белых автоматически занижалась²⁹. Были выявлены ущемляющие бедных предрассудки в алгоритмах, которые использует полиция для прогнозирования, где именно произойдет то или иное преступление³⁰, а пресловутый «гей-радар», который по выражению лиц якобы способен распознавать сексуальную ориентацию, являет собой пример предвзятости по отношению к гомосексуалам³¹.

Предвзятость проникает в мир ИИ самыми непредсказуемыми путями, но важно отслеживать эти пути. Рассмотрим для примера разработку приложения под названием NamePrism, которое должно было, по мысли авторов, выявлять и предупреждать дискриминацию³². Приложение, созданное в Университете Стоуни-Брук в сотрудничестве с несколькими ведущими интернет-компаниями, представляет собой алгоритм машинного обучения, который определяет по имени этническую и

национальную принадлежность человека на основании миллионов усвоенных имен. Точность определения составляет приблизительно 80%. Запуская приложение, создатели и не предполагали, что его будут использовать для пропаганды дискриминации, но произошло именно это³³.

Недостаточное культурно-личностное многообразие среди людей, работающих в ведущих ИТ-компаниях, а также среди высшего руководства компаний, отнюдь не помогает решать подобные проблемы. Преобладание белых мужчин во многих компаниях усложняет задачу выявления гендерных предрассудков в отношении женщин и требует особого внимания, так как здесь не помогут алгоритмы искусственного интеллекта.

Институт AINow, обратившись к проблеме предвзятости и дискриминации, рекомендует применять «строгие правила проверки систем искусственного интеллекта перед их запуском, чтобы удостовериться, что они не умножат число предубеждений и ошибок в связи с погрешностями в обучающих данных, алгоритмах или других элементах системного проектирования». Необходимо, кроме того, тщательное отслеживание любых проявлений предвзятости, и в этом смысле многие очень надеются на помощь искусственного интеллекта³⁴. Кейт Кроуфорд, директор института, резюмирует: «Когда ИИ становится новой инфраструктурой, незаметно, как вода из крана, вливающейся в нашу повседневную жизнь, мы должны осознавать, какими окажутся ее краткосрочные и долгосрочные эффекты, поскольку это залог нашей безопасности»³⁵. Были предприняты значительные усилия для систематической проверки алгоритмов как средств обеспечения прозрачности и честности³⁶. И действительно — искусственный интеллект использовали для проверки на гендерную предвзятость статей «Википедии»³⁷, причем это вызвало дискуссию, является ли искусственный интеллект менее предвзятым, чем люди³⁸.

Предвзятость в медицине уже давно стала объектом системных исследований, потому что пациенты, попавшие в число испытуемых при проведении клинических исследований, редко отображают все многообразие населения. Меньшинства представлены недостаточно, а иногда их и вовсе не включают в исследования. В геномных исследованиях это особенно заметно по двум причинам. Первая — люди европейского происхождения составляют большинство испытуемых в когортных исследованиях (а порой и вся выборка состоит из белых европейцев). Вторая, следующая из первой, — результаты этих исследований представляют ограниченный интерес для большинства людей в мире, так как многие врожденные генетические заболевания зачастую специфичны для людей определенного происхождения. Применение таких данных в качестве обучающей информации для искусственного интеллекта, а затем использование результатов для прогнозирования и лечебных рекомендаций для всех без исключения людей — прекрасный способ создать большие проблемы. Примером может служить диагностика рака кожи средствами искусственного интеллекта. Этот метод редко применяют для диагностики кожных поражений у людей с небелым цветом кожи³⁹.

Потенциальная способность ИИ усугубить и без того существенное (причем продолжающее увеличиваться во многих странах, включая и США) экономическое неравенство также имеет непосредственное отношение к медицине. Харари в своей книге «Номо Деус» рассуждает: «В прошлом веке целью медицины было лечение больных. В XXI веке медицина все больше перестраивается на усовершенствование здоровых»⁴⁰. Эти опасения разделяет и Кай-Фу Ли, один из наиболее признанных в Китае и в мире специалистов по искусственному интеллекту: он подчеркивает, что «даже в богатых и технологически развитых странах ИИ углубит пропасть между имущими и неимущими», а также указывает, как важно учитывать социальные последствия

внедрения систем ИИ, и по возможности как преднамеренные, так и непреднамеренные⁴¹. Пристрастность и предрассудки, характерные для ИИ, — это двойной удар по низшим социально-экономическим слоям населения: такие люди наиболее уязвимы в плане потери работы, и, кроме того, доступ к медицинским инструментам ИИ для них затруднен. Чтобы преодолеть эту проблему, нам нужна продуманная стратегия обеспечения всеобщей доступности полезных инструментов ИИ.

Замазывание правды

Мир фейковых новостей, фейковых изображений, фейковых речей и фейковых видео — это отчасти продукт результатов внедрения искусственного интеллекта. Мы видели, как создатели фейковых новостей в Facebook, нацеленных на определенную аудиторию, использовали их для нагнетания ситуации вокруг президентских выборов 2016 г. в США и как рекламные отделы различных компаний используют в интернете ИИ, чтобы соблазнять людей своей продукцией (а кто-то скажет — подсаживать на нее людей, как наркоманов на иглу). Проблема эта со временем только усугубляется. Уже давно говорится, как ретушь, а теперь и компьютерную обработку изображений можно использовать для того, чтобы заставить нас видеть то, что надо. Эти манипуляции достигли небывалых масштабов, фабрикуется великолепного качества фейки — не только перерисовываются изображения, нет, переписывается сама реальность... с использованием инструментов ИИ.

Специалисты стартапа Lyrebird научились, используя фрагменты записей голоса того или иного человека, фабриковать совершенно аутентичный звук⁴². А ИИ-алгоритм, названный Houdini (в честь иллюзиониста Гудини), может перехватывать аудиофайлы и изменять их так, чтобы звучание казалось прежним, а другие ИИ-алгоритмы (например, GoogleVoice)

улавливали в записи совершенно другие слова⁴³. Алгоритмы позволяют редактировать порнофильмы — переносить лица знаменитостей (скажем, Галь Гадот, звезды фильма «Чудо-женщина»), на тела других людей⁴⁴. Ученые Вашингтонского университета использовали нейросети для создания видео, в котором практически невозможно опознать фейк: они сделали видеоклип с «речью» президента Обамы (в реальности он никогда ее не произносил)⁴⁵.

Очень часто с такими целями применяется одна из разновидностей искусственного интеллекта, известная под названием «генеративно-сопоставительная сеть» (ГСС; generative adversarial networks (GAN)). ГСС были изобретены Яном Гудфеллоу в 2014 г. Сам автор считал, что прогресс в области синтеза изображений не так быстр, как в области распознавания. По стопам Гудфеллоу последовали и другие — например, компания NVIDIA, создавшая более эффективные ГСС, которые оказались способны выдавать фейковые изображения знаменитостей с непревзойденным качеством⁴⁶. А вскоре появились и многочисленные усовершенствования ГСС (CycleGAN, DiscoGAN, StarGAN и pix2pixHD), и все они еще сильнее затрудняют саму возможность отличить реальное изображение от фейкового. Похоже, манипуляциям с контентом любого типа нет никакого предела, что окончательно размывает границы достоверности. А это отнюдь не то, что нам нужно в эпоху коррозии правды.

Конфиденциальность и хакерство

Уже давно раздаются крики, что «тайны частной жизни больше нет». Прогресс в области точного распознавания лиц отнюдь не развеял эти опасения. Такие алгоритмы глубоких нейронных сетей, считывающие и распознающие лица, как FaceNet от Google, FaceID от Apple и DeepFace от Facebook, могут легко распознать

конкретное лицо из миллиона других — а мы знаем, что изображения лиц половины взрослых жителей США хранятся по крайней мере в одной из баз данных, доступных для полиции. А данные о лице, известные ИИ, — это только один из способов идентификации человека. Искусственный интеллект можно приложить и к геномным данным, что помогло найти серийного убийцу в Калифорнии. Янив Эрлих, генетик и специалист по реидентификации, утверждает: «В ближайшем будущем можно будет идентифицировать практически любого жителя США европейского происхождения», причем сделать это можно будет с помощью геномных баз данных, доступных широкому пользователю⁴⁷. Кроме того, существуют и другие надежные биометрические признаки, такие как рисунок сетчатки или электрокардиограмма. Над нами витает оруэлловский призрак — всевидящее око искусственного интеллекта: ведь вокруг все больше и больше камер видеонаблюдения, которые облегчают идентификацию, нарушая право личности на приватность.

История с DeepMind, компанией искусственного интеллекта, и Королевским свободным фондом Национальной службы здравоохранения (NHS) в Лондоне, имевшая место в 2017 г., иллюстрирует напряженность, царящую в медицинских кругах⁴⁸. В ноябре 2015 г. NHS поручила компании DeepMind Technologies, дочерней компании Google/Alphabet, перенести базу данных электронных медицинских записей с идентификаторами пациентов (без прямого их согласия на распространение) из системы NHS в систему компании. Данные касались 1,6 млн граждан Великобритании за предыдущие пять лет. Целью была разработка приложения для смартфонов под названием Stream, которое должно было, по мысли создателей, привлечь внимание медиков к заболеваниям почек, являющимся в Англии причиной 40 000 смертей в год. Стремление решить эту проблему было само по себе похвальным, но в то время DeepMind имела очень небольшой опыт работы со службами здравоохранения. Имели

место и явные опасения по поводу того, что компания, принадлежащая Google, крупнейшему рекламному предприятию мира, получит доступ к таким данным, хотя DeepMind многократно заверяла, что полученные ею данные «никогда не будут связаны или ассоциированы с аккаунтами, продуктами или службами Google»⁴⁹. Это был ключевой пункт соглашения. Когда я посетил Verily, еще одну дочернюю компанию Google, специализирующуюся на здравоохранении, ее генеральный директор сказал мне, что за решением отделиться стояло (отчасти) соображение о том, чтобы новую компанию никак не связывали с Google.

Каковы бы ни были заверения компании, ни у кого не было возможности проследить, что именно было сделано с огромным массивом данных о пациентах NHS, куда были включены данные о передозировках лекарств, абортах, лечении психических заболеваний, положительных анализах на ВИЧ и многое другое. К концу 2017 г. британские регулирующие органы постановили, что данные были переданы в обход законодательства⁵⁰. DeepMind, откликнувшись на озабоченность, в конце концов создала цифровую систему учета, чтобы аудиторы могли в любой момент выяснить, кто именно и когда получал доступ к данным любого пациента. Конечно, лучше бы такая система была внедрена с самого начала проекта — для гарантии конфиденциальности и безопасности.

В конечном счете все обернулось хорошо: приложение Stream, разработанное компанией DeepMind и бесплатно переданное NHS, прекрасно функционирует и значительно сократило время поиска важной информации о пациентах, имеющей отношение к нарушениям функции почек. Этим приложением активно пользуются медицинские сестры, врачи и группы по защите прав пациентов. Прочитав высказывание Сары Стенли, одной из медсестер, пользующихся приложением: «Мы только что определились с одним пациентом за 30 секунд. Раньше

сортировка заняла бы не меньше четырех часов»⁵¹. Проект был всецело поддержан и Николь Перрин, главой Understanding Patient Data — организации по медико-информационному просвещению пациентов: «Думаю, очень важно, что мы не стали заикливаться на проблемах и рисках и не упустили потенциальные преимущества работы с компанией, которая обладает такими ресурсами и опытом, да еще и хочет при этом заниматься здравоохранением»⁵². Джо Ледсэм из команды по изучению ИИ компании DeerMind резюмировал: «Нам следует более, а не менее внимательно относиться к рискам и безопасности моделей».

Разбор случая с DeerMind помогает поднять на поверхность множество важных проблем с медицинской конфиденциальностью, связанных с большими данными: отсутствие официального согласия пациентов, отсутствие прозрачности и обострение технофобии — страх чрезмерного влияния современных технологий на жизнь частных лиц лишь усиливается на фоне олигополии крупнейших ИТ-титанов (Google, Amazon, Apple, Facebook, Microsoft), всерьез занявшихся здравоохранением. Недаром этот интерес привел к созданию важного продукта, который помог и медикам, и пациентам, а из опыта его разработки и использования были извлечены ценные уроки⁵³.

Еще один пример потенциального нарушения конфиденциальности в связи с глубоким обучением описан в статье, опубликованной в издании *Proceedings of the National Academy of Sciences*⁵⁴. Собрав воедино 50 млн общедоступных изображений 22 млн автомобилей, сделанных системой Google Street View в 200 городах, ученые лаборатории ИИ Стэнфордского университета и их ассистенты смогли точно установить электоральные предпочтения, расовую принадлежность, уровень образования и доходов их владельцев по индексу или по

полицейскому округу. И хотя использование алгоритмов глубокого обучения не позволяет установить личность или точный адрес проживания, можете быть уверены: многие ИТ-компании располагают соответствующими данными и, имея в своем распоряжении специалистов по глубоким нейронным сетям, могут извлечь из этих данных всю необходимую информацию. Самый известный случай такого рода — это обширный массив данных организации Cambridge Analytica, содержащий личные сведения о большинстве взрослых граждан США и сформированный путем извлечения данных Facebook: все закончилось громкими обвинениями в попытках повлиять на исход президентских выборов 2016 г. и в алгоритмически таргетированной рассылке фейковых новостей⁵⁵.

Опасения по поводу возможных хакерских атак были подкреплены случаями автоматизированных киберпреступлений и обоснованным страхом, что продукты на основе технологий искусственного интеллекта могут легко попасть в плохие руки (как, например, угнанный беспилотный автомобиль). Мы уже видели, как можно дистанционно вскрывать современные отнюдь не беспилотные автомобили и как во время вождения может давать сбой их электронная «начинка»⁵⁶. В наше время засилья хакеров все операции с использованием ИИ должны проверяться: не используются ли данные, которые могут повредить систему, не перехватывают ли команды программы-боты или вредоносное программное обеспечение, не имеют ли место случаи «войны ИИ против ИИ», когда базовая система отвергает чужеродную программу.

С другой стороны, предпринимаются и усилия по использованию ГНС для содействия кибербезопасности. Разумеется, пока они не увенчались успехом, так как имели место массовые утечки данных в компаниях Equifax, Yahoo, Under Armour (приложение MyFitnessPal) и многих других. Пожалуй, больше надежд вселяет концепция так называемой

дифференциальной конфиденциальности, при которой используют семейство алгоритмов машинного обучения под названием Конфиденциальная агрегация обучающих комплексов (РАТЕ): так идентифицируется каждый конкретный человек, но без доступа к его индивидуальным медицинским документам⁵⁷. Однако такое ограниченное использование данных может привести к предвзятости модели по отношению к определенным подгруппам, что подчеркивает важность соблюдения баланса при взаимодействии конфиденциальности и предрассудков.

Этика и публичная политика

Неудивительно, что на фоне скорости, с какой в последнее время совершенствуется ИИ, некоторые начали призывать к ограничению этой скорости и к введению новых регулирующих мер⁵⁸. Директор Алленовского института искусственного интеллекта Орен Этциони — один из тех, кто призывает к «мерам, которые могли бы по крайней мере замедлить прогресс искусственного интеллекта в интересах безопасности и из соображений предосторожности». Не ИИ создал большую часть проблем, о которых говорится в этой главе, поскольку это классические этические проблемы, — но именно ИИ усугубил их, что подтверждается историями «гей-радаров», сотрудничества NHS с компанией DeepMind, непреднамеренным «продвижением» расовых предрассудков или неравенства. Однако реакции искусственного интеллекта не всегда бывают классическими. Есть два фундаментальных уровня этики ИИ: машинная этика, которая относится к самой системе искусственного интеллекта, и этика в более широком смысле, характерном не только для алгоритмов.

Типичным примером машинной этики может служить поведение беспилотного автомобиля при выборе наименьшего зла в случае непредвиденной ситуации на дороге, когда

независимо от решения все равно погибнут люди. Это современная версия «проблемы вагонетки», сформулированной более 50 лет назад. Жан-Франсуа Боннефон и его коллеги подробно исследовали проблему беспилотного автомобиля с использованием моделирования и вводных данных, полученных на основании опыта более 1900 человек⁵⁹. Ни в одном из трех сценариев (см. рис. 5.1) нет оптимального выбора; вопрос заключается только в том, кто именно погибнет и сколько будет жертв — пассажир автомобиля, пешеход или несколько пешеходов. Правильного ответа здесь нет и не может быть: сталкиваются моральные ценности, культурные нормы и личные интересы. Однако большинство респондентов не делают выбор в пользу «высшего блага» и не жертвуют собой. Понятно, что решить эти проблемы при разработке алгоритма управления беспилотным автомобилем будет чудовищно трудно⁶⁰, и эту задачу уже назвали «одной из самых острых в области современного искусственного интеллекта»⁶¹. Есть и другой пласт этой проблемы: кого следует привлечь к разработке алгоритма — потребителей, производителей, власти? Как и следовало ожидать, бизнес без излишнего восторга относится к государственному регулированию; многие компании, включая Microsoft и Google, создали свои внутренние комитеты по этике, утверждая, что вмешательство государственных регуляторов может оказаться контрпродуктивным, так как задержит внедрение беспилотных автомобилей из-за пустяковых частных случаев. А между тем уже очевидно, что автономные автомобили позволят снизить общее число аварий на дорогах со смертельным исходом. Но мы не смотрим на вопрос столь широко. Каждый год люди-водители убивают на дорогах 1,25 млн человек, в большинстве случаев из-за человеческой ошибки, но мы — представители гражданского общества — и бровью не ведем⁶². А когда в эту гремучую смесь подмешивается ИИ, это вызывает лишь когнитивные искажения,

но никак не признание конечной выгоды. Когда беспилотный автомобиль сбивает человека, повсюду поднимается крик: беспилотные машины опасны! Первый случай смерти пешехода в результате наезда беспилотного автомобиля (в рамках испытаний компании Uber) имел место в 2018 г. в Аризоне. Алгоритм автомобиля засек в темноте человека на дороге, но не начал торможение, а женщина-водитель не среагировала, потому что положила на автоматику⁶³. Как ни странно, здесь я скорее поставлю под сомнение этические принципы компании, а не сам искусственный интеллект, так как именно компания устроила испытания без должного тестирования и без надежной страховки со стороны водителя-человека.

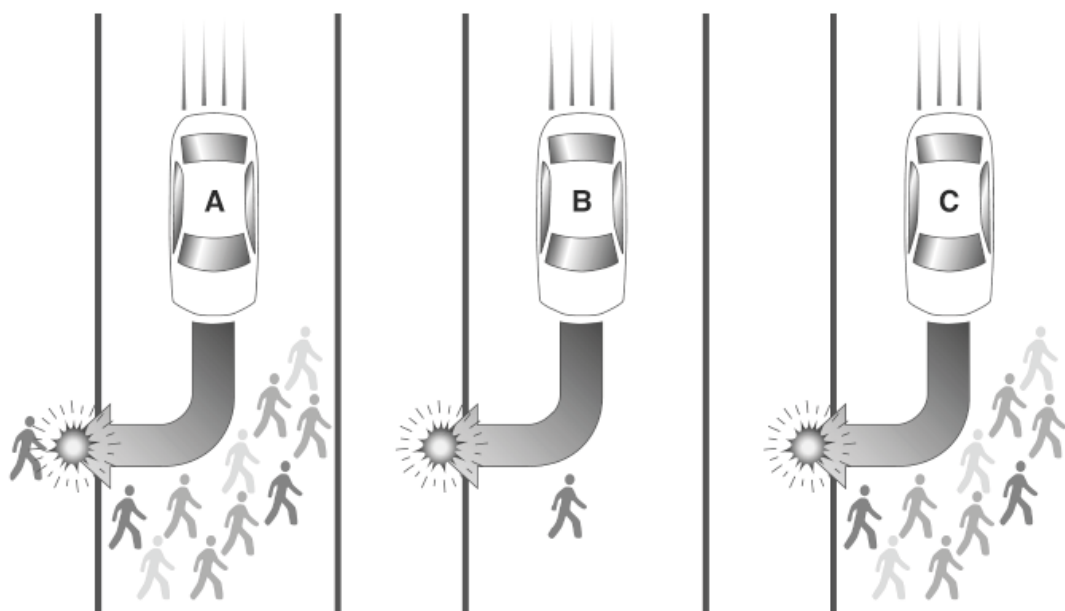


Рис. 5.1. Три дорожные ситуации с участием беспилотного автомобиля, которые неизбежно приводят к катастрофе. Автомобиль должен решить: убить несколько пешеходов или одного прохожего (А); убить одного пешехода или своего пассажира (В); убить несколько пешеходов или своего пассажира (С). Источник: с изменениями из: J. F. Bonnefon et al., "The Social Dilemma of Autonomous Vehicles," *Science* (2016): 352 (6293), 1573–1576.

Вопросы законодательного регулирования применения ИИ особенно важны в медицине. Законодательный надзор за

медицинскими алгоритмами еще только вводится, и одобрены были лишь некоторые из них. Но вопрос не только в том, какое количество заявок на ИИ-приложения было представлено в FDA, и не в том, что их будет еще больше. Эти инструменты непрерывно развиваются и совершенствуются, им требуются все более обширные массивы данных, а потенциал их самообучения растет. Это потребует разработки новых основных правил рассмотрения и утверждения заявок, проведения слепопродажного надзора и привлечения в надзорные и регулирующие ведомства нового персонала с опытом работы в области ИИ. Дать зеленый свет алгоритму, не прошедшему надлежащую проверку, или алгоритму, который можно легко взломать, — это все равно что сознательно закрыть глаза на катастрофические последствия.

Озабоченность этическими пробелами и возможным вредом привела не только к учреждению института AINow, но и к другим мерам по содействию безопасности и соблюдению этических норм при использовании ИИ: например, были созданы специальные организации (OpenAI, Pervade, Partnership on AI, институт Future of Life), учрежден международный саммит AI for Good, опубликованы работы ученых Калифорнийского университета в Беркли, Гарвардского университета, Оксфордского университета и Кембриджского университета. Тем не менее, как подчеркивают в институте AINow, ни одна ИТ-компания не отслеживает собственную приверженность этическим нормам. Это мне и вспомнилось, когда я недавно читал свежий информационный бюллетень компании Infosys о медицинском искусственном интеллекте — он назывался «ИИ в здравоохранении: баланс между эффективностью и этикой»⁶⁴. Хотя в материале говорилось, что и отрасль в целом, и отдельные организации нуждаются в «установлении этических стандартов и обязательств», в нем не было никаких указаний на то, каковы должны быть эти стандарты и обязанности. В здравоохранении существует даже риск целенаправленного создания заведомо

неэтичных алгоритмов — например, составление рекомендаций на основании суммы страховки или уровня доходов. Абсолютно ясно, что в этой области предстоит еще очень много работы.

Рабочие места

Я давно потерял счет статьям, озаглавленным «Займет ли ИИ ваше рабочее место?». Иногда вместо ИИ фигурируют «роботы». На каждое мрачное пророчество находится столько же оптимистичных прогнозов. В моих глазах наиболее авторитетным является суждение Эрика Бриньольфссона, руководителя инициативной группы по исследованию цифровой экономики Массачусетского технологического института. Эрик считает, что «миллионы рабочих мест будут ликвидированы, будут созданы миллионы востребованных рабочих мест, а еще больше рабочих мест будет преобразовано»⁶⁵. Если обратиться к цифрам, то компания Cognizant Technology Solutions прогнозирует появление 21 новой специальности, ликвидацию 19 млн рабочих мест и создание 21 млн новых рабочих мест в течение следующих 15 лет⁶⁶. В том же духе мыслит и Джерри Каплан, преподаватель кафедры искусственного интеллекта в Стэнфорде: по его мнению, «искусственный интеллект изменит образ жизни и мышления, изменит то, как мы работаем, передвигая профессии из одних категорий в другие в характерном для капитализма цикле создания и разрушения»⁶⁷. В 160-страничном докладе Глобального института McKinsey (MGI) выражается согласие с необходимостью множества компромиссов, исходя из глобальных перспектив, но особо подчеркивается, что рабочие места будут появляться и исчезать в разных регионах мира по-разному⁶⁸. Очевидно, что преобразование и ликвидация рабочих мест — дело ближайшего будущего, и откликнуться на такие перемены означает не просто переучить, например, шахтеров-угледобытчиков на добытчиков цифровых данных. Элизабет

Мэйсон, директор Центра исследования проблем бедности и технологии Стэнфордского университета, считает, что в США существуют миллионы вакантных рабочих мест и что теперь в нашем распоряжении есть инструменты, которые позволят заполнить эти вакансии: использование ИИ может помочь в решении этой проблемы⁶⁹. По оценкам, содержащимся в докладе Организации экономического сотрудничества и развития (ОЭСР) за 2018 г., в мировом здравоохранении можно автоматизировать 40% рабочих мест, что подчеркивает масштаб потенциальных трудностей⁷⁰. В самой же отрасли искусственного интеллекта остается значительный разрыв между числом талантливых людей и потребностью в них. Много пишут о заработной плате выпускников университетов, имеющих опыт работы с искусственным интеллектом: стартовые цифры колеблются между \$300 000 и \$1 млн в год; как правило, этих специалистов либо берут на работу сразу после выпуска, либо переманивают из других ИТ-компаний. Есть даже шутка, что потолок зарплат в отрасли искусственного интеллекта должен быть не ниже, чем в Национальной футбольной лиге⁷¹. В конце концов, еще более серьезной проблемой, чем поиск новых рабочих мест для уволенных работников (или соискателей на работу с ИИ), является создание новых рабочих мест, на которых машины не смогут трудиться столь же успешно, как человек, или лучше человека.

Нам трудно приспособливаться к таким изменениям. Гарри Каспаров в книге «Человек и компьютер. Взгляд в будущее» напоминает нам о цикле «новая технология — страх — принятие»: несмотря на то, что «технология автоматического лифта была разработана еще в 1900 г.», внедрение автоматических лифтов началось только в 1950-е (после всеамериканской забастовки профсоюза лифтеров в 1945 г.), потому что прежде «люди боялись ездить в лифтах без операторов». Некоторые руководители ИТ-отрасли идут на

финансовые траты, чтобы путь к принятию неизбежного был более гладким. Например, Google выделяет некоммерческим организациям \$1 млрд — на помощь работникам в адаптации к новым экономическим условиям⁷². В следующих главах я опишу изменения на рынке труда — новые и старые, а также преобразование рабочих мест практически во всех отраслях здравоохранения.

Экзистенциальная угроза

Нам не придется слишком сильно переживать за человеческое здоровье и за искусственный интеллект, если нас не станет. Неизвестно, как и когда мы сможем создать автономные сверхинтеллектуальные агенты, которые не уступят человеческому разуму в способности разрабатывать и создавать новые поколения машин, а в любой работе сравняются с людьми. Правда, мы сами безнадежно больны этой идеей после «Скайнета» в «Терминаторе», ЭАЛ-9000 в «Космической одиссее 2001 года» и агента Смита в «Матрице».

В этих чрезвычайно популярных фильмах были изображены мыслящие разумные машины с универсальным искусственным интеллектом — а учитывая, что многие подобные фильмы и книги оказались провидческими, не стоит удивляться страхам по поводу искусственного интеллекта⁷³. Мы слышали мрачные пророчества из уст таких выдающихся личностей, как Стивен Хокинг («Разработка полного, универсального искусственного интеллекта будет означать конец рода человеческого»), Илон Маск («Одновременно с искусственным интеллектом мы пробудим демона»), Генри Киссинджер («Это может разорвать связь времен и разрушить нормальную жизнь цивилизации»), Билл Гейтс («Создание искусственного интеллекта потенциально опаснее ядерной катастрофы») и не только. Многие ученые, однако, придерживаются диаметрально противоположных

взглядов. К таким ученым относится Алан Банди из Эдинбургского университета⁷⁴ или Ян Лекун («Это не будет происходить по сценарию "Из машины" или "Терминатора", потому что роботами не руководят человеческие стремления — голод, жажда власти, половой инстинкт и инстинкт самосохранения»)⁷⁵. Нет ничего удивительного в том, что и босс Лекуна, Марк Цукерберг, тоже несколько не обеспокоен. На своей странице в Facebook он написал: «Некоторые люди сами себя запугивают огромной опасностью искусственного интеллекта, но, по-моему, это далеко от истины — гораздо реальнее угрозы распространения болезней, эпидемия насилия и так далее»⁷⁶. Некоторые специалисты по искусственному интеллекту радикально изменили свою позицию, например Стюарт Рассел из Калифорнийского университета в Беркли⁷⁷. Нет недостатка и в рассуждениях футурологов, занимающих ту или иную сторону, а иногда и обе сразу, и порой схлестывающихся не на шутку⁷⁸. Меня сильно позабавила связь искусственного интеллекта и Марса, о которой с противоположных позиций говорили Эндрю Ын и Илон Маск. Ын сказал: «Бояться появления роботов-убийц — это то же самое, что бояться перенаселения Марса до начала его колонизации»⁷⁹, а Маск, словно возражая, заявил, что потенциальное появление роботов-убийц и есть одна из причин, по которой нам следует колонизовать Марс — чтобы у нас было убежище, если искусственный интеллект взбесится и обратится против человечества⁸⁰.

Глубокая обеспокоенность Маска побудила его вместе с Сэмом Альтманом потратить \$1 млрд и основать некоммерческий институт под названием OpenAI с целью разработки безопасного искусственного интеллекта. Кроме того, он выделил \$10 млн институту Future of Life — в том числе и на разработку наихудших возможных сценариев, чтобы их можно было спрогнозировать и избежать⁸¹. Макс Тегмарк, физик из Массачусетского

технологического института, возглавляющий Future of Life, собрал международную группу экспертов по ИИ, попросив их предсказать время создания универсального искусственного интеллекта. И хотя разброс мнений был достаточно велик, участники пришли к консенсусу, что такой искусственный интеллект будет создан к 2055 г. В докладе ученых института Future of Humanity при Оксфордском и Йельском университетах, в основе которого лежит обзор современных методов машинного обучения, говорится: «С вероятностью 50% искусственный интеллект превзойдет человека во всех отраслях через 45 лет, а автоматизация всех рабочих мест произойдет приблизительно через 120 лет»⁸². Интересно отметить, что директор института Future of Humanity Ник Бостром является автором книги «Искусственный интеллект. Этапы. Угрозы. Стратегии»^[18] и ведет научную колонку в *The New Yorker*, где активно проповедует идею, что искусственный интеллект есть «изобретение судного дня»⁸³. Тегмарк, наоборот, указывает на низкую вероятность такого мрачного сценария: «Суперинтеллект едва ли попадет в ту же категорию, что и столкновение с огромным астероидом, уничтожившее динозавров»⁸⁴.

Что бы ни уготовило нам будущее, сегодня область применения искусственного интеллекта достаточно узка. Никто не мешает нам воображать искусственный интеллект, который будет обращаться с людьми как с неразумными щенками или вообще всех нас уничтожит, но пока еще рано утверждать, что этот момент почти наступил: мы сейчас, по определению Макса Тегмарка, находимся на уровне «Жизни 2.0». То есть мы, люди, можем в какой-то мере изменять свое «программное обеспечение», обучаясь новым сложным навыкам, но весьма ограничены в возможностях модифицировать биологическую «аппаратную часть». Остается только гадать, наступит ли эра «Жизни 3.0», когда люди научатся проектировать и биологический «хард», и биологический «софт». Что касается

ближайшего будущего, то вопрос заключается не в том, исчезнет род человеческий или нет, а в том, как это будущее изменит нас и нашу жизнедеятельность, — и, если не отвлекаться от темы этой книги, как будущее изменит жизнь тех из нас, кто занимается практической медициной. Тегмарк полагает, что коллективно мы начнем думать о себе как о *Homo sapiens* (человек чувствующий). Давайте задумаемся, как *Homo sapiens* будет выглядеть во врачебном халате.

Врачи-«паттернисты» и изображения

Если врача можно заменить компьютером, то такой врач вполне заслуживает, чтобы его заменили компьютером.

Уорнер Слэк[19].

Преступно принуждать к этому рентгенологов, потому что в процессе они убивают людей.

Винод Хосла

Несколько лет назад, после сильного приступа боли в животе и спине, меня обследовали и обнаружили камни в левой почке и левом мочеточнике. В мочеточнике было два крупных камня — диаметром более 9 мм. Вымыть их мне не удалось, хотя я пил воду литрами и принимал лекарства вроде фломакса, чтобы повысить вероятность растворения и вымывания камней. Следующим шагом стала литотрипсия — процедура, в ходе которой на область мочеточника воздействуют мощным ультразвуковым импульсом, который дробит камень. Это весьма болезненная процедура, хотя непонятно, почему именно, поэтому ее часто, как и в моем случае, выполняют под общей анестезией.

Через неделю я явился на обследование, надеясь, что камни раздробились или даже исчезли. Рентгенография почки, мочеточника и мочевого пузыря заняла пару минут. Лаборантка рассмотрела снимок, чтобы удостовериться в его надлежащем качестве. Я спросил ее о камнях в мочеточнике, но она не смогла сказать ничего определенного. Я и сам изучил снимок, но тоже ничего не понял. Поэтому я попросил разрешения поговорить с рентгенологом.

Такое случается нечасто. Если рентгенолог сам не участвует в проведении процедуры или, как иногда говорят, «интервенции» (например, вводит в сосуды катетеры для контрастных веществ при выполнении ангиографии), то он редко контактирует с пациентами — ни для обсуждения результатов исследования, ни с другими целями. Обычный рабочий распорядок рентгенолога — весь день сидишь в темноте, изучаешь снимки, интерпретируешь их, а затем пишешь заключения. Большинство врачей слишком заняты, чтобы смотреть снимки, которые сами же и назначают, и они ограничиваются чтением протокола, а затем обсуждают результаты с пациентом.

Это очень сильно напоминает покупку автомобиля. Вы говорите в магазине с продавцом, но никогда не встречаетесь с поставщиком. А продавец во время переговоров периодически куда-то выходит, чтобы посоветоваться с менеджером. Если вам сделали медицинский снимок, вы, вероятно, никогда не встретитесь с тем, кто будет толковать снимок, вы будете говорить с «фотографом». Однако сами «фотографы» довольно часто общаются с «толкователями» (либо лично, либо по электронной почте), чтобы выяснить, адекватно ли сделан снимок, прежде чем разрешить вам одеться и уйти из рентгеновского отделения.

После того, как я просидел в холле 15 минут, меня проводили в темный кабинет рентгенолога. В отражении на экране я увидел темноволосого, бородатого, похожего на библейского пророка

мужчину приблизительно моего возраста. Он был очень любезен и, похоже, рад моему визиту. Он пододвинул мне стул и попросил сесть рядом с ним. Меня удивило, что доктор сидел за экраном в белом халате: мог бы влезть в футболку и джинсы или вообще нарядиться в пижаму.

Рентгенолог вывел на экран все снимки моих почек, чтобы было удобнее их сравнивать. На КТ, которая, собственно, и послужила основанием для установления диагноза, камни были видны особенно хорошо, и рентгенолог решил сравнить новый снимок мочевыводящих путей именно с результатом КТ. Рентгенолог увеличил масштаб изображения, чтобы хорошо рассмотреть камни. К моему огорчению, камни не только остались на месте, но и не уменьшились в размерах. Только один из них немного сдвинулся вниз по ходу мочеточника. Лечение привело лишь к чисто символическим изменениям. Лоханка почки осталась расширенной, то есть сохранилась обструкция мочеточника, что грозило неминуемым необратимым поражением почки. Несмотря на такие плохие новости, я получил массу информации о моем заболевании и извлек из этой беседы больше пользы, чем получил бы от разговора с урологом. С точки зрения рентгенолога, литотрипсия оказалась неудачной, и, по его мнению, мне была показана операция, учитывая размер и положение камней. К тому же, поскольку рентгенолог не был заинтересован в операции, его мнение о необходимости хирургического вмешательства было более независимым, чем совет, который я бы получил от хирурга.

Эта встреча пациента с рентгенологом была исключением, но, возможно, она провозвестница будущего.

За последние 50 лет в рентгенологии произошли очень важные изменения. После перехода от аналогового процесса к цифровому стало легче хранить и искать снимки. Разрешение изображений тоже значительно увеличилось. Выросла и скорость получения изображения — ведь теперь не надо ждать проявления

пленки. Сегодня смешно вспоминать о громоздких считывающих устройствах — машинах, производивших бумажные копии снимков, которые затем выкладывались в алфавитном порядке по фамилиям пациентов, обследованных в этот день. На интерпретацию каждого снимка уходило несколько минут. Лечащие врачи и студенты-практиканты каждый день спускались в подвал, где вместе с рентгенологом смотрели и оценивали снимки. Теперь, с появлением систем архивации и передачи изображений (PACS), такие визиты стали исключительной редкостью. Врач, к которому направили пациента, смотрит протокол и в идеале (хотя и далеко не всегда) сам снимок — удаленно, не встречаясь с рентгенологом. Мой друг Саурабх Джха, рентгенолог клиники Пенсильванского университета, метко подытожил эти изменения: «Рентгенолог, сидящий перед негатоскопом, был когда-то центром Вселенной. Теперь, с появлением PACS, он стал чем-то вроде спутника Юпитера — безымянным и одним из великого множества»¹. Весь процесс получения снимков — от простого рентгеновского снимка до КТ, ПЭТ, изотопного исследования и МРТ — стал более эффективным. За исключением их интерпретации.

Классическим примером медицинского изображения является рентгенограмма грудной клетки. Каждый год во всем мире выполняют 2 млрд таких рентгенограмм. Иногда их трудно читать, особенно если речь идет о диагностике пневмонии. К диагностическим ошибкам могут привести сердечная недостаточность и множество других феноменов, таких как рубцы, масса узлов, жидкость или спавшаяся ткань легкого (см. рис. 6.1)².

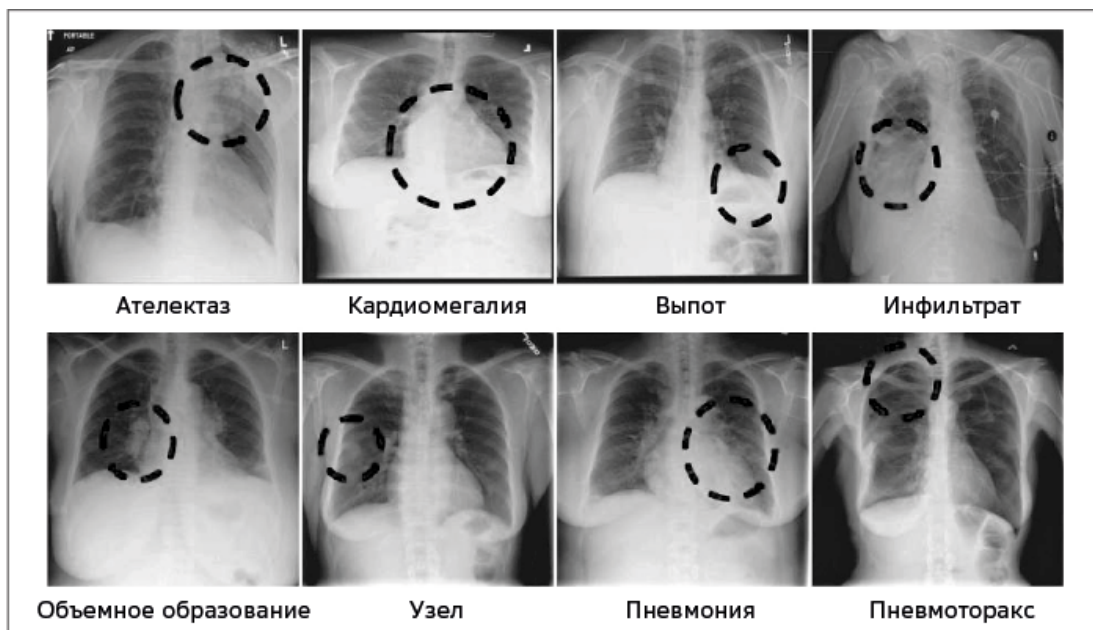


Рис. 6.1. Восемь результатов рентгенологического исследования грудной клетки, многие из которых характеризуются перекрывающимися деталями, что затрудняет верную диагностику. Источник: с изменениями из: X. Wang et al., *Chest X-ray 8: Hospital-Scale Chest X-ray Database and Benchmarks on Weakly-Supervised Clarification and Localization of Common Thorax Diseases*, arXiv (2017): <http://arxiv.org/abs/1705.02315>.

Понятно, что машина, способная точно и быстро интерпретировать рентгенограммы грудной клетки, стала бы большим шагом вперед в медицине. Гидеон Льюис-Краус, журналист и писатель, заметил по этому поводу: «Сеть, созданную для распознавания котиков, можно научить читать снимки КТ, причем на таком огромном количестве материала, который не сможет просмотреть и усвоить ни один врач»³. «Переваривание» миллионов изображений — это, конечно, лишь малая часть истории: машину нужно научить их интерпретировать. Несмотря на эту неминуемую трудность, Джеффри Хинтон заявляет: «Думаю, если вы рентгенолог, то похожи на Хитрого Койота из мультфильмов. Вот обрыв, земля уже кончилась, а вы пока еще не посмотрели вниз. А внизу бездна. Уже сейчас можно не готовить рентгенологов. Совершенно очевидно, что через пять лет

машины, прошедшие глубокое обучение, будут читать снимки лучше, чем рентгенологи»⁴.

В 2017 г. группа специалистов по информационным технологиям Стэнфордского университета под руководством Эндрю Ёна объявила, что эта цель уже достигнута. Ён написал в своем аккаунте в Twitter: «Надо ли рентгенологам бояться за свои рабочие места? Потрясающая новость: мы теперь диагностируем пневмонию по снимкам лучше, чем рентгенологи». Используя сверточную нейронную сеть из 121 слоя, обученную на материале 112 000 снимков более 30 000 пациентов, команда пришла к выводу, что ее алгоритм «превосходит качеством работу рентгенолога по выявлению пневмонии»⁵. Надо, правда, отметить, что сравнение касалось только четырех рентгенологов, а в самой работе были допущены серьезные методологические ошибки⁶. Лайор Пэтчер, специалист по вычислительной биологии из Калифорнийского технологического института, писал: «Когда ученые высокого уровня, занимающиеся машинным обучением, преувеличивают свои достижения, апеллируя к широкой публике, это оставляет очень неприятный осадок. Как могут люди доверять науке, если ученые снова и снова предъявляют им пиар вместо науки?»⁷

На основании этих данных мы, конечно, не можем считать рентгенологов исчезающим биологическим видом, как полагают Хинтон и Ён, мировые знаменитости в области ИИ. Увы, подобные утверждения очень характерны для многих сообщений о применении ИИ в медицине — и неважно, что по большей части эти работы являются ретроспективными, выполняются *in silico*, а результаты невозпроизводимы и часто грешат неверной интерпретацией на многих уровнях. Деклан О'Риган, рентгенолог, занимающийся машинным обучением, ответил мне в Twitter: «Любой рядовой PhD может обучить глубокую сеть распознавать образы на уровне человека и подтвердить это

перекрестной проверкой. Но если заставить сеть работать в реальности, она начнет давать сбои».

Рентгенолог в среднем выполняет 20 000 исследований в год (то есть 50–100 в день), и это количество неуклонно увеличивается⁸. Рентгенограммы представляют собой изображения — по одному на исследование; ультразвуковое исследование состоит из десятков изображений, а КТ и МРТ — из сотен, и это соотношение растет. Всего за один год в США выполняют около 800 млн медицинских визуализаций, а во всем мире — около 60 млрд. Таким образом, каждые две секунды генерируется одно медицинское изображение⁹. Тем не менее рентгенологи за счет обучения и опыта вырабатывают у себя систему зрительного распознавания сложных образов, что позволяет им быстро диагностировать патологические отклонения. Гарвардский специалист по психологии внимания доктор Трэфтон Дрю говорил: «Если вы понаблюдаете, как работает рентгенолог¹⁰, то почти неизбежно придете к выводу, что перед вами сверхчеловек»¹¹. Это похоже на мышление Системы 1, так как оно рефлексивное и считывающее паттерны, а не основано на логическом анализе. Однако рентгенологи часто страдают так называемой перцептивной слепотой, или «слепотой невнимания»: они временами настолько сильно сосредотачиваются на выявлении какой-то специфической картины, что могут не заметить неожиданные данные буквально у себя под носом. Это было проиллюстрировано так: на рентгеновский снимок, который рассматривало множество рентгенологов в поисках признаков рака, наложили изображение человека в костюме гориллы, грозившего кулаком. 83% рентгенологов не заметили гориллу¹².

Результаты некоторых исследований показывают, что ошибки в интерпретации медицинских изображений встречаются намного чаще, чем принято думать: ложноположительные

результаты оценки встречаются в 2% исследований, а частота ложноотрицательных — до 25%. Учитывая вышеприведенные цифры (800 млн медицинских визуализаций в год в одних только США), количество ошибок представляется весьма значительным. Стоит отметить, что 31% американских рентгенологов были предъявлены иски за нарушения: большинство из них связано с диагностическими ошибками, незамеченными патологическими изменениями¹³.

Рентгенологи, несомненно, выиграют от помощи машин — возрастет точность диагностики. Например, машина выполнила тщательное изучение и сортировку более 50 000 рентгенограмм грудной клетки на патологические и нормальные с алгоритмической точностью 95%, что полезно для рентгенолога — он сможет смотреть не все снимки, а только те, которые заслуживают более подробной оценки¹⁴. И дело не только в человеческой невнимательности или ошибках. Немаловажным фактором становится и время: с помощью машин можно просмотреть не 20 000 снимков в год, как это делает рентгенолог, а миллионы и даже миллиарды снимков. Например, когда в 2015 г. компания IBM купила фирму Merge Healthcare, занимающуюся медицинскими изображениями, ее алгоритмы получили доступ к более чем 30 млрд изображений¹⁵. Более того, в каждом медицинском изображении, в каждом пикселе или вокселе («трехмерном пикселе») содержится очень много информации, которая может остаться незамеченной человеческим глазом: например, текстура, степень усиления окраски или вариации интенсивности сигнала. Для исследования признаков, скрытых в данных рентгеновских снимков, возникла целая отрасль, названная радиомикой¹⁶. Была даже введена специальная шкала рентгеновской плотности Хаунсфилда, с помощью которой можно определять плотность камней, а на ее основании вычислять и их минеральный состав (например, оксалат кальция или мочева

кислота). Эти знания позволяют назначать наиболее рациональную и эффективную терапию. Такие снимки идеально подходят для машинной интерпретации: алгоритмы делают возможной более глубокую количественную оценку, недоступную человеку.

Для того, чтобы наглядно разъяснить этот революционный момент, стоит привести несколько примеров. Группа ученых из клиники Мэйо показала, что текстура головного мозга на МРТ-изображениях может помочь в выявлении особой геномной аномалии, коделеции 1p/19q, которая очень важна для выживаемости при некоторых типах злокачественных опухолей головного мозга¹⁷. Аналогичным образом, использование алгоритмов глубокого обучения в интерпретации изображений МРТ у больных, страдающих раком толстого кишечника, помогает узнать, являются ли эти больные носителями мутации опухолевого гена KRAS, что в значительной мере влияет на выбор тактики лечения¹⁸. Машинное изучение маммографии на материале снимков 1 000 больных в сочетании с биопсией, результаты которой указывали на высокий риск рака молочной железы, показало, что в 30% случаев хирургического вмешательства можно было избежать¹⁹. Приложение глубокого обучения к рентгеновским снимкам переломов бедра может сделать диагностику такой же точной, как при более совершенных (и, разумеется, более дорогостоящих) методах исследования, таких как МРТ, радиоизотопное исследование или КТ, к которым врачи прибегают, если рентгенография не показала ничего определенного. Использование сверточной нейронной сети из 172 слоев, обученной на материале свыше 6 000 рентгенограмм (по 1 434 176 параметрам) и опробованной на 1 000 пациентов, показало точность диагностики выше 99%, что вполне сравнимо с результатом опытного рентгенолога²⁰. Многочисленные сообщения из научных медицинских центров

подтверждают большие возможности глубокого обучения в интерпретации снимков, включая КТ-изображения узлов в печени и легких, а также в определении костного возраста: это еще больше убеждает в том, что машины могут осуществлять точную диагностику по медицинским изображениям. Ученые Калифорнийского университета в Сан-Франциско разработали трехмерную сверточную нейронную сеть для анализа результатов КТ грудной клетки, которую испытали на 1600 пациентах: у 320 из них был подтвержден диагноз «рак легких»²¹. В Токийском университете была создана шестислойная сверточная нейронная сеть для КТ объемных образований печени на материале 460 пациентов. Точность диагностики составила 84% в сравнении с данными гистологического исследования (то есть с «эталоном») ²². Специалисты системы здравоохранения Geisinger Health в Пенсильвании воспользовались почти 40 000 КТ-снимков головы, чтобы продемонстрировать высокую точность машинной диагностики кровоизлияний в мозг²³. В Университете Неймегена в Нидерландах обнаружили, что глубокая нейронная сеть, обученная на 1444 цифровых маммограммах, диагностировала заболевания так же точно, как 23 рентгенолога²⁴. А ученые из Стэнфордского университета использовали более 14 000 рентгеновских снимков для обучения сверточной нейронной сети определению костного возраста: результаты ее работы были аналогичны результатам, которые получили три опытейших специалиста по лучевой диагностике²⁵. Специалисты по информационным технологиям из Сеульского национального университета в Южной Корее разработали и успешно испытали алгоритм глубокого обучения, использовав для этого материал 43 000 рентгенографий грудной клетки. Алгоритм предназначен для выявления злокачественных объемных образований в легких. В четырех когортах испытуемых алгоритм оказался чрезвычайно точным (AUC = 0,92–0,96). Такие результаты выглядят неплохо в

сравнении с результатами рентгенологов-профессионалов: компьютер вполне может выступать в роли второго специалиста для дальнейшего повышения качества рентгенологической диагностики²⁶.

Словом, не надо привлекать сверточную нейросеть, чтобы уловить тенденцию: алгоритмическая интерпретация изображений развивается семимильными шагами.

Научные медицинские центры — это, разумеется, не единственные учреждения, занимающиеся этой технологией. Глубокое обучение интерпретации медицинских изображений проводят во многих компаниях, включая Enlitic, Merge Healthcare, Zebra Medical Vision, Aidoc, Viz.ai, BayLabs, Arterys, RAD-Ligic, Deep Radiology и Imagen. Каждая из этих компаний добилась больших успехов в работе с определенными типами медицинских изображений. Arterys специализируется на МРТ сердца и получила одобрение FDA на использование искусственного интеллекта в интерпретации медицинских изображений в 2017 г. В 2018 г. Viz.ai получила одобрение FDA на применение глубокого обучения систем КТ-диагностики инсультов с немедленным текстовым оповещением лечащего врача. Вскоре было выдано одобрение и компании Imagen — на разработку системы интерпретации снимков костей. Enlitic создала самообучающуюся систему, обработавшую тысячи рентгенограмм опорно-двигательного аппарата, что позволило компании создать алгоритм невероятно точной диагностики переломов; мало того, алгоритм позволяет диагностировать микроскопические переломы, занимающие 0,01% площади исследуемого рентгеновского снимка. Компания Zebra Medical Vision испытала сверточную нейронную сеть, которая способна выявлять компрессионные переломы позвонков с точностью до 93%, в то время как рентгенологи в 10% случаев пропускают эту патологию²⁷. Та же компания использовала метод глубокого обучения для создания алгоритмов, способных предсказывать

степень отложения кальция в сердце²⁸. Все эти компании, внедряющие ИИ в рентгенологию, стараются коммерциализировать свои возможности алгоритмической интерпретации медицинских изображений. В конце 2017 г. системы компании Zebra Medical Vision были установлены в 50 больницах, где с их помощью было проанализировано более 1 млн снимков (обработка каждого обходится всего в \$1) с быстротой, почти в 10 000 раз превышающей возможности рентгенологов²⁹.

Становится ясно, что глубокое обучение и машины будут играть важную роль в рентгенологии будущего. Правда, некоторые заявления представляются излишне восторженными, как, например, предположение Эндрю Ына, будто рентгенологов легче заменить, чем лаборантов, делающих снимки³⁰, или выводы Кэти Чокли и Эзекиля Эмануэля в статье, красноречиво озаглавленной «Конец рентгенологии?» — будто в течение следующих пяти–десяти лет рентгенология может исчезнуть как востребованная и развивающаяся медицинская специальность³¹. Венчурный инвестор Винод Хосла утверждает: «Роль рентгенологов станет неактуальной через пять лет». Я лично знаком с Винодом и обсуждал с ним эту проблему. Он не имел в виду, что «неактуальными» станут сами рентгенологи, — неактуальной станет их роль в чтении и интерпретации снимков. Все тот же Эмануэль, выдающийся врач и автор закона о доступном медицинском обслуживании, в статье для *The Wall Street Journal* заявил, что «машинное обучение позволит заменить рентгенологов и патологоанатомов системами, интерпретирующими миллиарды цифровых рентгенограмм, снимков КТ и МРТ, а также выявляющими аномалии в гистологических препаратах намного точнее и надежнее, чем люди»³².

Конечно, легко увлечься перспективой становления и утверждения алгоритмической рентгенологии, но среди рентгенологов растет и страх перед надвигающейся угрозой со стороны могущественных компьютерных компаний, которые пока только разминаются, готовясь к своеобразному «поглощению». Фелпс Келли, сотрудник кафедры радиологии Калифорнийского университета в Сан-Франциско, изучив состояние дел в отрасли, так и заявил: «Самую большую озабоченность вызывает перспектива, что нас полностью заменят машины»³³. Рентгенология — это одна из наиболее высокооплачиваемых медицинских специальностей; за год рентгенолог зарабатывает в среднем около \$400 000³⁴. Качество работы систем компании Zebra Medical Vision или утверждения Эндрю Бима и Исаака Когана, что компьютеры способны прочитать за сутки 260 млн снимков и это обойдется всего в \$1000, не оставляют сомнений: есть основательные экономические причины для замены рентгенологов машинами. Передача интерпретации медицинских изображений на цифровой аутсорсинг становится все более и более популярной мерой экономии в некоторых больницах, прибегающих к помощи таких компаний, как vRad (Virtual Radiologic), где работают более 500 рентгенологов. Услугами подобных компаний пользуются 30% американских больниц. И действительно, в последние годы этот рынок растет огромными темпами: сегодня машинная интерпретация изображений стоит на первом месте среди услуг, предоставляемых больницам на аутсорсинге. Больницы, помимо этого, стали готовить меньше рентгенологов: в США число мест в радиологической резидентуре за последние пять лет сократилось на 10% (несмотря на то, что число самих рентгенологов неуклонно росло и достигло 40 000 в 2016 г.). Учитывая такую тенденцию, почему бы просто не использовать для аутсорсинга машины?

Однако в настоящий момент это еще невозможно. Грегори Мур, вице-президент отдела здравоохранения Google и рентгенолог по врачебной специальности, заметил, что «необходимы буквально тысячи алгоритмов для того, чтобы хоть как-то приблизиться к воспроизведению реальной работы живого рентгенолога в каждый конкретный момент. Это вопрос отнюдь не завтрашнего дня»³⁵.

Ранее я уже писал, как трудно интегрировать все данные о пациенте для машинного обучения, — даже притом что компании, занятые машинным обучением, и системы здравоохранения располагают электронными историями болезни и цифровыми записями медицинских изображений. И, что еще хуже, каждый человек, получавший или получающий помощь у разных врачей в разные периоды жизни (то есть практически каждый американец), не очень-то стремится делиться своими персональными данными. Это создает большие проблемы для создания системы компьютерного анализа медицинских изображений.

Рентгенологи могут дать более целостный, холистический анализ, на который пока неспособны машины. Каждый снимок делается по показаниям, то есть по назначению врача: например, «исключить рак легких» для рентгенографии грудной клетки. Узконаправленный алгоритм искусственного интеллекта позволяет с большой точностью исключить рак или, наоборот, выявить подозрительные объемные образования или увеличенные лимфатические узлы. Но человек-рентгенолог, в противоположность машине, будет читать снимок не только в поисках признаков рака или увеличения внутригрудных лимфатических узлов, он будет искать и другие отклонения от нормы — например, переломы ребер, отложения кальция, увеличение размеров сердца и скопление жидкости в плевральной полости или в перикарде. Конечно, машины можно обучить и такой диагностике, как, например, сделали ученые из

Стэнфордского университета на базе 400 000 рентгенограмм грудной клетки, — но в целом глубокое обучение при анализе медицинских изображений является пока узконаправленным и специфичным.

Но даже тогда, когда эта проблема будет решена, ответ на вопрос, надо ли полностью доверять рентгенологию машинам, не будет простым, основанным только на экономии времени и денег. Мой опыт обсуждения снимков с рентгенологом показывает, что у «рентгенологии с человеческим лицом» есть будущее. И хотя я не раз упрекал тех, кто с выпученными от страха глазами пророчествует о мрачном будущем рентгенологии, сам я убежден в том, что в конце концов все медицинские изображения будут интерпретировать машины. В самом деле, как предсказывает Ник Брайан, «в течение ближайших 10 лет ни одно исследование ни одного медицинского изображения не будет проводиться рентгенологом без предварительной машинной интерпретации»³⁶. Однако для того, чтобы изображения анализировались не только машинами, должны измениться и рентгенологи. Вот что писали об этом мы с Джха: «Чтобы рентгенологов не вытеснил компьютер, они должны добровольно согласиться, чтобы их вытеснил компьютер»³⁷.

Если рентгенологи приспособятся к партнерству с машинами и примут его, то их ждет светлое будущее. Майкл Рехт и Ник Брайан очень хорошо выразили это в статье для *Journal of the American College of Radiology*: «Мы убеждены, что машинное обучение и искусственный интеллект укрепят ценность и повысят профессиональную удовлетворенность рентгенологов, так как позволят им посвящать бóльшую часть времени заботе о пациенте, а меньшую — механической работе, которая никогда нам не нравилась и которую машины выполняют лучше нас»³⁸. Любопытно, но Ян Лекун, специалист по информационным технологиям и отец сверточных нейронных сетей, искренне

уверен, что в рентгенологии перед людьми открываются поистине блестящие перспективы. Он считает, что полностью автоматизированы будут решения в самых простых случаях, но это не уменьшит потребность в квалифицированных рентгенологах. Напротив, их профессиональная жизнь станет интереснее, так как они смогут избегать ошибок, возникающих из-за скуки, невнимательности или усталости³⁹.

Но рентгенологи смогут не только вести более интересную и насыщенную профессиональную жизнь — они будут играть неосцимемо важную роль в будущей глубокой медицине, непосредственно общаясь с пациентами. Они смогут, прикладывая меньше усилий, делать для своих пациентов больше, чем теперь. Рентгенолог из Калифорнийского университета в Сан-Франциско Марк Коли справедливо замечает по этому поводу: «Мы, как правило, скрыты от пациентов. Мы практически невидимы, если не считать нашего имени, которое красуется под протоколом описания снимка, а также под счетом за обследование, — и это большая проблема»⁴⁰. Начать, однако, надо с того, что большая часть снимков делается без явной необходимости, а иногда и просто без малейших показаний. Сегодня рентгенологи не выполняют роль «привратников» — пациенты просто приходят к ним сделать снимок, и снимок этот выполняет лаборант. А в будущем, прежде чем будет сделан назначенный снимок, рентгенолог новой формации первым делом посмотрит, действительно ли снимок показан и не стоит ли выполнить вместо назначенного исследования другое, более адекватное случаю, — например, МРТ или КТ в случае подозрения на разрыв аорты. Рентгенолог решит, необходим ли назначенный снимок или тип обследования, и сообщит свои соображения пациенту.

Пациенту это сулит несколько преимуществ. Экономия средств и предупреждение ненужных трат дополняются уменьшением общей кумулятивной дозы ионизирующего

излучения, которая увеличивает риск онкологических заболеваний. Именно в этом аспекте партнерство между рентгенологом и машиной может принести еще больше плодов: есть немало многообещающих исследований, в которых была продемонстрирована возможность избежать недостатков изображения, связанных с уменьшением лучевой нагрузки, сочетая малые дозы ионизирующего излучения с алгоритмами, которые в значительной степени повышают качество изображения. Теоретически дальнейшие усовершенствования процедуры позволят проводить такие исследования, которые сейчас называются ультранизкодозовой КТ: они позволяют в разы уменьшать лучевую нагрузку и даже снижать стоимость томографов за счет устранения необходимости в высокомоощных компонентах. Какой неожиданный поворот: машины уничтожают друг друга, а не людей. Алгоритмы, улучшающие изображение, применяются и в МРТ-исследованиях, чтобы значительно сократить время выполнения исследования. Разработчики таких алгоритмов проектируют трехкратное повышение эффективности исследования, что, конечно, сделает его более привлекательным для клиник. Но в выигрыше останется в первую очередь пациент, которому придется (возможно, страдая при этом от клаустрофобии) провести в полной неподвижности в гудящем чреве машины всего 10, а не 60 минут⁴¹. И все эти преимущества будут отличны от тех, что мы получаем, используя искусственный интеллект для более совершенной интерпретации снимков.

Помимо роли «привратника», другой важной обязанностью рентгенолога может стать обсуждение результатов исследования с пациентом. Сейчас они проводятся лишь в некоторых маммологических центрах, но в целом такая практика пока не получила широкого распространения. Плюсы же такого нововведения были бы просто огромны. Беседа с пациентом и дополнительные знания об анамнезе или симптомах помогают рентгенологам правильнее трактовать данные исследования.

Такая беседа поможет сформировать независимый взгляд на пациента, отличный, как я уже говорил, от взгляда хирурга, который, как правило, настроен на операцию. Работа консультанта, объясняющего результат, представляется особенно важной при вероятностных результатах машинной оценки снимков. Вот простой пример заключения, выданного алгоритмом: «На основании клинических и КТ-признаков вероятность того, что обнаруженный узел является проявлением рака легкого, равна 72%, а следовательно, вероятность его доброкачественности равна 28%». Типичная реакция пациента: «Значит, у меня рак». Рентгенолог может немедленно смягчить тревогу пациента и объяснить, что шансов на доброкачественность опухоли даже больше, чем один к четырем.

Потребность в человеке для интеграции и объяснения результатов медицинских исследований будет только возрастать. Возьмем для примера устрашающий прогноз по поводу болезни Альцгеймера. Группа ученых из Университета Макгилла разработала и испытала алгоритм глубокого обучения на материале 273 пациентов с генотипом APOE4, на снимках которых были выявлены амилоидные отложения в головном мозге: состояние этих пациентов отслеживалось на протяжении многих лет. Алгоритм с точностью 84% позволял предсказывать вероятность возникновения болезни Альцгеймера в течение следующих двух лет⁴². Еще один яркий пример — прогнозирование долголетия. Группа австралийских исследователей использовала нейронную сеть для анализа 19 957 снимков людей старше 60 лет, чтобы составить график пятилетней выживаемости, разделив пациентов по степени риска смерти на последовательность групп: в первых риск смерти оценивали в 7%, в последних — в 87% (см. рис. 6.2)⁴³. Хотя в наше время эти алгоритмы используются ограниченно — в исследовательской работе, а не в клинической практике, — не за горами то время, когда они будут хотя бы доступны для

клинического применения, пусть даже не самого регулярного. Среди современных медицинских специалистов именно рентгенолог, глубоко понимающий нюансы таких диагностических алгоритмов, основанных на медицинских изображениях, лучше других сможет донести до пациента результаты исследования и подсказать, как следует к ним относиться. Однако, несмотря на утверждения, будто «рентгенологи будущего станут лучшими специалистами в медицине по изучению цифровых данных», я все же не думаю, что мы движемся именно в этом направлении⁴⁴. Вместо этого, скорее всего, рентгенологи будут намного больше общаться с пациентами и начнут работать как «настоящие» врачи.

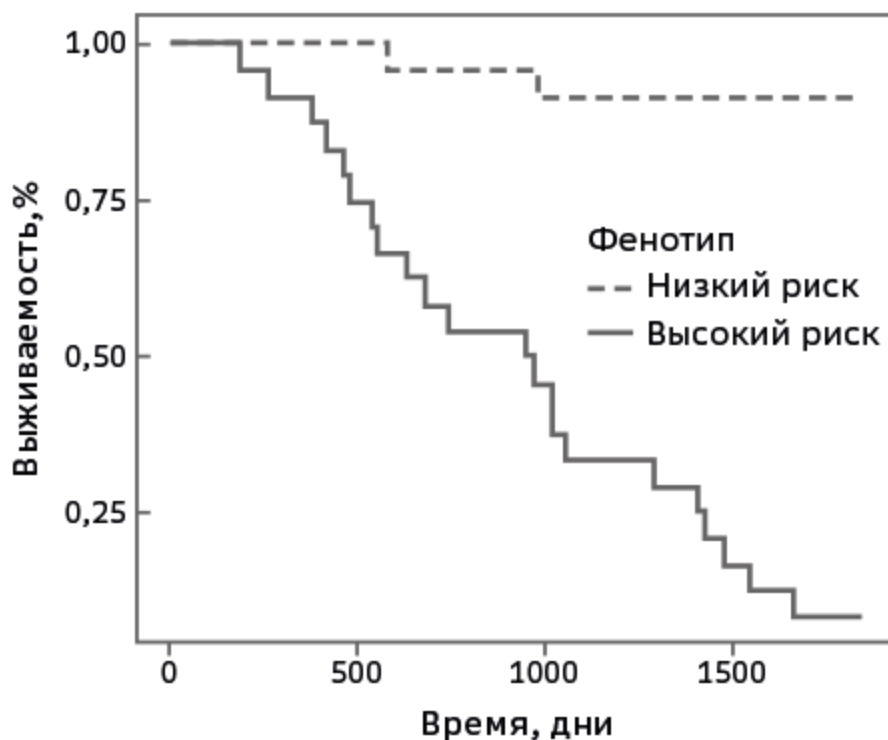


Рис. 6.2. Прогноз долголетия на основании анализа снимков КТ с помощью глубокой нейронной сети. Источник: с изменениями из: L. Oakden-Rayner et al., "Precision Radiology: Using Feature Engineering and Deep Learning Methods in a Radiomics Framework," *Scientific Reports* (2017): 7 (1); 1648.

Для того, чтобы рентгенологи могли проводить время с пациентами, выступая в роли «привратников» или «независимых переводчиков» (то есть отфильтровывая показания к исследованию и делая заключения), их надо освободить от обязанности переводить пиксели в слова. Алгоритмы искусственного интеллекта уже сейчас могут осуществлять количественный анализ изображений и их сегментацию, что облегчает нагрузку на рентгенолога. В конечном счете машины возьмут на себя первичную интерпретацию изображений и будут составлять черновое предварительное описание, которое станет официальным документом только после подтверждения рентгенологом и при наличии его подписи. А в идеале машина будет еще и собирать медицинскую документацию на каждого пациента и автоматически интегрировать эти данные в заключение о снимке. Это сэкономит массу времени рентгенологу, которому сегодня приходится просеивать электронные медицинские записи, чтобы связать точки цифрового изображения с клиническими данными пациента. Вероятно, эта цель будет достигнута в ближайшие несколько лет и такая обработка клинических данных станет привычной рутинной.

Еще задолго до того, как стало ясно, что машины могут заменить врачей в деле чтения и интерпретации медицинских изображений, в этой истории участвовали голуби. Значительное количество данных, накопленных за 50 лет, показывает, что голуби способны различать сложные зрительные стимулы (например, выражения человеческих лиц), а также отличать картины Пикассо от картин Моне. В 2015 г. Ричард Левенсон с коллегами попытался проверить, можно ли научить голубей читать рентгеновские снимки и микроскопические

патологоанатомические препараты⁴⁵. Для выработки условного рефлекса 12 голубей поместили в так называемый «ящик Скиннера» (камеру оперантного обусловливания), где приучали реагировать на кальцинаты и объемные образования, подозрительные на рак молочной железы, при четырех-, десяти- и двадцатикратном увеличении. Результаты их «стойкой» диагностики оказались поразительно точными. Ученые пришли к выводу, что для решения «бытовых задач» голубей вполне можно использовать вместо врачей.

Конечно, машины лучше, чем птицы, подходят на роль помощников рентгенологов хотя бы потому, что машинам не нужен корм и уборка клеток. Но эксперимент с птицами показал, что в будущем и патологоанатомы могут столкнуться с ситуацией, когда машины научатся выполнять по крайней мере часть их работы.

У патологоанатомов множество разнообразных функций и специальностей. Некоторые патологи работают в лабораториях с аппаратами и пробирками, другие занимаются судебной медициной и вскрывают трупы. Мы поговорим о патологоанатомах в отделениях хирургии и патологоанатомах-цитопатолах, изучающих микропрепараты человеческих тканей на предмет выявления в них микроскопических патологических изменений, чтобы установить окончательный и однозначный морфологический диагноз. Проблема, однако, в том, что патологоанатомический диагноз не всегда однозначен.

В бесчисленных исследованиях была продемонстрирована поразительная гетерогенность интерпретаций микропрепаратов патологоанатомами — касалось ли дело рака, злокачественности изменений или реакции отторжения трансплантата и так далее. Например, при некоторых формах рака молочной железы уровень согласия между патологоанатомами может быть очень низким — около 48%⁴⁶. Даже при хорошей подготовке патологоанатомов высшей категории и при большом опыте работы частота их

ошибок остается значительной, причем патологоанатомы склонны к гипердиагностике. Таких случаев достаточно много. Некоторые диагностические затруднения связаны с забором пробы ткани. На протяжении многих лет господствовала тенденция избегать хирургического вмешательства и выполнять биопсию «тонкой иглой», которую вводили через кожу в районе исследуемого органа и выполняли аспирацию пробы в шприц. У такого метода есть несколько преимуществ: больной лучше переносит процедуру и стоимость ее ниже, так как нет необходимости ни в операционной, ни в общей анестезии, ни в большом разрезе. Однако проблема в том, что при таком способе биопсии удается получить минимальное количество ткани. Качество проб, взятых таким способом, едва ли можно улучшить, используя машинную обработку, но остальные аспекты диагностики могут быть оптимизированы с помощью машинного обучения. Один из этих аспектов — отсутствие стандартизации процедур. Существует также проблема производительности: у патологоанатома нет в запасе бесконечного запаса времени для того, чтобы просмотреть стекла с миллионами клеток.

В аналоговую эпоху у каждого патологоанатома был шкаф с препаратами, и каждый из них он изучал под микроскопом. Теперь патологоанатом смотрит не в микроскоп, а на экран компьютера. Цифровая патологическая анатомия помогла оптимизировать эффективность труда и точность микроскопической диагностики. В частности, цифровые методики визуализации препарата целиком (WSI) дают патологоанатому возможность просмотреть на слайде всю пробу ткани, избавляя его от необходимости иметь микроскоп с фотокамерой. Патологоанатомы медленнее, чем ожидалось, берут на вооружение метод WSI и другие цифровые технологии, и это замедляет проникновение искусственного интеллекта в патологическую анатомия и гистологию. Тем не менее новая эпоха приближается. Главное достоинство метода WSI, если

говорить о перспективе, состоит в том, что он представляет собой фундамент для использования нейронных сетей в работе с изображениями в патологической анатомии.

Стэнфордская группа использовала WSI для разработки алгоритма машинного обучения, предназначенного для прогнозирования выживаемости больных раком легких, и добилась более впечатляющих результатов, чем в современной патологоанатомической практике, где принята традиционная классификация по стадии и величине опухоли. По изображениям с помощью этого алгоритма удалось автоматически идентифицировать тысячи признаков, из которых 240 оказались полезными в различении немелкоклеточного рака легких, чешуйчатоклеточного рака легких и аденокарциномы легких⁴⁷.

Обнадеживающими оказались и некоторые другие исследования, касающиеся применения глубокого обучения к интерпретации гистологических препаратов (многие из них были стимулированы конкурсом Camelyon). В 2016 г. Ле Хоу вместе со своей группой в Университете Стоуни-Брук использовал сверточную нейронную сеть для классификации опухолей легких и головного мозга по гистологическим препаратам с уровнем точности 70–85%, то есть по точности эта система не уступала уровню согласия группы университетских патологоанатомов⁴⁸. Google использовал гигапиксельные изображения высокого разрешения с увеличением в 40 раз для выявления метастазов с точностью, превышавшей 92%: сравним эту цифру с доступной для патологоанатомов точностью 72% и отметим, что доля ложноотрицательных результатов уменьшилась на 25%⁴⁹. Google предоставил патологоанатомам неограниченное время для просмотра стекол. Однако возникли и непредвиденные проблемы. Алгоритм регулярно выдавал ложноположительные результаты. Та же проблема возникла при использовании алгоритмов глубокого обучения в диагностике рака молочной железы при очень низкой частоте ложноотрицательных

результатов. Однако ложноположительных результатов было намного больше, чем у специалистов-гистологов⁵⁰.

Ключевым параметром, влиявшим на точность оценки препаратов человеком, как выяснилось, было время, отпущенное на просмотр стекла. В другом докладе консорциума Camelyon, подготовленном Бабаком Бейнорди и соавторами, была дана сравнительная оценка эффективности выявления метастазирования злокачественных опухолей в лимфатические узлы алгоритмом глубокого обучения и 11 патологоанатомами⁵¹. Когда время работы патологоанатома с препаратом не превышало одной минуты (а это обычное время при рутинной нагрузке), алгоритм справлялся с задачей лучше. Если же время работы с препаратом было неограниченным, то результаты машины и людей становились неотличимыми.

Как и в случае с медицинскими изображениями, алгоритмы, помогающие анализировать гистологические патологоанатомические препараты, различают детали, недоступные даже натренированному человеческому глазу, такие как микроскопические метастазы злокачественной опухоли⁵². Таким же образом глубокое обучение может значительно улучшить качество микроскопических изображений, что позволяет обойти проблемы плохой фокусировки или низкого качества препаратов⁵³. И точно так же, как и в случае с медицинскими изображениями, алгоритмы могут дополнить работу патологоанатома, а не заменить его. Группа ученых из лаборатории информационных технологий и искусственного интеллекта (CSAIL) Массачусетского технологического института разработала глубокую нейронную сеть из 27 слоев для диагностики метастазов рака в лимфатические узлы на 400 изображениях, выполненных по методу WSI⁵⁴. Алгоритм заметно снизил частоту ошибок, допускаемых патологоанатомами, но интересно, что совместная оценка препаратов машиной и

человеком свела ошибки практически к нулю. Взаимодополняемость машин и людей, делающих разные ошибки и дающих верные оценки в разных ситуациях, притом что нейронные сети оптимизируют визуальное качество препаратов, поистине замечательна. Эта синергия не ускользнула от внимания многочисленных компаний (таких, как 3Scan, Cernostics, PathAI, PaigeAI и ContextVision), занятых производством коммерческих инструментов глубокого обучения для рутинного анализа препаратов. Например, PathAI в рекламе своей продукции указывает: частота ошибок при обработке одним алгоритмом составляет 2,9%, патологоанатом при единоличной работе допускает ошибки в 3,5% случаев, но при совместной работе доля ошибочных заключений равняется всего 0,5%.

Патологоанатомы не только интерпретируют препараты. Они могут также исследовать образцы на молекулярном уровне, выявляя, например, эпигенетическое метилирование в образцах тканевых ДНК для улучшения диагностики рака. Как и в случаях цифрового анализа патогистологических препаратов и WSI, налицо задержка внедрения молекулярной диагностики в рутинное исследование тканей для выявления злокачественного перерождения. Исследование, в котором сравнивали машинный анализ метилирования в образцах опухолей головного мозга с результатами такого же анализа, выполненного людьми, выявило, что точность алгоритма была выше там, где были доступны данные о метилировании⁵⁵. В другом исследовании качества оценки патогистологических препаратов, выполненном учеными Нью-Йоркского университета, была продемонстрирована поистине впечатляющая алгоритмическая точность диагностики подтипов рака легкого (AUC = 0,97); при этом половина препаратов была неверно истолкована патологоанатомами. В дальнейшем эту нейросеть обучили распознавать паттерны 10 распространенных геномных мутаций

и предсказывать их на основе анализа препаратов с приемлемой точностью (0,73–0,86), особенно если учесть, что это была одна из первых попыток такого рода⁵⁶. Эти данные примечательны тем, что дают наглядное представление о способности машинных алгоритмов видеть паттерны, с трудом различаемые людьми. По мере того как все большее распространение получают методы молекулярной диагностики, включая секвенирование ДНК, секвенирование РНК, протеомику и метилирование, преимущества ИИ и его способность дополнять работу человека по усвоению, обработке и анализу больших массивов данных могут стать огромным благом для патологоанатомов.

Подобно тому, как у патологоанатомов часто встречаются заметные разногласия по поводу интерпретации препаратов, также разнится и восприятие программ применения глубокого машинного обучения, что было отражено в публикации одного из ведущих журналов по патологической анатомии. Одна группа ученых приветствует использование искусственного интеллекта:

«Компьютеры начнут все больше и больше интегрироваться в практическую работу патологоанатомических лабораторий, когда смогут с большей точностью отвечать на вопросы, вызывающие затруднения у патологоанатомов. Вполне вероятно, что машинные программы начнут подсчитывать число митозов или количественно оценивать окраску и свечение при иммуногистохимическом окрашивании намного лучше и точнее, чем люди; они смогут быстрее, чем человек, найти нужные области препарата, что позволит сэкономить время работы, как это уже делается в цитопатологии. Наш прогноз: по мере того как компьютеры будут все лучше и лучше распознавать образы, сократятся и время установки патологоанатомического диагноза, и потребность в патологоанатомах как микроскопистах, что потенциально позволит специалистам сосредоточиться на когнитивных и диагностических задачах более высокого уровня (то есть на интеграции молекулярной, морфологической и

клинической информации, чтобы облегчить принятие клинического решения в отношении каждого конкретного пациента)»⁵⁷.

С другой стороны, автор статьи, озаглавленной «Будущие друзья-враги», пишет о неточности современных диагностических алгоритмов и подчеркивает необходимость решающего участия человека в процессе анализа данных: «Мы считаем, что патологоанатомический диагноз является результатом глубокого осмысления и зависит от нашей подготовки и опыта, а также от склонности к эвристическому мышлению и когнитивных искажений»⁵⁸.

Но дело не только в распознавании образов человеком. Подобно специалистам по медицинской визуализации, патологоанатомы не встречаются лицом к лицу с пациентами. С данными морфологического исследования пациента знакомит лечащий врач, который зачастую пренебрегает важностью нюансов интерпретации морфологических препаратов. Установление непосредственного контакта с пациентом при оценке результатов патологоанатомического исследования может преобразить профессию патологоанатома и благотворно сказаться на его отношениях с пациентами и лечащими врачами.

Это любопытное сходство — судьба ИИ в приложении к рентгенологии и патологической анатомии — побудило нас с Саурабхом Джха написать в *JAMA* статью об «информационных специалистах»⁵⁹. Признав, что многие задачи в обеих специальностях будут решаться искусственным интеллектом и что в работе специалистов этих двух профилей есть некоторое фундаментальное сходство, мы предложили создать некую объединенную дисциплину. Ее можно рассматривать как естественное слияние: его можно добиться при помощи совместной сертификации и объединенных учебных программ, в которых следует делать акцент на искусственный интеллект, глубокое обучение, работу с данными и байесовскую логику, а не

на распознавание образов. Такой сертифицированный специалист по искусственному интеллекту и глубокому машинному обучению станет незаменимым членом любой команды, работающей в здравоохранении.

Онкологические советы являют собой очень хороший пример. В современной клинической практике онкологический совет — это мультидисциплинарная группа, которая анализирует диагноз каждого пациента и рассматривает возможные лечебные альтернативы. Обычно в такой совет входят онколог-терапевт, онколог-хирург, специалист по лучевой терапии; познания этих специалистов охватывают весь спектр возможного лечения (лекарственного, хирургического и радиологического), и они в состоянии определить, какой из методов (или какое сочетание методов) принесет пациенту наибольшую пользу. Однако с повышением роли искусственного интеллекта в медицинской визуализации и патоморфологии специалист по информатике будет весьма значимым участником такой команды — единственным, кто по-настоящему разбирается в основах машинного обучения диагностическим и прогностическим алгоритмам. Стоит особо отметить, что первая рецензированная статья о работе компьютера IBM Watson Health была посвящена сравнению результатов его совместной работы с советом по молекулярным исследованиям в онкологии Комплексного онкологического центра Линебергера при Университете Северной Каролины. При ретроспективном совместном исследовании членами совета и Watson более чем 1 000 случаев в 30% из них благодаря применению искусственного интеллекта повысилась информативность — в частности, там, где речь шла о выборе лечения при специфических мутациях раковых клеток⁶⁰.

Подобно рентгенологии и патологической анатомии, дерматология тоже требует большого навыка в распознавании образов. Поражения кожи — один из самых частых поводов обращения к врачу: это причина почти 15% посещений! Однако, в отличие от радиологии или патологической анатомии, приблизительно в двух третях случаев диагноз устанавливают не дерматологи, а врачи других специальностей, которые весьма часто ошибаются; согласно некоторым исследованиям, частота ошибок достигает 50%. Естественно, дерматологи не просто осматривают и диагностируют кожные высыпания и поражения — они часто их лечат и даже иссекают. Однако распознавание образов в дерматологии — значимая часть лечения, и у искусственного интеллекта есть шанс сыграть в этой области большую роль. Учитывая, что в США сравнительно немного практикующих дерматологов, это весьма заманчивое поле для приложения возможностей компьютерного разума.

Цифровая обработка сделанных на смартфон селфи с кожными поражениями поначалу буксовала — мобильные приложения, которых появлялось все больше и больше, работали с переменным успехом. Еще в 2013 г. оценка работы приложений, диагностировавших меланому, показала, что злокачественное новообразование в 30% случаев трактовалось как доброкачественная пигментация⁶¹. Разброс данных был просто диким — точность диагностики колебалась от 6,8 до 98,1%. Другое исследование, где оценивались три приложения, выявило низкую чувствительность (от 21 до 72%) и весьма вариабельную специфичность (от 27 до 100%) в сравнении с дерматологами⁶².

Образы, которые должен распознавать в своей практике дерматолог, включают в себя обширную группу разнообразных высыпаний и повреждений, но главная цель применения ИИ в дерматологии — это верная идентификация рака кожи. Особенно это касается ранней диагностики меланомы (до того, как она даст метастазы в лимфатические узлы и другие органы), поскольку

ранняя диагностика — залог более высокой пятилетней выживаемости: при раннем выявлении 99%, при позднем — 14%⁶³.

В целом рак кожи — это самое частое злокачественное онкологическое заболевание человечества. Самая высокая заболеваемость выявлена в Австралии и Новой Зеландии (около 50 случаев на 100 000 населения), а также в США — 30 случаев на 100 000 населения. Это означает, что каждый год рак кожи диагностируют у 5,4 млн американцев, а их лечение обходится в более чем \$8 млрд. Рак кожи развивается в течение жизни у одного из пяти американцев. Однако, к счастью, опухолевые поражения, не являющиеся меланомами, встречаются в 20 раз чаще, чем меланома. Самое главное — это верная дифференциальная диагностика между кератиноклеточной карциномой (самым частым онкологическим поражением кожи с высоким показателем излечения) и меланомой. Неверная диагностика меланомы приводит к тому, что ненужную биопсию назначают (и особенно часто — не дерматологи, а другие специалисты) при совершенно невинных доброкачественных поражениях. Однако намного опаснее пропустить меланому: ежегодно она убивает приблизительно 10 000 американцев.

Классический способ, при помощи которого дерматологи диагностируют меланому, — это эвристическая система под названием ABCDE, представляющая собой распознавание по визуальным признакам поражения: асимметрия (**A**symmetry), нечеткость границ (**B**order irregularity), пестрота или неравномерная окраска (**C**olor), большой диаметр родинки, то есть более 6 мм (**D**iameter), а также разрастание поражения (**E**volving). В диагностике дерматологи не только полагаются на свой опыт и глаз, но и используют дерматоскоп для увеличения и освещения картины. Это очень сильно отличается от фотографий, которые делают с разных расстояний, под разными углами и при различной освещенности. Главный и насущный вопрос

заключается в следующем: можно ли в эпоху ИИ воспроизвести или даже превзойти качество работы дерматолога с помощью алгоритмов глубокого обучения?

В 2017 г. в *Nature* была опубликована одна из лучших статей, посвященных глубокому обучению. Название статьи — «Поражения изучены» — даже было вынесено на обложку. Речь в ней шла о диагностике рака кожи⁶⁴. Алгоритм преследовал две цели: во-первых, точно определить, является ли поражение доброкачественным или злокачественным, и, во-вторых, если оно злокачественное, то является ли оно меланомой. Андре Эстева и его коллеги из Стэнфордского университета использовали алгоритм сверточной нейронной сети Google (Google Net Inception v3), обученной на материале 1,28 млн немедицинских изображений из базы ImageNet, которая содержит объекты более 1 000 разных категорий. При обучении нейронной сети также были использованы 129 450 изображений кожных поражений, представляющих 2032 кожных заболевания (см. рис. 6.3). Однако многие из этих изображений были обычными фотографиями, а не изображениями биопсии, поэтому окончательная валидация производилась по морфологически подтвержденным диагнозам для 1492 поражений, что предполагало ответы «да/нет» на оба вопроса — является ли поражение опухолевым и является ли этот рак наиболее злокачественным (при выполнении последнего задания использовали фотографии, а также изображения, полученные с помощью дерматоскопа). Результаты были проверены более чем 20 сертифицированными стэнфордскими дерматологами. Каждого дерматолога, который до этого не видел поражения, спрашивали, нужна ли в данном случае биопсия или пациента можно обнадежить без нее. Алгоритм превзошел каждого из дерматологов в диагностике рака на материале 135 дерматоскопических изображений и выполнил задачу лучше, чем средний дерматолог, в случае 130 фотографических изображений

меланомы и в случае 111 дерматоскопических изображений меланомы (см. рис. 6.3).

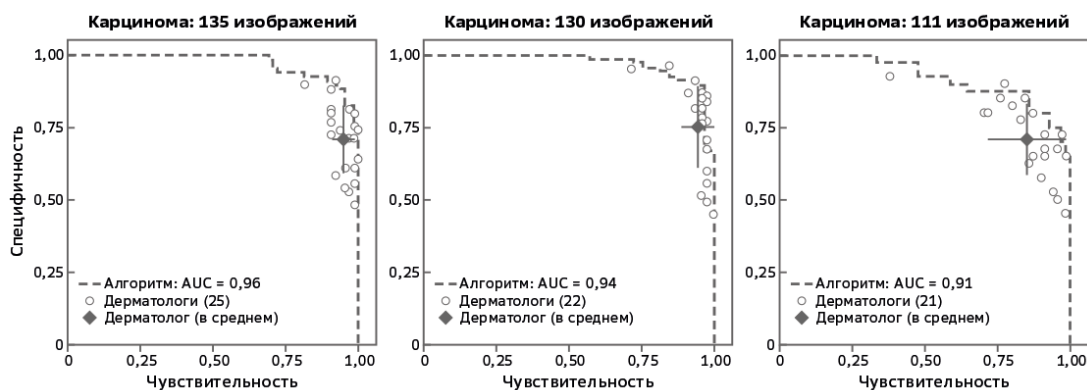


Рис. 6.3. Случаи рака кожи, диагностированные посредством алгоритма глубокого обучения и дерматологами. В каждой группе алгоритм выполнял работу по крайней мере не хуже, чем группа из более чем 20 дерматологов. Источник: с изменениями из: A. Esteva et al., "Dermatologist-Level Classification of Skin Cancer with Deep Neural Networks," *Nature* (2017): 542 (7639), 115–118.

Алгоритм сверточной нейросети, использованный стэнфордскими исследователями для установления диагноза рака кожи, был применен также специалистами IBM для медицинского компьютера Watson, причем точность его диагностики меланомы была выше, чем у восьми опытных дерматологов⁶⁵. Дальнейшее усовершенствование алгоритма, использованного в стэнфордском эксперименте (Google's Inception v4 CNN), позволило противопоставить его работу гораздо большей группе — уже из 58 дерматологов. Задачей была диагностика меланомы. Большинство дерматологов проиграло машине и это соревнование⁶⁶.

Эти исследования дают основания для далекоидущих выводов, но оставляют и много вопросов. Один из таких вопросов, вполне резонный, был поставлен в редакционной статье, предпосланной публикации в *Nature*: «Станут ли медики всего лишь техническими оформителями машинных диагностических решений?»⁶⁷ Этот вопрос как раз и отражает те обширные

последствия, вероятному наступлению которых и посвящена эта книга, — но редакция достаточно самокритично признала, что такое испытание алгоритма отнюдь не то же самое, что его использование в реальных клинических условиях. На сегодняшний день очень немногие пациенты неевропейского происхождения проходили диагностику с помощью алгоритмического глубокого обучения⁶⁸. Сверточные нейросети должны пройти серьезную клиническую валидацию, поэтому было удивительно видеть, как авторы одного из исследований начали предлагать свой алгоритм для мобильных приложений без надлежащих клинических испытаний и валидации⁶⁹. Дерматологи, участвовавшие в этом исследовании, не видели пациентов и не несли ответственность за неверные диагнозы. В реальном мире дерматология не сводится к беглому взгляду на кожное поражение. Необходим анамнез — история изменений поражения во времени, наличие индивидуальных факторов риска определенных заболеваний, более внимательный осмотр всей поверхности тела пациента; все это входит в круг информации, необходимой дерматологу для установления диагноза, и он получает ее во время приема. Более того, это не просто решение «или — или» — есть рак или нет: дерматолог наблюдает кожное поражение в течение некоторого времени, прежде чем принять решение о назначении биопсии. Следовательно, мы можем рассматривать алгоритм как более искусственный, узконаправленный способ установления диагноза и назначения биопсии по сравнению с реальной клинической практикой. Тем не менее ясно, что глубокое машинное обучение может помочь добиться большей точности в диагностике рака кожи. Стэнфордское исследование однозначно показало, что алгоритмы на основе глубокого обучения заслужили право на дальнейшие испытания. В стадии разработки находятся и другие алгоритмы. Такие компании, как VisualDx, которые сотрудничают с группой специалистов по машинному обучению компании Apple,

помогают ставить диагнозы в случаях кожных высыпаний и других поражений, не являющихся онкологическими, на материале базы данных, включающей 30 000 изображений⁷⁰. Эти коллективные усилия в конечном счете дадут возможность любому человеку, в любом уголке мира, в любое время поинтересоваться, что у него с кожей, — был бы смартфон и доступ в интернет.

Как я уже упомянул, в США сравнительно немного дерматологов: менее 12 000 специалистов наблюдают за кожей 325 млн американцев. Так что речь идет не столько о замене дерматологов машинами, сколько о помощи семейным врачам и врачам общей практики, которые вынуждены выполнять за дерматологов всю черновую работу. Проверенный, испытанный и точный алгоритм оказал бы весьма позитивное воздействие на диагностику и лечение кожных заболеваний. Это сократило бы диагностическую составляющую работы дерматологов, дав им возможность перенаправить внимание на иссечение или медикаментозное лечение кожных поражений. Алгоритм помог бы и врачам первичного звена здравоохранения, которые первыми встречаются с кожными заболеваниями и должны перенаправлять пациентов к специалистам, ставить более точные диагнозы. Для больных, которые в противном случае подвергались бы ненужной биопсии или удалению поражений, это означает возможность избежать ненужных вмешательств.

Ознакомившись с медицинской визуализацией, патологоанатомическими препаратами и кожными поражениями, мы смогли оценить потенциальную роль искусственного интеллекта в улучшении качества медицинской помощи, повышении точности диагностики и эффективности лечения. Это «золотая жила» для искусственного интеллекта с его способностью считывать и распознавать образы. Но, разумеется, пока не может быть и речи о полной замене врачей машинами — даже в самых, казалось бы, «уязвимых» специальностях. Теперь

давайте обратимся к медикам, которым не приходится распознавать графические образы в своей повседневной практике.

Врачи, не работающие с образами

Медицинская диагностическая система на основе ИИ может перерыть многолетние массивы данных о пациентах, страдающих раком или сахарным диабетом, и выявить взаимосвязь различных характеристик, привычек или симптомов, что позволит эффективнее диагностировать и предотвращать эти заболевания. Разве отсутствие у машины «понимания» того, что она делает, превращает ее в менее полезный инструмент?

Гарри Каспаров

В отличие от специалистов по информационным технологиям, большинство врачей, медицинских сестер и прочих медработников не занимаются тем, что я бы назвал «паттерноцентрической» практикой. Большинство медицинских специалистов первичного звена, да и многие узкие специалисты, конечно, обращаются к таким средствам диагностики, как медицинская визуализация или гистологические препараты, но главная их задача — это оценка состояния больного и составление плана обследования и лечения. Это требует интеграции информации: вдумчивого анализа анамнеза, сбора

физикальных, лабораторных и других объективных данных (это, например, рентгеновские, магнитно-резонансные и другие снимки и гистологические препараты, интерпретируемые другими специалистами), изучения соответствующей медицинской литературы, общения с пациентами и их родственниками. Практика этих медицинских специалистов не укладывается в простые схемы. В то время как глубокое обучение — это входы и выходы алгоритмов, большинство практикующих медиков не пользуются алгоритмической обработкой данных. Таким медикам, не работающим с образами (в отличие от врачей-«паттернистов», о которых говорилось в предыдущей главе), искусственный интеллект может предложить дополнительные возможности, избавив врачей и медсестер от функций, с которыми более эффективно справляются машины. Диапазон таких функций весьма широк — от клавиатурного набора до обработки мультимодальных данных.

Одна из областей, где искусственный интеллект продвигают упорно и издавна, — это усвоение и анализ огромного количества данных биомедицинских исследований. Каждый год в журналах публикуют более 2 млн рецензированных статей — то есть каждые 30 секунд в печати появляется одна статья. Нет на свете человека, способного поспевать за всей этой информацией, особенно если этот человек — сильно загруженный врач. Было забавно наблюдать, как в 2017 г. компания IBM рекламировала медицинский компьютер Watson, который, по мнению компании, мог помочь врачу прочитать 5 000 статей в день и при этом еще и принимать больных. Конечно, ни Watson, ни любой другой алгоритм ИИ не могут выполнить эту задачу — по крайней мере пока не могут. Строго говоря, Watson имеет дело с аннотациями и резюме в начале большинства опубликованных статей. Но даже при этом надо помнить, что это неструктурированные данные, а значит, простое усвоение текста не ведет автоматически к умножению знаний.

Это может показаться удивительным, учитывая способность компьютера Watson обыгрывать людей в Jeopardy!: можно было бы предположить, что он сумеет превзойти и врачей, работая с медицинской литературой столь же быстро. Но, оказывается, единственное, что делал Watson, чтобы побеждать соперников в игре, — это «изучал» «Википедию», откуда и берутся 95% вопросов. А подбирать нужную информацию, обрабатывая медицинскую литературу, — это не то же самое, что сортировать статьи «Википедии». Чтение компьютером научной статьи требует надзора со стороны человека, чтобы выделять в тексте ключевые слова и выводы. Эндрю Сьюиз нашей группы в Научно-исследовательском институте Скриппса разработал проект под названием Mark2Cure на основе сетевого краудсорсинга: он набрал участников за пределами научного сообщества. Волонтеры (мы называли их «гражданскими учеными») искали и аннотировали биомедицинские материалы, представленные более чем 20 млн статей на сайте PubMed, в базе данных, созданной Национальными институтами здравоохранения (NIH). На сегодня не существует программного обеспечения, способного обрабатывать материалы на естественных языках и выполнять эту важнейшую функцию. Но дело движется. Пройдет какое-то время, и Watson, оправдав поднятую вокруг него шумиху, будет помогать врачам поспевать за свежей медицинской литературой, имеющей отношение к их специальности (если, конечно, эти данные будут должным образом отфильтрованы и удобны в использовании).

В старые времена, до появления электронной медицинской документации, сложность пациента оценивали по «симптому толстой карты». Несмотря на ЭМК, это по-прежнему частое явление — и при новых, и при повторных визитах, так как копии материалов из истории болезни приходят по факсу или электронной почте и врачу надо прочесть для ознакомления с больным десятки, а иногда и сотни страниц.

Предполагалось, что хранение данных в электронном виде сильно облегчит медикам жизнь. Но принятая в настоящее время форма электронных записей не обеспечивает удобную организацию данных и легкость поиска, да и просто мешает нам сразу видеть те бесценные крупницы данных о пациенте, которые нам нужны. Даже сам факт, что на обучение работе с ЭМК отводится больше 20 часов, говорит о сложности работы с электронной документацией — подчас это сложнее диагностической работы с пациентом. Однако еще хуже неудобного поиска неполнота данных. Мы знаем, что о конкретном больном существует гораздо больше информации, чем можно найти в его ЭМК. Есть недоступные данные о прежних курсах лечения и осмотрах в других медучреждениях, о предыдущих заболеваниях и проблемах, когда пациент был моложе или жил в другом месте. Это и данные приборов (артериальное давление, частота пульса, уровень глюкозы крови), которые не вошли в электронную медицинскую карту. Во многих случаях геномные данные тоже не попадают в электронные документы. Игнорируются данные из Facebook и других социальных сетей. Даже если медик умеет работать с электронными медицинскими документами, он все равно получает лишь очень узконаправленную и неполную информацию.

Электронная медицинская документация сама по себе препятствует проявлению всей мощи инструментов ИИ. Как и в случае с существенно важным содержанием медицинской литературы, в идеале искусственный интеллект может найти, объединить и упорядочить все данные о пациенте, если этот материал структурирован в полном объеме, аккуратно и компактно. Но такого продукта мы пока еще не видели. Если когда-нибудь удастся этого добиться, то мы не только сделаем работу врача более эффективной, но и получим инструмент для более осмысленного и тщательного обследования каждого

отдельного пациента. И в конечном счете такие данные окажутся невероятно ценными и полезными для любого человека на его жизненном пути, пролегающем в том числе и через болезни.

Если и есть вещь, которую всеми фибрами души ненавидят как врачи, так и пациенты, то это компьютерная клавиатура (см. рис. 7.1). Стук по клавишам отвлекает врача и заставляет пациента чувствовать себя лишним. Теряется прямой зрительный контакт, возможность читать язык телодвижений, а это значит, что исчезает сам смысл межличностного контакта. Страдают обе стороны: больной сомневается, что врач ему сочувствует, а врач, на котором лежит тяжкое бремя заполнения ЭМК, прекрасно понимает, что это мешает ему слушать пациента и вникать в его переживания. Этот современный «электронный ритуал» во многом способствует эпидемии профессионального выгорания и депрессии у врачей.



Рис. 7.1. Изоляция врача от пациента. Источник: с изменениями из: "The Pharos," *The Pharos of Alpha Omega Alpha Honor Medical Society*: Summer Edition, 78 (2015).

Когда впервые появилась электронная медицинская документация, родилась и новая профессия электронных «секретарей», призванная сохранить человеческое общение врача с пациентом: клавиатурный набор поручили третьему лицу. Компания ScribeAmerica на сегодня является крупнейшей из 20 компаний, оказывающих услуги переписки в учреждениях здравоохранения и клиниках на всей территории США. К 2016 г. в отрасли работали более 20 000 секретарей, и прогнозировалось, что к 2020 г. их должно было стать более 100 000, то есть один «секретарь» на семь врачей¹. Привлечение к работе такого клавиатурного «секретаря», согласно многим сообщениям, увеличивает удовлетворение от работы у врача и от приема у пациента. Но едва ли это панацея. Такая система требует создания дополнительных оплачиваемых рабочих мест и, следовательно, приводит к дальнейшему увеличению и без того непомерных затрат на электронные информационные системы здравоохранения, такие как Epic или Cerner. Помимо этого, присутствие в кабинете третьего человека может помешать пациенту откровенно говорить с врачом.

Появление компьютера в кабинете врача стало первой попыткой применения цифровых технологий в медицинской практике — провальной, как считают многие. Ирония судьбы: похоже, эту проблему можно решить именно с помощью машин. Нас окружают голосовые ассистенты, такие как, например, Alexa, и встает резонный вопрос: а надо ли вообще печатать на клавиатуре? Говорить намного быстрее и легче, а вот ввод данных в громоздкую электронную документацию занимает непропорционально много времени. Например, для того, чтобы ввести в ЭМК с клавиатуры сведения, что пациент выкуривал в течение 20 лет по три пачки сигарет в день, а пять лет назад бросил курить, потребуется несколько минут. Чтобы это сказать, нужно всего две секунды.

Согласитесь, для искусственного интеллекта все это пустяк. Обработка речи ИИ уже превосходит по качеству работу профессионального секретаря, печатающего текст с голоса под диктовку. Почему бы в таком случае не сделать аудиозапись всего приема, а потом расшифровать этот неструктурированный разговор с врачом для электронной истории болезни? Автоматическая расшифровка может быть отредактирована самим пациентом, а затем документ может быть просмотрен врачом и проанализирован алгоритмическими средствами (в соответствии с предпочтениями врача в ведении документации и с его стилем). Когда таким способом обрабатывают 50 или больше записей, необходимость тщательного просмотра расшифровки перед ее помещением в ЭМК начнет снижаться. Это позволит без помех и перерывов на записи разговаривать во время приема нормальным человеческим языком, заменить «секретаря» автоматикой, сократить расходы и сохранить личное общение врача и пациента.

Кроме того, привлечение пациентов к редактированию записей позволит избавиться от некоторых распространенных ошибок, которые омрачают визиты к врачу и снижают качество электронной медицинской документации. Аудиозаписи приема целиком (потенциально — еще и расшифрованные) позволяют создать архив, который пациент сможет просматривать: это особенно полезно, поскольку не все, что обсуждается во время приема, пациент запоминает или сразу понимает. Известно, что 80% записей просто копируются, при этом ошибки перетекают из записи в запись, кочуя от врача к врачу². Часто в записях фигурируют лекарства, которые пациент не принимал (и даже те, которые ему никогда не назначались), или неточные диагнозы. Раньше пациентов не просили о помощи с их же историями болезни, но это может быть очень важно для прояснения данных. Некоторые врачи опасаются, что такой подход приведет к новым неточностям, но все же это весьма полезный компромисс,

учитывая современное положение вещей. Посмотрим: в Стэнфордском университете при сотрудничестве с Google был запущен пилотный проект цифрового «секретаря» в сочетании с обработкой данных на естественном языке (для расшифровки беседы во время приема) и машинным обучением (для перевода расшифровки в текст), а исследования по разработке алгоритмов для создания записей о приеме активно ведутся такими компаниями, как Microsoft, Amazon, Google, Nuance, а также многими стартапами (Sopris Health, Orbita, CareVoice, Saykara, Augmedix, Sensely, Suki и Notable)³.

Запись врачебного приема с процедурой обработки на естественном языке может все же оказаться не вполне оптимальным решением. Помимо технических проблем (расшифровать неструктурированную речь так, чтобы получилась лаконичная, но полная запись), есть и проблема неполной картины. Например, будет утрачена вся невербальная составляющая коммуникации. А понимание, что все происходящее на приеме будет записано, заархивировано и может быть впоследствии просмотрено, способно помешать живому свободному общению. Сейчас активно занимаются внедрением ИИ в этот аспект общения врача и пациента, несмотря на отсутствие уверенности, что этот подход себя оправдывает.

Другие составляющие врачебного приема также перспективны для применения машинного обучения. Искусственный интеллект уже составляет основу инструментария, известного под названием «системы поддержки принятия врачебных решений» (СППВР). Эти алгоритмы, которые используются и совершенствуются на протяжении последних двух десятков лет, должны были взять на себя ряд функций, чтобы облегчить работу врача и улучшить ее качество: просмотр и анализ данных о пациенте, оценку результатов лабораторных исследований, напоминание о лекарственной аллергии и несовместимости

лекарственных препаратов, предотвращение возможных ошибок при назначении медикаментозного лечения. Все они пока не слишком-то оправдывают вложенные средства: системный обзор 28 рандомизированных испытаний СППВР не выявил положительного влияния на выживаемость больных, хотя было продемонстрировано небольшое улучшение показателей в профилактике заболеваемости⁴. На сегодня главным недостатком СППВР считается проблема с рабочим ритмом из-за частых подсказок и предупреждений. Помимо этого, современные системы поддержки принятия решений довольно примитивны в сравнении с последними достижениями в области искусственного интеллекта. Первое, что можно сделать для исправления ситуации, — это ввести в память системы всю медицинскую литературу. На сегодня это невозможно, но со временем все же будет сделано, в результате чего появится обширная база данных по оказанию помощи каждому конкретному пациенту, а также по установлению медицинских диагнозов и выработке оптимальных рекомендаций по лечению. Это будет большим шагом вперед по сравнению с сегодняшним стандартом, когда врачи вынуждены самостоятельно искать информацию в Google или, что реже (из-за стоимости доступа), проверять назначения в авторитетной базе знаний UpToDate, где собраны данные по доказательной медицине. Эта база внедрена в СППВР некоторых крупных учреждений здравоохранения.

Знакомство с самыми современными биомедицинскими исследованиями тоже было бы бесполезно для практикующих врачей, но это не является самоцелью. Ральф Горовиц и его коллеги написали вдумчивую статью под заголовком «От доказательной медицины к медицинским доказательствам», где процитировали Остина Брэдфорда Хилла, выдающегося английского эпидемиолога, указавшего, что врачи не получают от самых современных медицинских исследований необходимую им информацию. «Исследования не говорят врачу о том, что он хочет

знать, — убежден Хилл. — Исследование может быть построено так, чтобы убедительно показать: лечение А в среднем эффективнее, чем лечение Б. С другой стороны, это не дает ответа на вопрос практикующего врача: каким будет результат, если назначить именно это лекарство именно этому конкретному пациенту?»⁵

Для того, чтобы принять наилучшее решение для конкретного пациента, врач (или ИИ-система) должен включить в обработку все индивидуальные данные (биологические, физиологические, социальные, поведенческие, экологические), а не полагаться на усредненный результат, полученный на большой когорте испытуемых. Например, обширные рандомизированные клинические исследования назначения статинов показывают, что из 100 человек, получающих статины, у двух-трех отмечается уменьшение частоты приступов стенокардии и снижается риск получения инфаркта миокарда. Остальные будут принимать статины без всякого клинического улучшения, только ради снижения уровня холестерина в крови — то есть для улучшения лабораторных показателей. Мы уже несколько десятилетий знаем о таких клинически значимых факторах, повышающих риск сердечно-сосудистых заболеваний, как курение и сахарный диабет, а теперь мы можем получить представление о факторах риска, выполнив недорогое генетическое исследование (данные можно получить за \$50–100 в компаниях 23andMe, AncestryDNA и др.). Эта оценка — независимая, в качестве дополнения к традиционным факторам риска — может помочь спрогнозировать вероятность ишемической болезни сердца, а также эффективность действия статинов на организм данного пациента. В настоящее время проверяются на достоверность аналогичные оценки генетического риска в отношении таких заболеваний, как рак молочной железы, рак предстательной железы, мерцательная аритмия, сахарный диабет и болезнь Альцгеймера.

Анализ данных с помощью умного инструментария ИИ должен также включать обработку данных лабораторных исследований каждого конкретного пациента. Сегодня лабораторная оценка осуществляется по шкалам, основанным на усредненных данных популяционных исследований, когда о каждом результате судят предельно упрощенно — укладывается он или нет в «нормальный» диапазон значений. Такой подход отражает фиксацию медицинского сообщества на некоем «усредненном» пациенте, которого не существует в природе. Например, при оценке результатов лабораторных исследований не учитывается наследственность и этническая принадлежность, хотя хорошо известно, что такие ключевые показатели, как концентрация А1С гемоглобина при сахарном диабете или уровень сывороточного креатинина при заболеваниях почек, сильно различаются у людей африканского происхождения и у европеоидов⁶. Более того, масса информации теряется внутри так называемого «нормального диапазона». Давайте для примера возьмем мужчину, у которого на протяжении последних пяти лет уровень гемоглобина в крови снизился с 15,9 до 13,2 г/л. Оба значения находятся в пределах нормы, и поэтому такие изменения не будут отмечены в лабораторных отчетах, а занятой врач, скорее всего, не удосужится заглянуть в прошлые записи и сравнить результаты анализов. Однако такое снижение показателя может быть ранним признаком какого-то патологического процесса — скрытого хронического кровотечения или рака. Мы сами загнали себя в бинарный мир интерпретации данных — «норма» и «не-норма» — и игнорируем богатые, информативные и непрерывные данные, хотя могли бы ими воспользоваться. Именно здесь глубокое обучение машины при помощи всеобъемлющих, непрерывных (континуальных) и постоянно обновляемых данных может сыграть важную роль — так ИИ будет подсказывать врачу именно то, что он хочет знать. Я

бы назвал такую систему не СППВР, а AIMS — дополненной персонализированной медицинской поддержкой.

Пока что мы рассмотрели те области, где искусственный интеллект может воздействовать на работу всех врачей и всех медработников в целом. Теперь мы обратимся к некоторым другим медицинским специальностям, где уже внедрен ИИ и имеются соответствующие результаты, которые позволяют оценить прогресс. Ни в одной из них, правда, использование ИИ пока не стало рутиной, но есть обнадеживающие признаки, что дело идет именно к этому.

Офтальмология

Несмотря на то, что самый ранний и быстрый прогресс в применении ИИ в медицине имел место в рентгенологии и патологической анатомии, мне думается, что очень скоро эталоном станет использование искусственного интеллекта в офтальмологии.

Причиной потери зрения номер один в современном мире является диабетическая ретинопатия, которой страдают в мире больше 100 млн человек. Заболеваемость в США среди страдающих сахарным диабетом достигает 30%⁷. Это большая проблема здравоохранения, и для выявления этого заболевания рекомендуют регулярный скрининг, но чаще всего люди его не проходят, хотя при раннем выявлении диабетическую ретинопатию можно эффективно лечить, предотвращая наступление слепоты.

Если бы все, кому это показано, проходили скрининг на диабетическую ретинопатию, то в год делалось бы 30 млн фотографий глазного дна, нуждающихся в интерпретации⁸. Понятно, что это задача для глубокого обучения. Группа ученых Google разработала алгоритм автоматического выявления диабетической ретинопатии и диабетического отека желтого

пятна⁹. В связи с этим алгоритмом было обнаружено очень мало технической информации об использованной сверточной глубокой нейронной сети, если не считать ссылок на статью Кристиана Сегеди и его коллег в Google об архитектуре этой сети — Inception v2¹⁰. Мы знаем только, что они использовали 128 175 изображений сетчатки для обучения системы и два набора изображений для валидации (9963 и 1748), обследовав в общей сложности более чем 75 000 пациентов. Эти изображения были интерпретированы 60 сертифицированными офтальмологами: у некоторых из них был опыт просмотра тысяч изображений (медианное значение от 1745 до 8906). Разработанное программное обеспечение имело впечатляющую чувствительность от 87 до 90% и специфичность 98%¹¹. Но Google был не единственной компанией, разработавшей алгоритм глубокого обучения для диагностики диабетической ретинопатии. Компания IBM, использовавшая более 35 000 изображений сетчатки, сообщила о точности диагностики, достигающей 86%¹². Даже 16-летняя студентка из США Кавья Коппараму разработала такой алгоритм, приспособив для этого нейросеть ResNet-50 от Microsoft и воспользовавшись 34 000 изображений, предоставленных Национальным офтальмологическим институтом. Они с братом собрали команду, учредили компанию Euagnosis и разработали насадку для объектива смартфона, изготавливаемую при помощи 3D-печати, чтобы алгоритм можно было использовать для диагностики диабетической ретинопатии где угодно и в любых условиях¹³.

Оценивая эти обнадеживающие данные, надо все же иметь в виду несколько факторов: у диабетиков с ретинопатией реакция на средства, расширяющие зрачок, хуже, чем у здоровых людей, а диабетической ретинопатии часто сопутствует катаракта, что затрудняет получение качественного изображения для алгоритма. Более того, на результат может повлиять то, кто именно работает

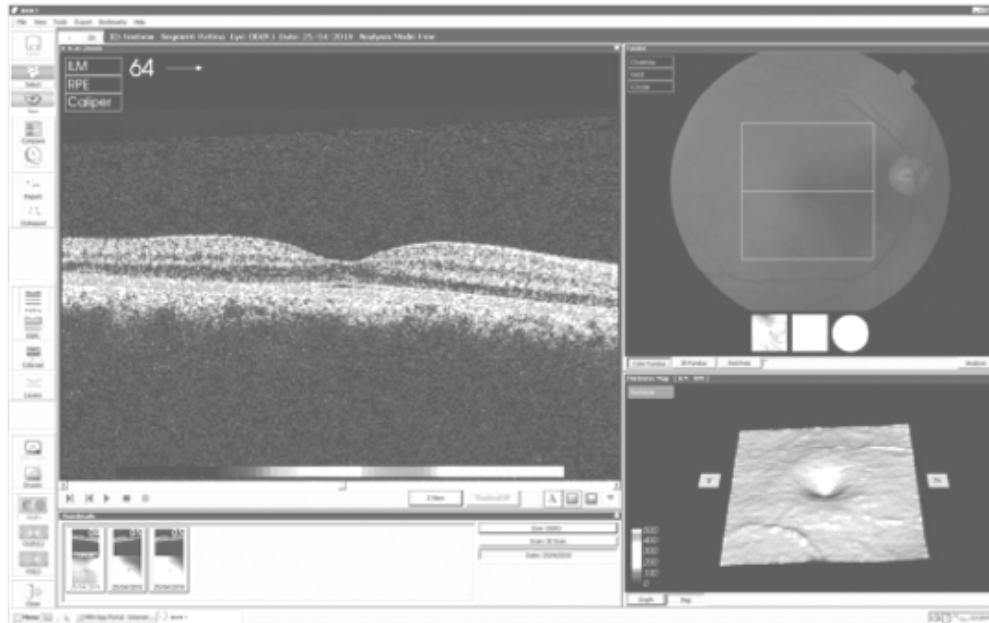
камерой: осмотром глазного дна занимаются не только офтальмологи, но и оптометристы, и другие медицинские специалисты. Решить эти проблемы призвано первое клиническое проспективное исследование применения искусственного интеллекта в медицине. Группа специалистов-офтальмологов компании IDx на базе Университета штата Айова разработала алгоритм глубокого обучения с использованием ретинальной камеры Торсон для выявления диабетической ретинопатии. В кабинетах врачей первичного звена 10 населенных пунктов США при помощи аппарата IDx и алгоритма было обследовано в общей сложности 900 пациентов, страдающих сахарным диабетом. Изображения были тотчас отправлены в облако для анализа, и результаты появились уже через несколько минут. Точность выявления диабетической ретинопатии оказалась высокой — с чувствительностью 87% и специфичностью 90%¹⁴. Надо отметить, что точность этого проспективного исследования, первого клинического испытания подобного рода, сильно не дотягивает до ретроспективных исследований (AUC = 0,99 в двух наборах данных с использованием разных алгоритмов). Разработка IDx была одобрена FDA в 2018 г. И хотя освоение этой технологии может затянуться, так как требует применения собственных систем IDx стоимостью более \$20 000, она тем не менее представляет собой шаг к точной машинной диагностике ретинопатии без участия офтальмолога, о чем мы с моим коллегой Пирсом Кином написали в сопроводительной редакционной статье к этому важному отчету¹⁵.

Еще одна распространенная причина слепоты — возрастная макулярная дегенерация (ВМД, макулодистрофия), и так же, как и в случае с диабетической ретинопатией, своевременно начатое лечение позволяет предотвратить заболевание или по крайней мере замедлить его развитие. В 2018 г. я посетил Мурфилдскую офтальмологическую клинику в Лондоне, одно из самых

авторитетных в мире лечебных учреждений офтальмологического профиля. Главный специалист госпиталя Пирс Кин, ученый с мировым именем, выполнил мне оптическую когерентную томографию (ОКТ) (см. рис. 7.2). В отличие от фронтального изображения глазного дна, используемого для диагностики диабетической ретинопатии, оптические когерентные томограммы являются изображениями поперечных срезов ткани сетчатой оболочки. Звучит фантастически, а сама процедура выглядит весьма буднично — я оперся подбородком на подставку аппарата, в оба глаза мне поочередно направили лучи света, и через минуту был получен результат. Кин в сотрудничестве с компанией DeepMindAI создал алгоритм на основе глубокого обучения, который может существенно облегчить обработку более 1 млн трехмерных изображений ОКТ, которые ежегодно выполняют в Мурфилдской клинике. С помощью алгоритма можно с большой точностью диагностировать большинство заболеваний сетчатки, включая возрастную макулярную дегенерацию, причем задолго до появления первых симптомов. Совместное исследование, проведенное госпиталем и компанией DeepMind с анализом 14 000 ОКТ-изображений, показало, что автоматизированная интерпретация оказалась по точности как минимум не хуже, чем интерпретация специалистом. В рамках исследования определяли срочность перенаправления пациента к офтальмологу в экстренных случаях при более чем 50 офтальмологических заболеваниях, включая глаукому, диабетическую ретинопатию и ВМД¹⁶. Иногда у пациентов не было никаких поражений сетчатки, и в таких случаях алгоритм просто рекомендовал наблюдение. Показатель AUC алгоритма для ложноположительных результатов составил 0,992. А вот специалисты приходили к согласию в вопросе о перенаправлении только в 65% случаев. По мнению Кина, ОКТ должно стать частью каждого офтальмологического исследования. Очевидно, что в США до этого еще очень и очень далеко, но перспективная

валидация алгоритма, которая сейчас проводится под руководством Кина, может изменить положение дел и превратить выполнение ОКТ в рутинную процедуру. Точность диагностики в экстренных случаях, по всей видимости, значительно вырастет с помощью алгоритма обучения глубокой нейронной сети, разработанного группой Пирса Кина.

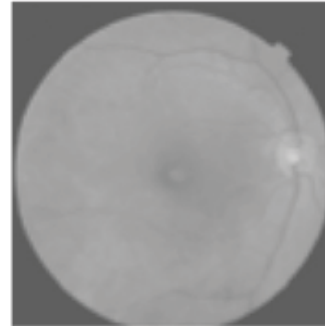
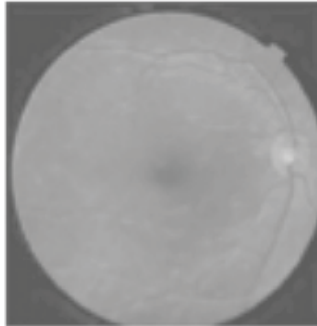
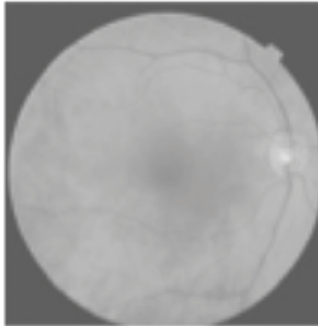
A



В Исходный снимок

Возраст

Пол



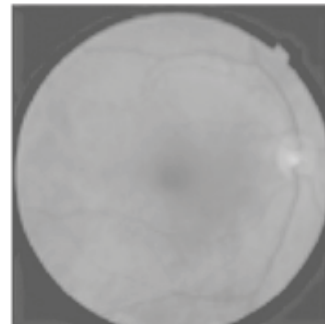
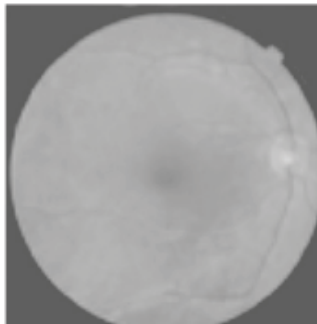
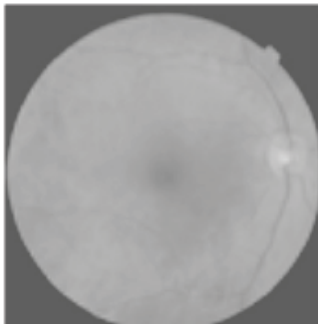
Факт: 57,6 года
Автооценка: 59,1 года

Факт: женский
Автооценка: женский

Отношение к курению

**Концентрация
HbA1c**

Индекс массы тела



Факт: некурящий
Автооценка: некурящий

Факт: отсутствие СД
Автооценка:
концентрация 6,7%

Факт: 26,3 кг/м²
Автооценка: 24,1 кг/м²

Рис. 7.2. Изображения сетчатки. (А) Результат моей оптической когерентной томографии, сделанной в Мурфилдской офтальмологической клинике. (В). Изображения сетчатки, по которым даются заключения об основных данных о пациенте. Источник: Poplin et al., "Prediction of Cardiovascular Risk from Retinal Fundus Photographs via Deep Learning," *Nature Biomedical Engineering* (2018): 2, 158–164.

Аналогичным образом алгоритм интерпретации данных оптической когерентной томографии, разработанный Каном Чжаном и его коллегами в Калифорнийском университете в Сан-Диего, при создании которого использовали 110 000 изображений, в точности диагностики возрастной макулярной дегенерации превзошел профессиональных офтальмологов¹⁷. Команда Чжана сейчас работает над созданием приложения для смартфонов, которое смогло бы обеспечить такое же качество изображения, как и аппараты для ОКТ.

Использование нейронных сетей для получения изображений сетчатки может дать много больше, чем точная диагностика макулярной дегенерации. Согласно результатам исследования, проведенного компанией Google на материале 300 000 пациентов, изображения сетчатки позволяют делать предсказания относительно возраста и пола пациента, уровня артериального давления, отношения к курению, качества контроля уровня сахара в крови (по содержанию гликозилированного гемоглобина) и риска основных сердечно-сосудистых заболеваний, причем без знания клинических факторов (см. рис. 7.2)¹⁸. В отношении возраста и пола точность предсказаний была достаточно высокой, а в отношении статуса курения, артериального давления и вероятности неблагоприятных исходов сердечно-сосудистых заболеваний — умеренной. Такое исследование позволяет предположить, что глаза могут играть потенциально более важную роль — своеобразного «окна» организма для наблюдения за пациентами. Если такой подход удастся оценить и верифицировать проспективно, то в будущем станет возможным широкое

использование смартфонов для периодической самостоятельной проверки сетчатки глаза. Такой самоконтроль будет касаться течения артериальной гипертензии, сахарного диабета и их вероятных исходов, а также ранней диагностики и мониторинга возрастной макулярной дегенерации, диабетической ретинопатии, глаукомы, катаракты и даже выявления ранних признаков болезни Альцгеймера¹⁹. Эти изображения можно будет использовать также для определения рефракции глаза и коррекции зрения. Люди не любят, когда им закапывают в глаза капли для расширения зрачка, что может стать ограничением для массового использования смартфонов в самостоятельном исследовании глазного дна. Но, возможно, эту трудность удастся обойти при помощи инфракрасного излучения. Сочетание низкой стоимости, легкого (неинвазивного) получения изображений и информативности данных сможет преобразить диагностику.

Существует также возможность помочь детям сохранить зрение посредством ИИ. Это, например, касается весьма тяжелого заболевания: ретинопатии недоношенных. Это поражение встречается у двух из трех недоношенных детей с весом при рождении меньше 1250 г. Это заболевание часто пропускают: такой серьезный диагноз могут поставить только детские офтальмологи, а обследование в отделении интенсивной терапии новорожденных, осуществляемое неонатологами, оказывается субъективным и неполным. Очень важно добиться улучшения в этой области: да, ретинопатия недоношенных — ведущая причина слепоты в детском возрасте, но это поражение поддается лечению. Алгоритмы глубокого обучения доказали свою исключительно высокую точность в диагностике этого заболевания: машины ставят диагноз «ретинопатия недоношенных» с большей надежностью, чем специалисты-офтальмологи, что было показано в ретроспективном исследовании на материале 6 000 изображений²⁰.

Еще одно детское заболевание, в диагностике которого может помочь искусственный интеллект, — это врожденная катаракта, которую обычно диагностируют и лечат в специализированных центрах²¹. Врожденная катаракта — это намного более сложное поражение, чем типичная старческая катаракта: оно труднее и для диагностики на основании анализа изображений хрусталика, и для принятия оптимального решения относительно хирургического лечения. Как и в диагностике диабетической ретинопатии, интенсивность падающего света, угол освещения и разрешение снимка варьируют при использовании разных машин и при выполнении исследования разными врачами, что создает дополнительные диагностические трудности. В исследовании, выполненном в Китае, для обучения глубокой сети под названием CC-Cruiser были использованы просмотренные офтальмологами изображения 886 пациентов. 410 изображений глаз детей, страдающих врожденной катарактой, и 476 изображений здоровых глаз были обработаны семислойной сверточной нейронной сетью на базе ImageNet, проанализировавшей 4096 признаков. В ходе многоцентрового клинического исследования, проведенного в Китае, нейронная сеть проспективно поставила правильный диагноз практически всем больным этим редким заболеванием (кроме одного из 57) и приняла адекватное решение относительно лечения. Схожие результаты были получены и в облачной платформе при проведении дополнительного исследования, основанного на веб-данных. Эти результаты подкрепляют утверждения о том, что алгоритм может выполнять работу квалифицированного офтальмолога. Если смотреть шире, такие достижения, касающиеся редких заболеваний, весьма заметны, и это внушает надежду, что алгоритмы глубокого обучения можно использовать и вне специализированных консультативных и лечебных центров. Помимо большей доступности, глобальное объединение хранилищ этих данных может оказаться полезным в плане

улучшения качества работы алгоритмов ИИ при врожденной катаракте.

Кардиология

Кардиология подразделяется на множество более узких специальностей: общая кардиология, интервенционная кардиология (ею занимаются «водопроводчики» — они восстанавливают проходимость артерий), электрофизиология («электрики» занимаются диагностикой и лечением нарушений ритма). Кроме того, есть специалисты по визуализации (те же радиологи), а также специалисты по сердечной недостаточности. Итак, в кардиологии нет какой-то единой специальности, но есть два метода — электрокардиография (ЭКГ) и эхокардиография (ЭхоКГ), — на которых зиждется работа всех перечисленных специалистов.

Машины читают ЭКГ уже на протяжении нескольких десятков лет. ЭКГ обычно снимают, используя 12 отведений, из которых в шести регистрируют изменения направления и величины векторов электрической активности сердца (в классическом варианте электроды для регистрации этих отведений накладывают на каждую из четырех конечностей), а в остальных электроды накладывают непосредственно на грудную клетку — в шести стандартных положениях. Автоматические системы были впервые применены для анализа ЭКГ в 1970-х, а в 1980-х стали уже рутинной, так что это можно считать первым случаем применения искусственного интеллекта в медицине. Но, конечно, по сегодняшним меркам это был никакой не ИИ. Собственно, мы тогда еще и слыхом не слыхивали об искусственном интеллекте. Говорили просто о расшифровке ЭКГ «с помощью компьютера».

Когда, учась на медицинском факультете, я в 1981 г. проходил субординатуру по кардиологии в Калифорнийском университете в Сан-Франциско, меня направили к Мелвину Шейнману,

электрофизиологу, который ежедневно расшифровывал стопку из 40–50 электрокардиограмм, лежавших в проволочной корзине для бумаг. На каждой электрокардиограмме был напечатан компьютерный диагноз. Я должен был расшифровывать ЭКГ без подсказок, но было трудно удержаться и не подглядеть, что же сказала машина. Особенно забавно было находить ошибки, которые попадались довольно часто. Да и сегодня машины делают много ошибок при интерпретации ЭКГ — в электрокардиографии используют не самые «умные» алгоритмы искусственного интеллекта. Эти алгоритмы необучаемые — все они эвристические и основаны на статичных правилах различения паттернов. Алгоритмы интерпретации ЭКГ были испытаны в 1991 г. в рамках крупного международного исследования. Точность интерпретации равнялась в среднем 69%²². Те же алгоритмы используются в большинстве госпиталей и клиник США и в наши дни.

Но все же удивительно, как мало было сделано при помощи современных инструментов искусственного интеллекта для улучшения автоматического анализа ЭКГ. Нейронная сеть, разработанная в 1997 г. для диагностики острого инфаркта миокарда, имела один входной слой, один скрытый слой из 15 нейронов и один выходной слой²³. Добавление дополнительных нейронов в скрытый слой позволило улучшить точность интерпретации²⁴. Но один скрытый слой — это еще не глубокая сеть. Принцип работы этой нейросети, как и всех других, более ранних инструментов машины для анализа ЭКГ в 12 отведениях, тоже был основан на определенных правилах. Что же в сухом остатке? При 300 млн ЭКГ, регистрируемых в год, за 40 лет должны были накопиться десятки миллиардов интерпретаций, которые были осуществлены алгоритмами, основанными на правилах. Те же алгоритмы используются для интерпретации ЭКГ в 12 отведениях при стресс-тесте на беговой дорожке. Судя по всему, компании, приобретающие аппараты ЭКГ, не

заинтересованы (во всяком случае пока не заинтересованы) в повышении точности машинной диагностики, оставляя за человеком ведущую роль именно в той отрасли медицины, где искусственный интеллект был применен впервые. Это одна из причин того, что я до сих пор люблю расшифровывать ЭКГ вместе со студентами-практикантами: пусть даже не думают доверять машинным интерпретациям.

Учитывая недавнюю разработку — алгоритм для глубоких нейронных сетей, который достаточно точно диагностирует острый инфаркт миокарда (чувствительность 93%, специфичность 90%) по снятой в 12 отведениях ЭКГ, — мы можем рассчитывать, что настает конец стагнации, связанной с машинной интерпретацией ЭКГ, основанной на правилах²⁵. В противоположность ЭКГ в 12 отведениях, наметился прогресс в диагностике нарушений сердечного ритма через единственное отведение с использованием подходов современного глубокого обучения. Это стало возможным в связи с усовершенствованием систем длительной регистрации сердечного ритма. Стандартным инструментом остается холтеровский монитор, изобретенный Норманом Холтером в 1949 г., хотя его ношение связано с необходимостью крепить к коже многочисленные электроды, соединенные проволокой с регистратором. Выше я описал небольшой электрод с аппаратом (iRhythm Zio), который крепится к коже пластырем и служит для диагностики нарушений сердечного ритма. Регистрировать кардиограмму с помощью этого аппарата можно в течение 10–14 дней, причем аппарат не мешает заниматься повседневными делами и принимать душ. Усовершенствованная технология позволила iRhythm создать массив данных, в 500 раз превышающий по объему количество данных, которые использовались раньше во всех без исключения аппаратах для оценки сердечного ритма. Группа из Стэнфордского университета под руководством Эндрю Ына использовала сверточную нейронную сеть из 34 слоев для анализа

30-секундных отрезков ЭКГ, зарегистрированных у 29 163 пациентов (всего 64 121 отрезок), причем критерии истинности были определены квалифицированными специалистами по расшифровке электрокардиограмм²⁶. После этого было проведено тестирование на 336 записях ЭКГ 328 пациентов, и результаты алгоритма сравнили с результатами расшифровки шестью квалифицированными специалистами (еще трое были привлечены для сравнения данных с заранее известными эталонами). Всего было распознано 12 типов нарушения ритма, включая фибрилляцию предсердий и блокады, а также нормальный синусовый ритм. В этом ретроспективном исследовании алгоритм справился с задачей в большинстве категорий аритмий лучше, чем шесть кардиологов. Однако ошибки допускали как машины, так и люди. Совокупная предсказательная ценность и тех и других составила около 70–80%.

Особенно важна диагностика фибрилляции предсердий. Это довольно обычное явление — 30% людей рискуют столкнуться с этим нарушением в течение жизни. К тому же часто мерцательная аритмия протекает бессимптомно, но при этом является важным фактором риска инсульта. В конце 2017 г. FDA одобрило систему, разработанную компанией AliveCor, которая представляет собой датчик, встроенный в наручные часы и снабженный глубоким обучающим алгоритмом для диагностики фибрилляции предсердий. Одноэлектродный сенсор для регистрации ЭКГ в одном отведении соединен с часами Apple Watch и непрерывно регистрирует и оценивает сердечный ритм. Пользователь может снимать ЭКГ отрезками по 30 секунд, просто приложив подушечку большого пальца к браслету часов. Анализ ЭКГ производится по такому же алгоритму, как и у смартфона с датчиком (его применяют уже более пяти лет). AliveCor также поставила себе на службу акселерометр, который отслеживает перемещение пациента и идентифицирует нарушения ритма в

тех случаях, когда частота сердечных сокращений перестает соответствовать физической нагрузке. Обученная без учителя нейронная сеть включается каждые пять секунд и прогнозирует соотношение между индивидуальной частотой сердечных сокращений и физической активностью. Нелинейная зависимость является свидетельством рассогласования, и прибор советует пользователю снять ЭКГ именно в тот промежуток времени, когда потенциально может возникнуть аритмия. В отличие от всех других технологий, которые мы с вами рассматривали до сих пор, это приспособление предназначено для пациентов, а не для врачей: в конце концов, оно предусматривает регистрацию физической активности пациента в реальном мире, а не в кабинете врача. Эти отрезки ЭКГ можно записать, сохранить и отправить кардиологу (или любому другому врачу), что может оказаться весьма полезным для установления верного диагноза.

Возможным несоответствием по времени (когда регистрируется ЭКГ и когда имеет место рассогласование между ЧСС и уровнем физической активности) объясняются все трудности, связанные с такими технологиями. Над созданием смарт-часов для диагностики нарушений сердечного ритма работала и другая компания — Cardiogram. Более 6 000 человек в течение девяти недель (в среднем) носили часы Apple со встроенным в них приложением на базе алгоритма глубокого машинного обучения DeerpHeart, но точность диагностики фибрилляции предсердий оказалась весьма низкой: чувствительность и специфичность были равны 67%²⁷.

Другая важная технология, используемая всеми специалистами-кардиологами, это эхокардиография. Этот метод предназначен для определения формы и функций внутрисердечных структур. Движения сердца вкупе с необходимостью точного описания ключевых эхогенных структур, таких как эндокард (внутренний слой, выстилающий

полость сердца), делают затруднительным полный автоматизированный анализ, однако все же предпринимаются попытки применения ИИ для обработки результатов эхокардиографического исследования. Этим занимаются в Калифорнийском университете в Беркли и в британской компании Ultromics на базе Оксфордского университета²⁸. Группа из Беркли опубликовала отчет о первом применении глубокой нейронной сети в эхокардиографии и о сравнении результатов работы машины с интерпретациями, сделанными специалистами высшей категории из Университета Сан-Франциско. Это ретроспективное исследование было небольшим по объему, проанализированы были изображения, полученные при исследовании всего нескольких сотен пациентов, но точность тем не менее оказалась достаточно высокой: алгоритм сумел «разглядеть» более 90% информации, считанной кардиологами²⁹. Компания Ultromics больше сосредоточена на интерпретации стресс-эхокардиографического исследования: сравниваются эхокардиограммы, зарегистрированные в покое (перед выполнением упражнения) и на пике физической нагрузки. На своем веб-сайте компания утверждает, что точность в диагностике ишемической болезни сердца достигает 90%, однако подтверждающие это данные до сих пор не опубликованы³⁰. Компания-стартап под названием Butterfly Network, производящая ультразвуковые приложения для смартфонов, использовала искусственный интеллект для определения положения ультразвукового зонда и фиксации результирующего изображения: ИИ при помощи алгоритма глубокого обучения предлагает скорректировать положение зонда. Учитывая огромную роль эхокардиографии в диагностике и лечении сердечных заболеваний, необходимо очень внимательно относиться к внедрению и обучению искусственного интеллекта для автоматизированной интерпретации данных ЭхоКГ. Быстрый и точный машинный анализ пригодился бы многим врачам: не

все умеют читать эхокардиограммы, а в мире есть места, где таких специалистов нет вообще.

В настоящее время разрабатываются и другие инструменты для кардиологии. Компании Arterys и NVIDIA заняты созданием алгоритмов для интерпретации МРТ сердца. Предполагается увеличить скорость анализа и повысить его точность³¹. Правда, в отличие от ЭКГ и эхокардиографии, МРТ редко применяют в клинической кардиологии. Но вопрос не только в медицинской визуализации: даже обычные электронные записи о кардиологических заболеваниях становятся объектом алгоритмического анализа для прогнозирования риска сердечно-сосудистых заболеваний. Ноттингемская группа использовала электронные записи 380 000 пациентов, выделив из них когорты из 295 000 человек для обучения и из 83 000 человек для валидации³². Четыре отдельных алгоритма, включая алгоритм на основе нейронной сети, превзошли стандарты, используемые Американским кардиологическим колледжем и Американской кардиологической ассоциацией для прогнозирования десятилетнего риска развития сердечно-сосудистых заболеваний. Это явное преимущество было достигнуто отчасти за счет включения в алгоритмы машинного обучения данных о социально-экономическом положении пациента и его этническом происхождении. Аналогичным образом вместо классической Фрамингемской шкалы риска (ФШР), которая уже несколько десятков лет используется для предсказания кардиологической заболеваемости, группа ученых из Бостонского университета использовала машинную алгоритмическую обработку электронных записей, получив в результате 80%-ную точность прогнозирования риска. Сравним эту цифру с 56% точности по Фрамингемским критериям — это все равно что подбрасывать монету³³.

Онкология

Когда компьютер IBM Watson направили «на работу» в здравоохранение, никто не удивился тому, что во главе списка интересующих IBM областей медицины оказалась онкология. Если учесть все существующие на сегодня методы индивидуальной диагностики злокачественных опухолей, то окажется, что нигде в медицине не собирают столько данных в ходе ультрасовременной диагностики и лечения. Мы знаем, что каждый случай рака уникален, а охарактеризовать его можно на множестве уровней. Методы диагностики включают секвенирование ДНК пациента, секвенирование ДНК клеток опухоли, секвенирование РНК клеток опухоли, секвенирование опухолевой ДНК, циркулирующей в плазме крови (метод известен под названием жидкостной биопсии), определение иммунологического статуса пациента и опухоли, а также (в перспективе) выращивание раковых клеток в чашке Петри, а затем испытание эффективности противораковых препаратов на этом так называемом органоиде. В последнее время диапазон исследований был расширен за счет анализа живых злокачественных клеток, которые выделяют посредством промывания в случаях рака молочной железы или предстательной железы, а затем анализируют с помощью искусственного интеллекта для прогнозирования риска рецидива после операции³⁴. Это уникальный этап в истории диагностики рака, которая до сих пор зиждилась на фиксации и микроскопии блоков опухолевой ткани в формалине (такая ткань, безусловно, становится «мертвой»). Многие из этих биологических слоев данных могут и должны оцениваться последовательно — во время лечения, во время наблюдения и в случае рецидива. Если добавить сюда данные визуализации, то получится, что у нас терабайты информации о каждом больном и о течении его онкологического заболевания. И это не только пресловутые

«большие данные» по каждому пациенту: с раковыми заболеваниями живут более 15 млн американцев, и с каждым случаем связана масса демографической информации, а также информации о лечении и его текущих результатах³⁵. Специалисты считают, что для оптимизации результатов лечения потребуются комбинированные методы, которые включают, например, применение средств, нацеленных на специфические геномные мутации опухоли, а также средств, повышающих иммунитет пациента. Количество их возможных сочетаний и комбинаций так велико, что способно вызвать смятение человеческого разума. В последнее время часто сообщается об успешном применении двух иммунотерапевтических подходов, и теперь класс соответствующих лекарств пополнился средствами, способными изменять свойства Т-клеток пациента. Одним словом, мир онкологии удивительно сложен и полон трудностей — как для опытных клиницистов, так и для специалистов по вычислительной биологии и искусственному интеллекту.

Что касается рака молочной железы, то усилия по применению искусственного интеллекта для интерпретации гистологических препаратов и медицинских изображений я описал в главе 6. Одно исследование, проведенное в Методистской больнице Хьюстона, показало, что применение искусственного интеллекта значительно ускоряет интерпретацию данных маммографии³⁶. В рамках другого исследования, выполненного в Бостоне, машинное обучение позволило проанализировать данные биопсии и прийти к выводу, что в 30% случаев из 1 000 больных операции можно было избежать³⁷. Но все эти задачи не идут ни в какое сравнение по сложности с тем, что предстоит сделать в онкологии искусственному интеллекту: упорядочить разрозненные массивы данных и улучшить клинические результаты.

В Центре М. Д. Андерсона, одном из ведущих онкологических центров США, старт IBM Watson был несколько неудачным — но

это был всего лишь один из более чем 50 госпиталей на пяти континентах, которые воспользовались возможностями Watson в онкологии³⁸. Благодаря сотрудничеству с Комплексным онкологическим центром Линебергера при Университете Северной Каролины ученые IBM смогли опубликовать свою первую рецензированную статью. Через год после того, как создатели Watson рассказали о достигнутых результатах в телешоу «60 минут» (в рубрике под названием «Искусственный интеллект меняет правила игры»³⁹), они представили подробные данные по 1018 онкологическим больным, ранее обследованным специалистами по молекулярной биологии опухолей Университета Северной Каролины, чьи записи были проанализированы при помощи Watson⁴⁰. Система обнаружила 323 пациента с так называемым «действующим раком», это означает, что у них были проигнорированные специалистами UNC мутации опухолевых генов, подходящие для испытаний лекарственных препаратов. Этот автоматический анализ занимал три минуты (на каждого больного), что само по себе, конечно, поразительно, но все же команда, создавшая Watson, не избежала и преувеличений в своем отчете: «Специалисты лаборатории молекулярной биологии опухолей, вооруженные методами когнитивных вычислений, потенциально способны улучшить качество работы с пациентами, если возьмут на вооружение быстрый и комплексный подход к анализу данных и всерьез рассмотрят перспективу вполне доступных в наше время масштабных клинических испытаний»⁴¹. Хотя на самом деле это не является «когнитивными вычислениями», то есть не имеет отношения к термину, так обожаемому в IBM, поскольку он, по мнению специалиста компании Ашока Кумара, «позволяет выйти за пределы машинного и глубокого обучения»⁴². Думаю, это просто смешно: Watson всего лишь осуществил автоматическую, а не «ручную» оценку, сопоставив мутации в геноме пациентов с

результатами клинических испытаний. Не было ни глубинных скрытых слоев, ни собственно глубокого обучения. Этот результат привел Кори Доктороу, писателя-фантаста и вдумчивого ИТ-гуру, к выводу, что «Watson в онкологии — это не искусственный интеллект, воюющий с раком, это непроверенный и толком не испытанный "механический турок"»⁴³. Поясню для тех, кому внове этот термин: Доктороу имел в виду имитацию механического шахматиста — или, как он сам уточнил, «управляемую человеком машину, замаскированную под искусственный интеллект», — которая стала притчей во языцех в XVIII веке. Позже мы узнали, что инструкции «искусственного интеллекта» Watson, которые временами отклонялись от общепринятых медицинских правил, да и просто содержали немало ошибочных и даже опасных рекомендаций, были составлены на основе мнений ограниченного числа специалистов из Мемориального онкологического центра имени Слоуна-Кеттеринга⁴⁴.

Я уже начал подозревать, что мы идем куда-то не туда. Но потом совершенно случайно узнал о Tempus Labs — компании по работе с онкологическими заболеваниями, учрежденной в 2015 г. Эриком Лефкофски, основателем компании Groupm. Тогда мне и в голову бы не пришло увязывать купоны Groupm с будущим онкологии. Однако после того, как у жены Лефкофски в 2014 г. был обнаружен рак молочной железы, он вдруг понял, что не существует ни клинических, ни научных учреждений, которые могли бы существенно улучшить положение в этой сфере. Лефкофски тогда сказал: «Меня поразило, как мало данных, на которых основывается лечение. Стало очевидно, что единственный способ двинуть вперед прецизионную медицину — разобраться с инфраструктурой данных по раку»⁴⁵. Мультимиллиардер Лефкофски решил вступить в игру.

У Лефкофски нет никакой научной подготовки, но вы бы этого не заподозрили, если бы хоть немного с ним пообщались. Я

посетил его компанию осенью 2017 г., и Лефкофски устроил мне небольшую экскурсию. Уезжал я с убеждением, что увидел первую компанию, взявшую на вооружение прогрессивный и комплексный подход к проблеме рака. Здания, в которых расположены Tempus Labs и Groupm, имеют общую площадь более 111 000 кв. м (бывший универмаг Montgomery Ward в центре Чикаго), что впечатляет уже само по себе. Бывшее складское помещение было теперь заполнено бесчисленным множеством молодых ученых, которые, сидя за огромными компьютерными мониторами, анализировали неструктурированные врачебные записи. Лефкофски сказал, что у него уже более сотни талантливых специалистов по искусственному интеллекту и у него нет никаких проблем с привлечением лучших кадров. Во время этой импровизированной экскурсии я видел новейшие аппараты фирм Illumina HiSeq и NovaSeq для секвенирования, помещение для выращивания органоидных культур раковых клеток, большое помещение для обучения машин анализу медицинских снимков и гистологических препаратов, а также специальный диагностический кабинет, где работали с изображениями, сильно увеличивая их при сохранении изумительного разрешения. Здесь можно было интерпретировать препараты лучше, чем под объективом микроскопа, прищурившись. На момент моего визита в Tempus Labs там были собраны данные более чем об 11 000 пациентов объемом около 2,5 петабайт. Благодаря облачной платформе, кластерным системам вычисления, обработке на основе естественного языка и возможностям искусственного интеллекта была создана инфраструктура, пригодная для построения «крупнейшей в мире библиотеки молекулярных и клинических данных, а также систем для обеспечения доступности этих данных и возможности ими пользоваться»⁴⁶.

Компания Tempus Labs ныне сотрудничает с более чем 40 центрами Национального института рака в США, выполняет ряд

важных исследований, включая работы из вышеприведенного списка — от секвенирования до выращивания культур раковых клеток. Помимо полного обследования пациентов, Tempus Labs создает копии своих данных (это своего рода «цифровые близнецы») через 2–3 недели после получения образцов или проб. Эта информация включает сведения о лечении и его результатах, а потом она обобщается на материале анонимных пациентов и согласовывается с демографической и биологической информацией. Здесь также используется искусственный интеллект при передовом анализе последовательности нуклеотидов ДНК методом ближайших соседей (k Nearest Neighbors, или kNN).

В самом общем смысле это модель на базе глубокого фенотипирования и глубокой аналитики: она призвана помочь онкологам принимать решения, основанные на достоверных данных. Пока, конечно, рано говорить, чего сможет добиться Tempus Labs, но уже можно сказать, что за два года компания смогла сделать больше, чем IBM Watson сделал за пять лет, особенно если сравнить порядок материальных и прочих затрат обеих компаний. Когда я спросил Лефкофски, почему представители медицинского сообщества так мало знают о его компании, а она сама держится в тени, он ответил, что не хочет разделить судьбу Theranos. Компания работает в условиях полной прозрачности и намерена публиковать материалы только в рецензируемых изданиях. Это весьма похвально.[\[20\]](#).

Но на свете есть не только IBM Watson и Tempus Labs — другие компании тоже работают над продвижением ИИ и интегрированием мультимодальных данных как в диагностику, так и в лечение онкологических заболеваний. Одна из них — SOPHiA GENETICS со штаб-квартирой в Швейцарии. Ее данными уже пользуются более 400 учреждений в 55 странах. Компания сводит воедино данные клинических, молекулярных и визуальных исследований в помощь онкологам⁴⁷.

Есть еще одно узкое место в онкологии, где было бы уместно вмешательство искусственного интеллекта, — онкогастроэнтерология. Точная дифференциальная диагностика полипов и рака толстого кишечника — намного более трудная задача, чем принято считать⁴⁸. Многочисленные исследования показывают, что эти поражения не диагностируются у 20%, причем этот процент, согласно некоторым данным, может быть даже выше. Особенно часто их пропускают, когда они плоские, небольших размеров или имеют определенную локализацию. Человеческий глаз, даже такой изощренный, как глаз опытного онкогастроэнтеролога, может быть недостаточно зорким в сравнении с возможностями компьютерных оптических систем, как это показало исследование среди пациентов с небольшими по размерам полипами, проведенное с помощью компьютеров⁴⁹. Недавно в рамках исследования возможностей глубокого обучения была выдвинута идея применения ИИ для выявления таких поражений: было использовано 300 признаков, распознанных на изображениях, которые были получены во время 30 000 процедур колоноскопии и увеличены в 500 раз. Полученный алгоритм применили в исследовании 250 пациентов с 306 полипами⁵⁰. Точность, равная 86%, представляется многообещающей в сравнении с данными, которые приводятся в медицинской литературе. В первом проспективном исследовании результатов колоноскопии с обработкой изображений методами ИИ в режиме реального времени были получены весьма обнадеживающие результаты в плане точности диагностики мелких полипов⁵¹. Применение такого большого увеличения и машинного распознавания паттернов позволяет предполагать, что со временем такая технология станет весьма полезным дополнением к скрининговому исследованию на предмет раннего выявления рака.

Хирургия

Весь наш здравый смысл восстает против предположения, будто искусственный интеллект способен хоть сколько-нибудь всерьез повлиять на руки и навыки хирургов. Операция как процесс, пожалуй, наиболее концептуально далека от простого «ввода данных» (например, изучения рентгеновского изображения или гистологического микропрепарата). Однако хирурги уже два десятка лет используют при выполнении операций роботов — прежде всего систему Da Vinci компании Intuitive Surgical, основанную на принципах искусственного интеллекта⁵². И хотя имеющиеся на сегодня данные рандомизированных исследований указывают, что использование роботов не улучшает результаты хирургических вмешательств в сравнении с обычным способом проведения операций, в 2016 г. более 4 000 таких роботов во всем мире помогли сделать 750 000 операций⁵³. И все же это меньше 10% от 8 млн хирургических вмешательств, выполняемых ежегодно в мире. К недавним попыткам расширить участие роботов в хирургии можно отнести создание британской компанией Cambridge Medical Robotics робота по имени Versius с манипуляторами, похожими на человеческие руки⁵⁴. Есть и другие компании-стартапы, представившие новые роботы, — например, машина от Medical Microinstruments отличается миниатюрными запястными шарнирами и не нуждается в консоли управления (что делает ее пригодной для микрохирургии), а также машина от Auris Health, которая была одобрена FDA в 2018 г. В последнем случае речь идет о роботе, выполняющем функцию эндоскопа⁵⁵. Этот робот вводят в трахею через рот и используют для взятия биопсии легочной ткани под контролем компьютерного зрения. Компания Medtronic приобрела немецкую робототехническую компанию, производящую тактильные датчики, что придает манипулятору почти человеческую способность к осязанию. Уже существуют

роботы, способные наложить ряд швов без участия человека, а также системы, выявляющие и удаляющие мертвые или опухолевые ткани. Недавний прогресс в создании роботов, оснащенных тактильными датчиками (и предназначенных не для решения хирургических задач) позволяет предположить, что в скором времени роботы будут принимать более активное участие в операциях⁵⁶. В ходе небольшого рандомизированного клинического исследования первых микрохирургических офтальмологических вмешательств, проведенных с помощью робототехники, были получены обнадеживающие данные в плане улучшения результатов этих весьма тонких операций⁵⁷.

Все эти компании совершенствуют роботов, которым органически необходима поддержка ИИ, но пока только Verb Surgical, совместному предприятию Google и Johnson & Johnson, учрежденному в 2015 г., удалось намного глубже внедрить искусственный интеллект в хирургию. Все роботы Verb Surgical объединены между собой через интернет, регистрируют данные каждой процедуры и используют машинное обучение для определения наилучшей хирургической тактики⁵⁸. Концепция Verb Surgical, названная Surgery 4.0, заключается в следующем: хирурги, подключаясь к облачным платформам, могут мгновенно обмениваться опытом, что обеспечивает неограниченный доступ к данным и значительно демократизирует хирургическую практику. В частности, машинное обучение, основанное на интраоперационных изображениях, а также на всех существенных данных о каждом пациенте, помогает совершенствовать хирургические методики и улучшать результаты. Например, такой подход позволяет определить важнейшие этапы пред- и послеоперационного периода, позволяющие избежать серьезных осложнений, часто встречающихся после простатэктомии, — эректильной дисфункции и недержания мочи. Кроме того, появляется возможность интегрировать виртуальную реальность и 3D-

видеомикроскопию для обеспечения высококачественной визуализации анатомических структур во время операции.

Итак, даже если эта картинка — ИИ заменяет живого хирурга — не помещается у вас в голове, в реальности это кажется все более и более возможным. Когда группа ученых из Оксфордского и Йельского университетов провела опрос, предложив спрогнозировать, когда искусственный интеллект превзойдет людей в самых разных областях (см. рис. 7.3), участники сошлись во мнении, что в хирургии это произойдет через 30 лет, то есть займет в два раза больше времени, чем замена продавцов в розничной торговле, но намного меньше 85 лет, которые потребуются для замены самих специалистов по искусственному интеллекту. Во всяком случае, авторы видят ситуацию именно так⁵⁹.

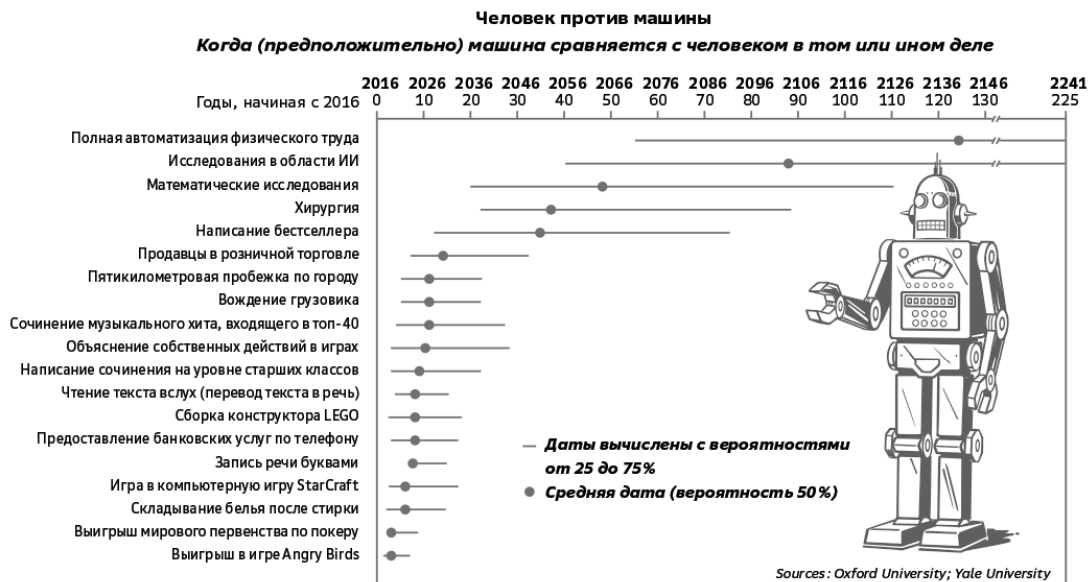


Рис. 7.3. Расчетные даты, когда машины сравниваются с людьми в качестве выполнения различных задач. Обратите внимание на соответствующие даты для хирургов и специалистов по искусственному интеллекту, а также на то, что это исследование проводилось среди ИТ-специалистов. Источник: с изменениями из: K. Grace et al., *When Will AI Exceed Human Performance? Evidence from AI Experts*, arXiv (2017): <http://arxiv.org/abs/170508807>; *The World in 2017*, *The Economist*.

Другие медицинские специальности

В конечном счете эта тенденция не минует ни одну из клинических специальностей. Мы уже видели, как неврологи стали быстрее диагностировать инсульты с помощью ИИ, анализирующего изображения головного мозга и отправляющего текстовые трактовки на смартфоны врачей⁶⁰. Применение глубокой нейронной сети, обученной на материале 37 000 КТ головного мозга для выявления пациентов, нуждающихся в экстренной помощи, продемонстрировало заметный потенциал экономии времени (машина работает в 150 раз быстрее человека: алгоритм интерпретирует изображение в среднем за 1,2 секунды, а рентгенолог — за 177 секунд), но точность диагностики оказалась неприемлемо низкой (AUC = 0,56 для порогового скрининга)⁶¹. Мы не можем пожертвовать точностью ради скорости, но благодаря машине был улучшен по крайней мере один параметр. Подобно исследованию, проведенному в Мурфилдской офтальмологической клинике в отношении машинной интерпретации данных оптической когерентной томографии, это исследование указывает на потенциал ИИ для выявления экстренных клинических случаев⁶². В настоящее время искусственный интеллект может решать лишь узкоспециальные задачи, но эти два отчета показывают, что машина способна выйти за рамки одного-единственного клинического диагноза и отбирать для экстренного осмотра больных с десятками возможных заболеваний. Мы последовательно рассмотрим возможности применения искусственного интеллекта в других клинических дисциплинах. Но есть группа медицинских работников, в роли которых я совершенно не представляю машины с искусственным интеллектом: это медицинские сестры, живые люди, занимающиеся уходом непосредственно за пациентами. Робот-«медбрат» Таг, который работает во многих госпиталях и

разносит еду и таблетки, не представляет для «живых» медицинских сестер ни малейшей угрозы — он им не конкурент⁶³. Нет, я вовсе не утверждаю, что у ИИ нет шансов как-то помочь медсестрам в их работе. Например, оптические системы, соединенные с системами искусственного интеллекта, могут следить за пациентами отделений интенсивной терапии и сигнализировать, если кто-то собирается выдернуть из трахеи интубационную трубку (неудобное, но важное устройство, помогающее пациентам дышать). Такое происходит нередко, что создает угрозу жизни пациента. Машинный анализ параметров жизнедеятельности, интегрированный с информацией о текущих изменениях лабораторных и инструментальных данных, тоже способен предупредить медсестер, что надвигается беда. Другие, более совершенные роботы, снабженные улучшенными вариантами систем искусственного интеллекта, будут способны измерять и отслеживать жизненно важные показатели. Так же, как и в случае с врачами, появятся многочисленные инструменты, способные помочь медсестрам, которым все чаще приходится ориентироваться в больших массивах данных, касающихся их пациентов. Но ни одна из этих функций не будет касаться умения выслушать, понять и посочувствовать — а то и просто взять за руку страдающего больного или пациента, которому только что сообщили плохой диагноз. Не думаю, что алгоритмы глубокого обучения или роботы когда-нибудь сумеют воспроизвести суть человеческого взаимопонимания.

Однако искусственный интеллект может уменьшить потребность в медсестрах — как в больницах, так и в амбулаторных клиниках. Использование алгоритмов искусственного интеллекта для обработки данных удаленного наблюдения за пациентами на дому означает, что госпитали будут избавлены от необходимости держать на койке больных, нуждающихся только в наблюдении, сборе данных или контроле состояния (улучшение или ухудшение самочувствия, появление

или исчезновение симптомов). Само по себе это может привести к значительному сокращению численности больничного персонала. Такого же эффекта можно ожидать и от телемедицины, когда с ее помощью пациенты смогут частично отказаться от «реальных» посещений врачей.

Последняя тема, которую мы углубленно рассмотрим, — способность искусственного интеллекта изменить облик психиатрии. Трудно даже вообразить себе непомерную сложность оцифровки состояния человеческого сознания и разума, как и то, что это состояние можно свести к ряду упрощенных паттернов. Эта тема настолько важна и трудна, что нам придется посвятить ей отдельную главу, к которой мы сейчас и перейдем.

Психиатрия

Спустя 40 лет психиатрия становится скорее бездушной, чем безмозгой, и, возможно цифровое фенотипирование поможет маятнику качнуться в обратную сторону, к свежему и непредвзятому взгляду на поведение, познание и настроение.

Томас Инзель [\[21\]](#)

Каждый четверг по утрам я исполняю один неперенный ритуал: просматриваю свежий номер *The Economist*. Научный раздел журнала обычно охватывает две-три интересные темы, которые пользуются не слишком большой популярностью в других СМИ. В одной из самых интересных статей, встреченных мною в этом издании, говорилось о том, что люди предпочитают доверять свои самые сокровенные тайны машинам, а не другим людям (и в особенности врачам). И действительно, в той статье была ссылка на работу, опубликованную в журнале, о котором я вообще никогда не слышал, — *Computers in Human Behavior* («Компьютеры и человеческое поведение»). Подзаголовок сразу раскрывал суть статьи: «Порой виртуальный психиатр лучше настоящего»¹. Раньше это никогда не приходило мне в голову. Но исследование, на которое ссылался *The Economist*, несомненно, имеет большое значение в эпоху, когда на людей ложится

чудовищное психологическое бремя, а доступ к квалифицированной помощи ограничен.

Исследование, выполненное группой ученых под руководством Джонатана Грэтча, было частью инновационных виртуальных исследований человеческого организма в Институте креативных технологий в Лос-Анджелесе². Грэтч и его коллеги выбрали 239 человек при помощи «Крейгслиста» (сайта электронных объявлений craigslist.org). Они поставили единственное условие: кандидат должен быть в возрасте от 18 до 65 лет и иметь хорошее зрение. Отобранные участники проходили собеседование с аватаром женщины по имени Элли, которую они видели на телевизионном экране. Одной половине выборки сказали, что Элли — не человек, а другой половине — что аватар дистанционно управляется человеком. Элли задавала вопросы, которые становились все более личными и затрагивающими чувства, — например: «Вспомните, когда вы в последний раз были по-настоящему счастливы?»³ В процессе велась видеосъемка лиц испытуемых, а записи интервью отдали для анализа троим психологам, причем не указывалось, кому из испытуемых сказали, что они разговаривают с человеком, а кому — что с компьютером. Эти данные использовались для оценки выраженности страха, печали и других эмоциональных реакций испытуемых во время интервью, а также степени откровенности в ответах на вопросы.

По всем параметрам испытуемые вели себя более откровенно, когда считали, что контактируют с виртуальным, а не реальным собеседником. Двое участников, общавшихся с компьютером, хорошо это выразили. Первый заметил: «Это было намного лучше, чем говорить с человеком. Мне не очень комфортно обсуждать с другими людьми что-то личное». Второй же признался: «Человек всегда может осудить. Я рассказал много личного только потому, что это была машина»⁴.

Полученные данные представляют собой убедительные эмпирические доказательства предположения, выдвинутого еще в 1965 г., когда люди впервые открыли душу перед программой ELIZA, названной в честь Элизы Дулитл, героини пьесы Б. Шоу «Пигмалион» (заметьте, что имя Элли тоже содержит отсылку к этому персонажу). Эта старая компьютерная программа, созданная профессором Массачусетского технологического института Джозефом Вейценбаумом, была призвана имитировать психотерапевтический сеанс, задавая новые вопросы на основании ответов пациента на предыдущие⁵. Однако поиск доказательств, что это может работать с виртуальным человеком, занял несколько десятилетий. Исследование Грэтча и его коллег показало, что человеку легче открыть свои сокровенные тайны и мысли аватару, а не человеку. И действительно: на конференции по здравоохранению, организованной *The Wall Street Journal* в 2018 г., где присутствовал и я, среди участников был проведен опрос, в результате которого выяснилось, что в большинстве своем люди были бы не против (а возможно, и предпочли бы) делиться своими тайнами с машиной, а не с врачом. Сюда же отнесем и результат проведенного в Twitter опроса 2 000 человек, у которых поинтересовались: «Допустим, у вас возникла деликатная болезнь. У кого вы предпочтете попросить совета и помощи: 1) у вашего врача; 2) у врача и медсестры; 3) у робота?». С небольшим перевесом — 44% против 42% — «робот» победил «врача»⁶.

В исследовании Грэтча не участвовали люди с психиатрическими диагнозами, но в последние годы было создано много цифровых инструментов специально для страдающих психическими или эмоциональными расстройствами. Некоторые из таких инструментов связывали пользователей с незнакомыми им людьми. Стоит отметить, что сайт 7 Cups of Tea («Семь чашек чая»; теперь он называется просто «7 чашек», как и одноименное приложение), запущенный

в 2013 г., предоставляет бесплатный онлайн-чат с волонтером, специально обученным выслушивать жалобы. К 2017 г. 230 000 таких обученных «слушателей», говорящих на 140 языках, уже помогли 25 млн людей в 189 странах. Приблизительно половина запросов — от жителей США. Есть и другие примеры — у приложения Talkspace 0,5 млн пользователей, а в Великобритании Национальная служба здравоохранения запустила для изучения пилотную версию подобного же приложения, которое скачали более 1,2 млн жителей Лондона. Другие инструменты связывают людей с чат-ботами, в основе которых лежат принципы обработки естественного языка. В 2017 г. 8 млн человек в США беседовали с Cleverbot — только для того, чтобы иметь возможность с кем-то пообщаться, — и разработчики чат-бота предполагают, что к 2025 г. число его пользователей возрастет до 1 млрд⁷. В Китае Microsoft запустил чат-программу под названием Xiaoice, количество зарегистрированных пользователей которой очень быстро превысило 20 млн. В последнее время многие компании начали разработку чат-ботов для поддержки людей, страдающих душевными расстройствами. Пример такого высокотехнологичного приложения — Woebot: его разработку возглавляет Эндрю Ын. За первые несколько месяцев работы число пользователей приложения превысило общее число пациентов, обратившихся к психологам за последние 100 лет⁸.

До недавнего времени оценка человеческого поведения, настроения и мышления носила в целом субъективный характер и строилась на основании кратких посещений в «искусственных» клинических условиях медицинских учреждений. И даже в этом случае речь обычно шла о лечении ментальных расстройств, а не об их предупреждении. В табл. 8.1 перечислены некоторые способы (и их число неуклонно растет), посредством которых мы теперь можем собирать объективную информацию для того, чтобы глубже проанализировать фенотипические черты настроения и состояния психического здоровья. Термин

«цифровое фенотипирование» как бы подчеркивает, что каждый признак и каждая черта могут быть оцифрованы и представлены в виде набора числовых количественных данных. Большинство данных можно получать пассивно, через смартфон, причем пациент может продолжать жить повседневной жизнью. А если присоединить к смартфону датчики, то можно ненавязчиво получать значения многих физиологических параметров, зачастую непрерывно и в течение длительных промежутков времени. Это означает, что появилась возможность собрать большие массивы данных для обработки методами искусственного интеллекта. Том Инзель, бывший руководитель Национального института психического здоровья, говорил: «Могли кто-нибудь еще совсем недавно предположить, что революция в обработке естественного языка и в распознавании голоса и речи при помощи ИИ и смартфона сделает возможной раннюю и эффективную диагностику серьезных психиатрических расстройств?»⁹

Эти параметры можно приложить к целому ряду проблем. Ученые Университета Южной Каролины разработали программу, которая могла распознавать 74 акустических признака, включая тембр голоса, его колебания, высоту, громкость, дрожание и интонацию и на этом основании прогнозировать семейные разногласия на уровне квалифицированного психотерапевта или даже лучше¹⁰. Та же исследовательская группа впоследствии сравнила выводы экспертов на основании записей бесед с выводами машины на основании акустических данных. Алгоритмы машинного обучения, основанные на характеристиках голоса, не только улавливали больше значимой информации, чем специалисты, но также значительно лучше прогнозировали течение расстройств¹¹.

В одном небольшом исследовании с участием 34 молодых людей (средний возраст — 22 года) был предпринят «когерентный» анализ многих признаков речи, таких как длина

фраз, нечеткость речи, непоследовательность и специфика подбора слов, для прогнозирования риска перехода латентной шизофрении в явный психоз. По качеству прогнозирования машина превзошла клинических психиатров¹². Для разработки коммерческого инструмента, доступного для практикующих врачей первичного звена и способного диагностировать шизофрению, биполярное расстройство и депрессию, была создана компания NeuroLex Diagnostics. Прототип устройства работает при помощи голосового ассистента Alexa от Amazon¹³.

Полезным маркером могут быть даже особенности использования клавиатуры. В компании Mindstrong разделили эти особенности на 45 типов, включая скроллинг и время задержки между печатью пробела и печатью символа. В первом исследовании эти данные тесно коррелировали со стандартными оценками когнитивной функции и настроения (см. рис. 8.1). ИТ-специалисты Университета штата Иллинойс развили эту концепцию, связав алгоритмы машинного обучения с клавиатурой и снабдив ее акселерометром. Применив для пилотного исследования разработанный ими алгоритм под названием DeerMood, они смогли с высокой точностью прогнозировать депрессию, что доказывает возможность пассивного отслеживания настроения по специфике работы с клавиатурой¹⁴.

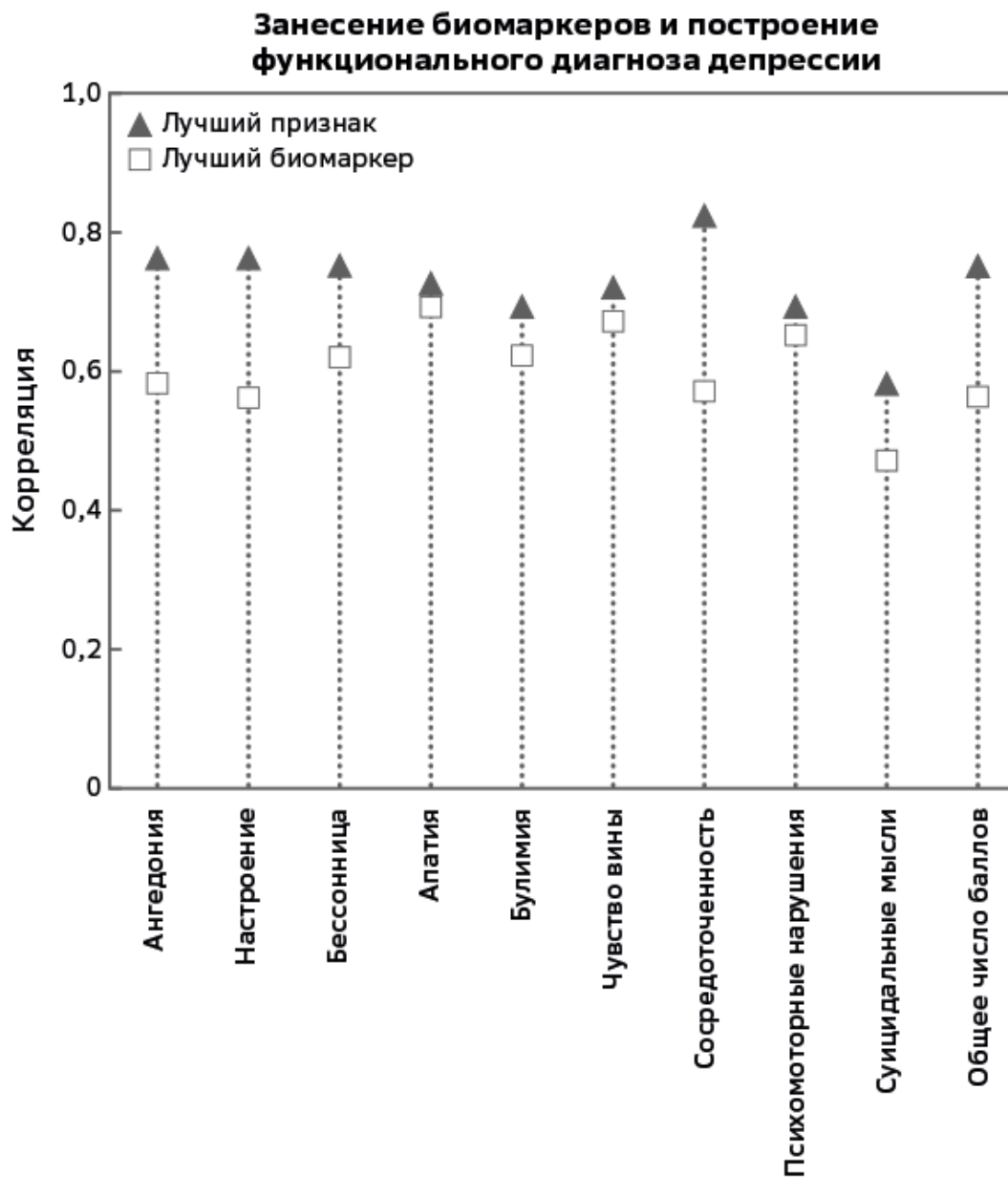


Рис. 8.1. Корреляция биомаркеров с чувствами, определяемыми программой Mindstrong на основании особенностей работы с клавиатурой. График представлен Томасом Инзелем на конференции DigMed в Ла-Холье (Калифорния) 5 октября 2017 г.

Некоторые компании уже проложили путь в клиническую практику психиатрии. Одна из них — Cogito: ее учредили мой добрый знакомый Алекс Пентленд (чаще его называют Сэнди), настоящий энциклопедист и профессор Массачусетского технологического института, и Джошуа Фист. Пентленд приложил

руку ко многим областям цифровой революции, особенно в вопросах безопасности и конфиденциальности. Кстати, по его словам, он «научился читать в психбольнице», где работала его бабушка, — об этом я узнал совсем недавно... В течение нескольких десятилетий лаборатория Сэнди Human Dynamics изучала «честные сигналы» — то, как мы неосознанно и невербально сообщаем правду о себе. К примерам таких честных сигналов можно отнести тон голоса, плавность речи, вовлеченность в беседу и энергичность: все это легко считывается, когда мы говорим. Cogito применила алгоритмы глубокого обучения и «честные сигналы» для создания приложения под названием Companion, которым пользуются психологи, медсестры и социальные работники, чтобы следить за состоянием душевного здоровья своих пациентов. Записывая и сохраняя дневниковые аудиозаписи, приложение может при анализе особенностей речи оценить состояние пациента, уловить признаки депрессии и изменения в настроении. Кроме того, приложение способно выполнять анализ разговоров в режиме реального времени, что уже используется компаниями медицинского страхования при обслуживании звонков клиентов¹⁵. Приложение Companion также используется в Министерстве по делам ветеранов США для слежения за душевным здоровьем находящихся в зоне риска ветеранов при помощи телефона — 24 часа в сутки, без перерывов и выходных¹⁶.

Информативны в этом отношении даже фотографии в Instagram. Эта социальная сеть используется более интенсивно, чем Twitter: каждый день в ней появляется более 100 млн новых постов, что опережает аналогичные показатели Facebook. В 2017 г. Эндрю Рис и Кристофер Данфорт использовали глубокое обучение для анализа размещенных в Instagram 43 950 фотографий 166 человек (заручившись при этом их согласием на цифровую обработку их данных), из которых у 71 в анамнезе была депрессия¹⁷. Для психологического осмысления были

учтены все мыслимые и немыслимые признаки и характеристики фотографий: есть на фотографии другие люди или нет; сделан снимок в помещении или на улице; какое время суток — день или ночь; цвет и яркость пикселей; комментарии и лайки под фотографиями; частота обновления постов и добавления фотографий. Фотографии из Instagram, позволявшие отличать страдающих депрессией людей от здоровых, можно использовать для диагностики депрессии еще до явных клинических проявлений, причем результаты анализа не коррелируют с самооценкой ментального состояния анализируемого человека. Примечательно, что такой признак, как использование фильтра Instagram для обесцвечивания фото, позволяет дифференцировать больных депрессией и здоровых людей с большей точностью, чем предполагалось (см. рис. 8.2). Точность машины в выявлении депрессии составила 70%, что явно не в пользу врачей общей практики: они ставят ложноположительные диагнозы депрессии более чем в 50% случаев¹⁸. Психиатры на этом фоне выглядят лучше, но многие и многие люди, страдающие депрессией, обращаются только к своим семейным докторам или вообще не ходят по врачам, не говоря уже о психиатрах.

Использование фильтров Instagram пользователями: разница между здоровыми и больными депрессией

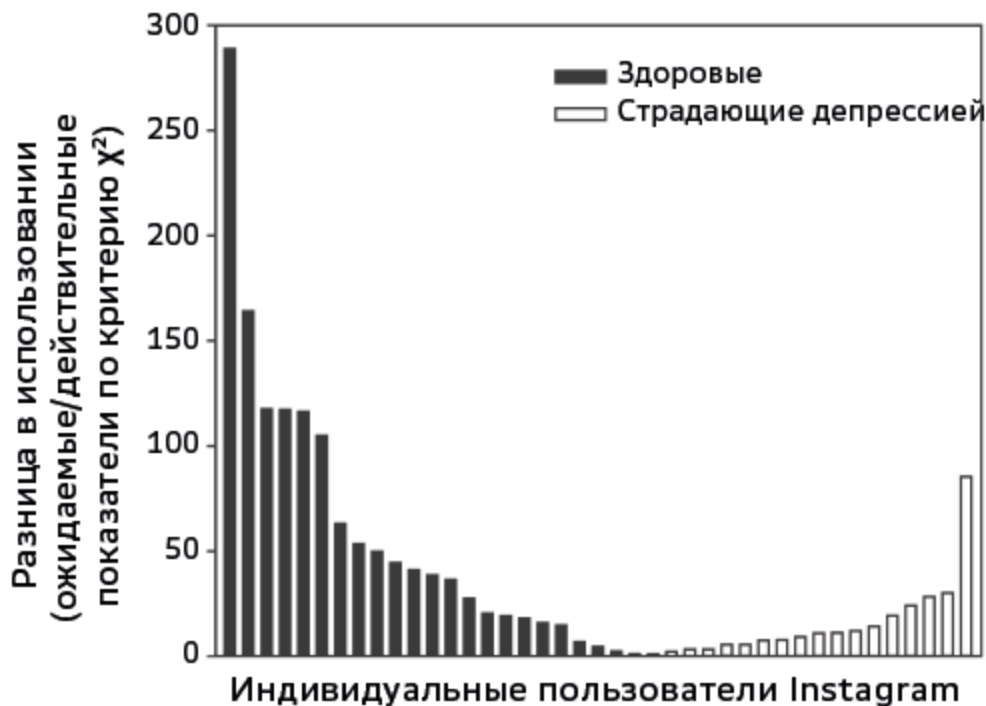


Рис. 8.2. Использование фильтров Instagram здоровыми и больными депрессией пользователями: столбики указывают разницу между наблюдаемой и ожидаемой частотой. Источник: с изменениями из: A. Reece and C. Danfortn, "Instagram Photos Reveal Predictive Markers of Depression," *EPJ Data Science* 6 (2017): 15.

Подобные подходы используются в настоящее время для исследования новых способов диагностики и лечения ряда психиатрических и эмоциональных расстройств, но важно соблюдать осторожность. Во-первых, надо помнить, что многие датчики не прошли валидацию на точность, поэтому, возможно, они измеряют не совсем то, что хотели измерять разработчики. Например, качество сна — очень важный показатель для ряда ментальных расстройств — часто оценивается с помощью браслетов или часов, которые всего лишь регистрируют движения человека во сне. Однако для того, чтобы иметь точное представление о качестве сна, у данных о движениях во сне должны быть установленные корреляции с волнами

электрической активности головного мозга в эти моменты, а этого как раз не хватает.

Возможно также, что для оценки выбраны слишком простые биомаркеры. Вот что говорит по этому поводу Нунцио Помара, профессор Нью-Йоркского университета: «Депрессия слишком сложна, чтобы ее можно было свести к единственному биологическому маркеру»¹⁹. У нас очень много биологических маркеров ментальных расстройств (см. табл. 8.1), но мы не знаем, какие из них — и насколько — важны для точной диагностики или для мониторинга реакции на лечение. Имея на руках 74 характеристики голоса и 45 характеристик пользования клавиатурой, мы будем вынуждены прибегать к помощи компьютера, чтобы просто проанализировать миллионы возможных перестановок и сочетаний. Проведенные до сих пор исследования — и те, о которых уже говорилось выше, и те, о которых я не упомянул (а их много больше), — отнюдь не масштабны по объему и довольно узки по направленности, поскольку, как правило, они фокусировались на каком-то одном маркере. Вполне возможно, что некоторые комбинации маркеров окажутся весьма полезными, но пока мы понятия не имеем, какие из них «правильные» и различаются ли они от индивида к индивиду и от заболевания к заболеванию: например, то, что годится для посттравматического стрессового расстройства (ПТСР), может быть крайне неточным для депрессии. Кроме того, мы не знаем, когда будет достигнут так называемый предел насыщения, — то есть когда добавление новых маркеров перестанет приводить к повышению точности. Что же касается достижения необходимой точности, то привычные эталоны обманчивы — исторически психические расстройства определялись на основании субъективного клинического подхода. Предстоит разобраться и с чисто прагматическими аспектами — как ненавязчиво собирать адекватные данные при помощи недорогих аппаратов с возможностью программной

обратной связи. Я не закрываю глаза на все эти ловушки, но все же считаю, что в один прекрасный день мы достигнем желаемой цели, — и, как мне кажется, у энтузиастов этого направления нет причин впадать в депрессию (в бытовом смысле). Но пока давайте вспомним, что нам известно о депрессии клинической.

Таблица 8.1

Цифровое фенотипирование состояния психики: различные параметры, которые можно представить в цифровом виде

Речь	Интонация, громкость, пространство гласных, выбор слов, длина фраз, связность, эмоциональная окраска
Голос	Благозвучность, тон, высота, тембр
Клавиатура	Время реакции, внимание, память, восприятие
Смартфон	Физическая активность, подвижность, общительность, активность в соцсетях, электронная почта, использование эмодзи и смайликов
Лицо	Эмоции, тики, улыбки и их длительность, взгляд в пол, движения глаз, зрительный контакт
Датчики	Частота сердечных сокращений, вариабельность сердечного ритма, кожно-гальваническая реакция, температура кожи, артериальное давление, паттерн дыхания, число вдохов, состояние сна, поза, жесты

На сегодня депрессия — наиболее распространенное психическое расстройство: с ней борются около 350 млн человек во всем мире (ежедневный срез)²⁰. Страдающие депрессией составляют 10% от всех обратившихся за врачебной помощью, а ежегодно из-за нетрудоспособности по причине депрессии теряется 76 млн человеко-лет: по этому параметру остаются далеко позади сердечные заболевания, рак и все прочие диагностируемые болезни²¹. Каждый год этот диагноз устанавливают 7% американцев (это 16 млн взрослых людей), риск заболеть депрессией составляет приблизительно 30%. Из

более \$200 млрд, которые в США ежегодно расходуются на лечение психиатрических заболеваний, большая часть идет на лечение депрессии, но даже при таких грандиозных затратах не каждый больной попадает к врачу, не говоря уже о получении помощи. В 2016 г. из более чем 16 млн взрослых американцев, страдавших тяжелой депрессией, лечение получили не более 37%²². Как видим, есть куда расти.

До эпохи биомаркеров диагноз депрессии устанавливали на основании «Диагностического и статистического руководства по психическим расстройствам» (DSM). Диагноз считался достоверным, если состояние больного отвечало пяти из девяти критериев, включая подавленное настроение, нарушения сна или физической активности, ощущение собственной никчемности и неспособность получать удовольствие (ангедонию). Многие из этих критериев трудно оценить количественно и объективно.

Было предпринято несколько попыток положить в основу диагностики депрессии больше количественных критериев. Один подход предусматривает анализ волн электрической активности головного мозга (этот метод был предложен и для диагностики некоторых других психиатрических заболеваний). Хотя постоянное ношение на голове набора электродов едва ли станет массово применяемым (да и вообще практически применяемым) способом регистрации электрической активности мозга, некоторые руководители китайских компаний все же требуют от своих сотрудников ношения специальных шапочек для ЭЭГ-мониторинга²³. Однако нет данных, подтверждающих высокую надежность электроэнцефалограмм, регистрируемых подобным образом, не говоря уже о том, что ЭЭГ может и не отражать истинную картину эмоционального состояния человека. Это говорит лишь о вопиющем неуважении к частной жизни сотрудников. Но в долгосрочной перспективе, вероятно, появятся новые устройства — будь то портативные малозаметные внешние приборы или вживляемые в головной мозг чипы, — и

теоретически возможно (хотя выглядит это и не очень привлекательно), что данные о волнах активности мозга могут оказаться полезными.

Выяснилось, что данные магнитно-резонансного исследования являются превосходным биомаркером для диагностики депрессии. Используя диффузионно-тензорную МРТ белого вещества головного мозга и машинное обучение, исследователи смогли показать, что картина мозга у страдающих тяжелой депрессией пациентов отчетливо отличается от картины у людей из контрольной группы²⁴. Конор Листон и его коллеги из Корнельского медицинского центра Вейля проанализировали МРТ-снимки почти 1200 человек, из которых у 40% была диагностирована депрессия²⁵. Когда эти МРТ использовали для машинного обучения флуктуациям сигналов от 258 областей головного мозга, удалось выявить четыре различных биотипа (см. рис. 8.3). Все четыре паттерна связей отличались от паттернов, характерных для контрольной группы, и каждый биотип соответствовал определенному симптомокомплексу — утомляемости, апатии, бессоннице или ангедонии. Эти паттерны позволяли прогнозировать эффективность лечения с помощью транскраниальной магнитной стимуляции, которая лучше помогала людям с первым и третьим биотипами (эффективность ТМС равнялась приблизительно 70%), чем пациентам с биотипами 2 и 4 (эффективность не превышала 25%). Когда МРТ пациентов с шизофренией и генерализованным тревожным расстройством (ГТР) сравнили между собой, выяснилось, что ГТР имеет некоторые общие области с шизофренией, но при этом большая часть больных с тревожным расстройством попадает в один из биотипов депрессии.

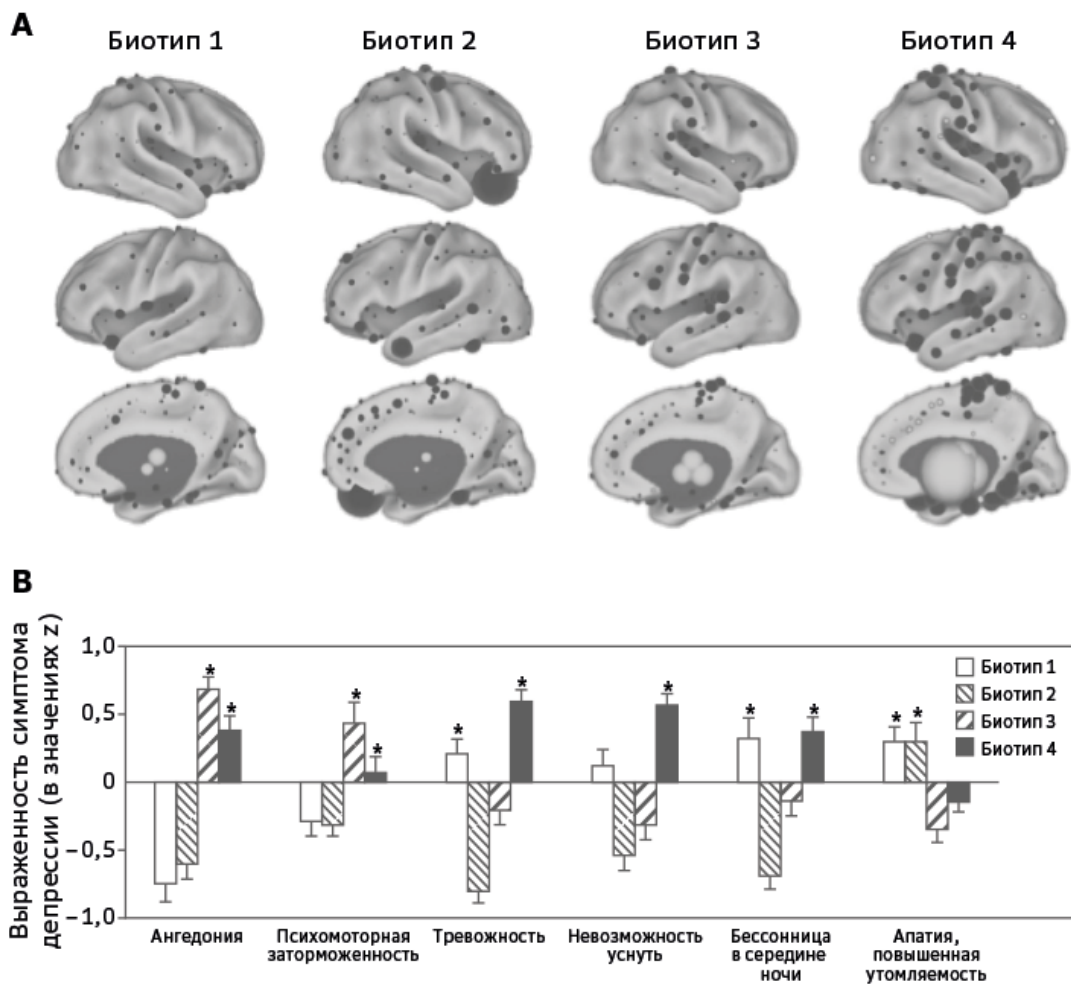


Рис. 8.3. Маркеры функциональных связей мозга, значимых для диагностики нейрофизиологических биотипов депрессии, в сопоставлении данных фМРТ (А) и клинических симптомов (Б). Источник: с изменениями из: A. Drysdale et al., "Resting-State Connectivity Biomarkers Define Neurophysiologic Subtypes of Depression," *Nature Medicine* (2017): 23, 28–30.

Алгоритмы машинного обучения были использованы и в других небольших исследованиях с применением функциональной МРТ для идентификации паттернов, характерных для тяжелой депрессии, путем сравнения с паттернами здоровых людей²⁶.

Помимо изучения клавиатуры смартфонов и фотографий в Instagram, некоторые исследователи сосредоточены на других, более обыденных маркерах, таких как голос и речь. Цель таких

исследований — например, проекта Sonde Health, посвященного послеродовой депрессии²⁷, или проекта Чарльза Мармара из Нью-Йоркского университета, посвященного ПТСР²⁸, — диагностика и классификация депрессии. Благодаря нейросетям Мармар идентифицировал 30 признаков голоса, которые позволяют отличать ветеранов с ПТСР от ветеранов, не страдающих этим расстройством, или от здоровых людей контрольной группы. Эти данные используются в пятилетнем проспективном исследовании на больших когортах для оценки результатов лечения. С помощью алгоритмов машинного обучения было показано значительное уменьшение пространства гласных более чем у 250 людей, страдающих ПТСР²⁹. Использование голосовых данных для диагностики биполярного расстройства было проверено в семи исследованиях на основе приложений для смартфонов и описано в обзоре под красноречивым названием: «Большие надежды, но ограниченные доказательства»³⁰. Как отреагирует пациент на лекарственное лечение депрессии, достоверно спрогнозировать невозможно: во-первых, эффективность лекарств не бывает одинаковой для всех пациентов, а во-вторых, слишком велик выбор всевозможных препаратов. Для прогнозирования реакции на антидепрессанты были использованы алгоритмы машинного обучения совместно с клиническими признаками, но пока точность этих предсказаний не превышает 60%, что не слишком обнадеживает (это все равно что рассчитывать выбросить шестерку на 20-гранной игральной кости)³¹.

В последнее время наблюдается значительный интерес к использованию искусственного интеллекта для прогнозирования и предотвращения самоубийств. Число самоубийств в США за последние 30 лет сильно возросло. По имеющимся данным, в 2017 г. было совершено 44 000 самоубийств³² (то есть более 120 в день)³³. Самоубийства уносят больше жизней, чем убийства,

СПИД, дорожные происшествия и войны. Общемировые данные ужасают еще сильнее: каждый год 25 млн человек совершают попытку самоубийства, а 140 млн планируют суицид. Почти 80% покончивших с собой скрывали это намерение от своих врачей и психотерапевтов на сеансах незадолго до суицида³⁴. Был проделан титанический труд — благодаря обзору 365 исследований о самоубийствах, опубликованных в 2542 статьях за последние 50 лет, было выявлено 3400 различных значимых диагностических показателей. Было продемонстрировано, что тысячи этих факторов риска — мягко говоря, крайне слабые предикторы возникновения суицидальных мыслей, попыток самоубийства и совершения суицида. Их прогностическая сила была не больше, чем у случайного угадывания³⁵. Не располагая ни категориями, ни подкатегориями признаков, способных указать на более высокую вероятность попыток суицида и возникновения соответствующих стремлений, Джозеф Франклин и его коллеги пришли к следующему выводу: «Эти данные показывают, что необходимо сместить фокус с факторов риска на алгоритмы машинного обучения»³⁶.

Именно так и поступила группа ученых из Университета Вандерbiltа и Университета штата Флорида. Проанализировав 2 млн анонимных электронных историй болезни пациентов, госпитализированных в штате Теннесси, исследователи выявили более 3 000 больных, совершивших попытки самоубийства. Применив алгоритм обучения без учителя к этим данным, они смогли в 80% случаев точно предсказать время суицидальной попытки (внутри окна продолжительностью шесть месяцев), что явно лучше 60% в случае регрессионного анализа традиционных факторов риска³⁷. Ученые подчеркивают, что алгоритм можно улучшить: нужен доступ к информации о предыдущих жизненных событиях, таких как разрыв супружеских отношений или потеря

работы, случаи внезапных перепадов настроения и резкой смены поведения, а также к данным из соцсетей³⁸.

Эти данные были проанализированы в других исследованиях. Алгоритм машинного обучения, разработанный в детском госпитале Цинциннати Джоном Пестианом, позволил предсказать серьезный риск суицида у 479 пациентов с точностью 93%³⁹. Алгоритм включал в себя данные о различных признаках межличностных взаимодействий: смех, вздохи и способы выражения гнева. Ученые из Университета Карнеги–Меллона при помощи функциональной МРТ провели небольшое, но интересное исследование 17 пациентов с суицидальными наклонностями и 17 здоровых людей в качестве контрольной группы⁴⁰. Алгоритмы машинного обучения помогают точно выявлять «нейросемантические» признаки, указывающие на вероятность суицидальных попыток. Каждому испытуемому во время сеанса фМРТ предъявляли три набора из 10 слов (таких, как «смерть» или «мрак»). Разницу в картине мозговой активности определяли шесть слов и пять участков головного мозга. Алгоритм машинного обучения позволил правильно оценить реакции на изображения в 15 случаях из 17 у людей с суицидальными наклонностями и в 16 случаях у здоровых обследуемых. Это исследование представляет прежде всего академический интерес, но его практическая польза невелика: едва ли когда-нибудь мы будем делать МРТ всем подряд для выявления людей с повышенным риском суицида.

Ученые, кроме того, воспользовались преимуществами доступа к социальным сетям для выявления риска самоубийства и эмоционального дистресса. Тексты пользователей весьма популярной в Китае платформы Weibo были проанализированы при помощи машинного обучения: в алгоритм были встроены соответствующие классификаторы слов⁴¹. Администрация Facebook проделывает еще более масштабную работу: алгоритмы

просматривают посты пользователей, которые пишут о намерении причинить себе вред. После того как в 2016 г. была запущена платформа Facebook Live для видеотрансляций, некоторые пользователи свели счеты с жизнью в прямом эфире. Желая предотвратить новые возможные трагедии, глава компании Facebook Марк Цукерберг в 2017 г. анонсировал новые алгоритмы, при помощи которых специальные сотрудники компании смогут выявлять по шаблону соответствующие сообщения и ключевые слова: «В будущем ИИ научится распознавать тонкие языковые нюансы и сможет идентифицировать самые разнообразные проблемы помимо суицидальных намерений, включая травлю и разжигание ненависти». К сожалению, Facebook отказался раскрыть детали алгоритма, но компания утверждает, что смогла помочь примерно 100 людям, которые высказывали намерение покончить с собой или причинить себе серьезный вред⁴².

Специалисты по ИИ используют машинное обучение на материале 75 млн текстов службы психологической поддержки Crisis Text Line⁴³, чтобы научить алгоритмы улавливать факторы риска в содержании текста или в эмодзи и смайликах⁴⁴. Словом, даже эти первые попытки использовать искусственный интеллект для выявления депрессии и риска суицида выглядят многообещающе: возможно, ИИ со временем начнет справляться намного лучше, чем это делается сейчас, при традиционном подходе, основанном на оценке субъективных и клинических факторов риска. Особенно любопытно, что технология способна эволюционировать в канал обратной связи: смартфоны можно будет использовать не только для упрощения диагностики, но и как средство проведения лечения.

Один из подходов предусматривает проведение телефонных психотерапевтических сеансов — в частности, сеансов когнитивной поведенческой терапии (КПТ), которые традиционно проводятся очно. Есть много определений

когнитивной поведенческой терапии. Суть этих определений сводится к изменению неадаптивных паттернов мышления или поведения, то есть цель КПТ — помочь людям «осознать и изменить негативные и саморазрушающие паттерны мышления»⁴⁵. Цифровая версия когнитивной поведенческой психотерапии определяется проще: разговорная терапия. Эффективность такой дистанционной психотерапии в лечении депрессии (во всяком случае, при легкой и умеренной ее выраженности) не уступает эффективности очных сеансов у терапевта. Существует множество мобильных приложений, посвященных когнитивной поведенческой психотерапии: Lantern, Joyable, MoodGYM, Ginger.io и другие. Метаанализ 18 рандомизированных контролируемых исследований с участием более 3400 пациентов, использующих 22 приложения для смартфона, которые нацелены на лечение депрессии, продемонстрировал значительное улучшение состояния пациентов, причем наиболее эффективными оказались приложения, в которых применялись методы КПТ⁴⁶.

Во всех исследованных приложениях предусматривалось общение пациента с человеком, но не все приложения опираются в работе на человеческое взаимодействие. Wysa, чат-бот с аватаром пингвина, привлек внимание 50 000 пользователей, которые в течение трех месяцев провели около 1 млн бесед с ним. Более 500 человек в своих отзывах отметили, что их самочувствие улучшилось, а острота клинических проявлений болезни уменьшилась⁴⁷. Система Woebot использует приложение мгновенного обмена сообщениями для проведения сеансов с пользователями. Для начала приложение задает открытый вопрос, например «Что происходит сейчас в вашем внутреннем мире?» или «Как вы себя чувствуете?». Программа обработки естественного языка позволяет как количественно определить душевное состояние пользователя, так и направить дальнейшую беседу в нужное русло, чтобы методы КПТ сработали именно с

этим конкретным пользователем. Приложение Woebot, созданное Элисон Дарси, бывшей сотрудницей Стэнфордского университета, основано на обработке текстов сообщений, способно к двустороннему контакту и отслеживанию настроения своего «живого» собеседника. Оно было протестировано в ходе небольшого рандомизированного исследования с участием 70 студентов колледжа, часть которых проходила обычную когнитивную поведенческую терапию, а часть работала с Woebot⁴⁸. В последнем случае контакт больного с лечащим «собеседником» был теснее, а результаты лечения в плане облегчения симптоматики депрессии оказались лучше, чем после обычных сеансов КПТ. Этого виртуального консультанта⁴⁹ некоторые пациенты считали «умным» или «привлекательным», а кому-то он напомнил «нечто среднее между лягушонком Кермитом из "Маппет-шоу" и Споком из "Звездного пути"»⁵⁰. Другой пример чат-бота, разработанного для психотерапии, — X2AI: этот алгоритм считывает данные, руководствуясь построением фраз, дикцией, скоростью печати и грамматическим строем устной или письменной речи, а потом сопоставляет эти данные с вероятным эмоциональным состоянием⁵¹.

Если и другие исследования в будущем покажут масштабное улучшение качества диагностики и результатов лечения с помощью КПТ и чат-ботов, это будет означать большое благо для психиатрии и психотерапии в целом, поскольку острая нехватка врачей этого профиля налицо. В США и других странах с высоким уровнем дохода более половины людей с психическими расстройствами не получают надлежащей медицинской помощи, а в странах со средним и низким уровнем дохода эта доля достигает 85%⁵². В США более 106 млн людей живут в регионах, которые федеральным правительством определены как недостаточно обеспеченные специалистами в области психического здоровья⁵³. Количество психиатров в США — менее

восьми на 100 000 населения, но в небогатых странах этот показатель намного ниже и составляет менее одного человека на 100 000 населения (наихудшее положение в Афганистане — 0,16)⁵⁴. Таким образом, несмотря на то, что виртуальные консультанты никогда не заменят настоящих консультантов-людей, эта функция может стать одним из самых полезных направлений применения ИИ в медицине. Такие консультанты — это компьютерные программы: они дешевы и в результате машинного обучения будут становиться все лучше и лучше год от года. Журналист Ник Ромео по этому поводу утверждает следующее: «ИИ-консультантам не нужны билеты на самолет, не требуется ни еда, ни охрана, им не надо платить зарплату. Они легко могут принимать одновременно десятки тысяч пациентов, и они доступны в любое время дня и ночи посредством текстовых сообщений — человеку нужен только мобильный телефон»⁵⁵. В особенности это относится к молодым людям, которые «привязаны» к своим смартфонам: именно они — главная группа риска, поскольку в 74% случаев психические расстройства начинаются у людей моложе 24 лет⁵⁶.

Одно из самых больших опасений в отношении чат-ботов и мобильных приложений для лечения психических расстройств связано с конфиденциальностью и надежной защитой данных. И правда: весьма примечательно, насколько широко используются такие приложения, учитывая, что проблема безопасности еще по большому счету не решена. Каким бы удивительным ни был прогресс, психические расстройства до сих пор стигматизированы в общественном сознании, а любая информация о них представляется настолько деликатной, что многие и многие люди всерьез обеспокоены возможным нарушением конфиденциальности и опасаются утечки данных. Woebot и Facebook уже заявили, что не «видят» личную информацию и не пытаются навязать пользователям рекламу, основанную на содержании их страниц. Тем не менее до сих пор

нет никаких гарантий конфиденциальности: всегда существует угроза взлома аккаунтов и кражи данных, включая историю жалоб и консультаций (для продажи мошенникам или в иных преступных целях).

Существуют и этические проблемы, связанные с общением человека и машины: ведь люди поверяют машине свои самые сокровенные чувства и делятся с ней самым личным. Эллисон Пью в статье для *The New Yorker* уподобил эту ситуацию эксперименту с «матерчатой обезьяной», проведенному в 1959 г. психологом Гарри Харлоу. Харлоу поставил детенышей обезьян перед жестоким выбором: либо матерчатая «обезьяна» в качестве приемной матери, либо «обезьяна» проволочная, но способная кормить молоком (из специальной бутылочки)⁵⁷. Эту дилемму можно уподобить важному выбору между человеком и машиной. Желание человека доверить свой стыд машине может подменить, вытеснить стремление получить подлинную человеческую заботу. Некоторые, возможно, скажут, что обращение за помощью к искусственному интеллекту чуть ли не хуже, чем полный отказ от лечения.

Подводя итог нашему обсуждению потенциальной возможности искусственного интеллекта влиять на психическое здоровье общества благодаря участию в лечении психических расстройств, я хочу коснуться вопроса о том, может ли искусственный интеллект повысить уровень счастья. Юваль Ной Харари в своей книге «Homo Deus» утверждает, что обеспечение «мирового счастья» (вместе с максимальным увеличением продолжительности активной жизни) будет одной из трех главных целей того, что он называет гуманистической революцией, и что достижения страны будут оценивать не по ВВП — валовому внутреннему продукту, а по ВНС — валовому национальному счастью⁵⁸. Харари утверждает, что на самом деле люди не хотят «производить», они просто хотят быть счастливыми, — а наши технологии и знания рано или поздно

станут настолько совершенны, что позволят нам создать эликсир истинного счастья (и ничей бог нас не остановит).

Понятно, что пока мы бесконечно далеки от мира, описываемого Харари, если вообще когда-нибудь до него доживем. Но, как и депрессия, счастье — это параметр, уровень которого с помощью известных нам технологий можно количественно измерить и повысить уже сегодня. Паскаль Баднер и его коллеги из Массачусетского технологического института в течение двух месяцев с помощью «умных часов» собрали около 17 000 элементов данных о 60 людях — от частоты сердечных сокращений и географического положения до погодных условий в каждый конкретный момент времени. Пользователи четыре раза в сутки вводили в устройство данные о своем настроении, выбирая на так называемом «счастьемере» один из девяти смайликов-эмодзи⁵⁹. Сделать сколько-нибудь серьезные выводы на основании этого исследования трудно, но все же налицо одна из первых попыток использовать искусственный интеллект для изучения и отслеживания обратной стороны депрессии. Да, сейчас мы делаем лишь самые первые попытки определения счастья, но уже знаем, что главная причина его отсутствия — расстройства психики. «Всемирный доклад о счастье» (World Happiness Report), ежегодный доклад ООН, затрагивает все известные факторы, включая нищету, уровень образования, занятость, брачное партнерство, физические заболевания и психические расстройства. В четырех странах, которые послужили моделями для этого исследования, — в США, Австралии, Великобритании и Индонезии, — главными причинами ощущения «отсутствия счастья» были психические расстройства⁶⁰.

Давайте смотреть правде в глаза: мы никогда не добьемся «мирового счастья», но главной нашей целью должно стать облегчение тяжкого бремени депрессии. Революция, связанная с биомаркерами для «оцифровки» депрессии, в сочетании с

инструментами ИИ позволяет надеяться, что мы сможем сдвинуть эту проблему с мертвой точки.

Исторически сложилось так, что медицину больше занимают физические, а не психические страдания. Телесные болезни легче диагностировать, легче лечить, и они менее стигматизированы. Но теперь мы с большей надеждой можем смотреть на революционные перемены в психиатрии и психотерапии: появились объективные биомаркеры, позволяющие «оцифровывать» человеческий разум, появились методы лечения, к которым можно прибегать без участия подготовленных специалистов. Перед лицом общемирового кризиса в психиатрии и психотерапии (угрожающая статистика самоубийств, чрезмерно высокая заболеваемость депрессией, огромное количество людей с психическими расстройствами, не получающих должной помощи) искусственный интеллект может стать спасительным средством. Цифровое фенотипирование поведения и психического состояния важно не только и не столько для диагностики психических расстройств. Социальная и поведенческая динамика — ключ к созданию цельной мультимодальной картины, включающей физиологические, биологические, анатомические и экологические данные каждого индивида. Цельный континуальный охват и обработка таких данных могут оказаться полезными для изучения взаимосвязи стресса с такими распространенными телесными заболеваниями, как артериальная гипертензия и сахарный диабет.

Впрочем, все эти разнообразные факторы так или иначе сходятся в каждом конкретном случае каждого конкретного пациента, а это означает, что врачи по всему миру окажутся под сильным влиянием искусственного интеллекта. Если рентгенологи будут выполнять роль «привратников», то есть ограничивать количество ненужных снимков и других исследований, то в итоге понадобится меньше и технического персонала. Когда будут интегрированы в единое целое и

впоследствии обработаны средствами ИИ данные историй болезни и геномного скрининга, а также показатели жизнедеятельности, фармацевты смогут выдавать более адекватные рекомендации по поводу лекарственного лечения. Например, в каждом конкретном случае можно будет предположить неэффективность определенного лекарства, или высокую вероятность вредного взаимодействия с другими лекарствами, или серьезные побочные эффекты. Специалисты по лечебной физкультуре, как я узнал от них самих, смогут с помощью искусственного интеллекта составлять персонализированные программы реабилитации, соответствующие индивидуальным потребностям каждого пациента. Искусственный интеллект на основе генеративно-состязательных сетей будет способен изготавливать зубные коронки лучше, чем зубные техники, что облегчит работу стоматологов-протезистов⁶¹. Искусственный интеллект уже помогает парамедикам Копенгагена: программа, разработанная компанией Corti, способна распознавать человеческую речь и точно диагностировать инфаркт миокарда по голосу больного, вызывающего скорую помощь⁶². Благодаря передовым аналитическим методам ИИ и его точным выводам медсестры, фельдшеры и ассистенты смогут брать на себя больше ответственности в лечении пациентов. Чем больше самых разных медицинских специальностей мы рассматриваем, тем отчетливее видим, что искусственный интеллект действительно способен преобразить современную медицину. При этом речь не только о врачах, а о сумме всех составляющих — о самых разных людях, заинтересованных в отлаженной работе здравоохранения.

Теперь нам придется выйти за рамки рассуждений, как ИИ может принести непосредственную пользу пациентам и медикам. В следующей главе мы рассмотрим вопрос о том, как инструменты ИИ смогут изменить лицо современной системы здравоохранения.

Искусственный интеллект и организация здравоохранения

Медицинские сестры носят форму, но она очень, очень чистая. Пациенты, видимо, находятся где-то в другом месте.

Артур Аллен

Несколько лет назад, в теплый солнечный день, мой 90-летний тесть подметал дворик, но внезапно ощутил слабость и головокружение. Он упал на колени, но нашел в себе силы поползти до дома и забраться на диван. Когда моя жена Сьюзен прибежала к нему, благо мы жили буквально в нескольких кварталах, его трясло, но он находился в ясном сознании. Она написала мне на работу сообщение (а я как раз заканчивал прием) и попросила немедленно приехать.

Когда я приехал, старик жаловался на слабость и не мог встать, но было непонятно, что послужило причиной приступа. Беглый неврологический осмотр не выявил ничего существенного: речь и зрение были в норме; двигательная и чувствительная сферы не пострадали, если не считать небольшого мышечного тремора. Кардиограмма и ЭхоКГ, сделанные при помощи смартфона, тоже оказались в норме. Я понимал, что уговорить его будет трудно, но

все же предложил поехать в отделение скорой помощи, чтобы выяснить, в чем проблема.

Мой тесть Джон, кавалер ордена «Пурпурное сердце», ветеран Второй мировой войны, никогда ничем не болел. Мы даже включили его в программу нашего Научно-исследовательского института Скриппса под названием Wellderly[22]. — сделали ему секвенирование генома как человеку, прожившему более 85 лет и не страдавшему никакими хроническими заболеваниями и не принимавшему никаких лекарств вроде статинов (против повышенного холестерина или в связи с какими-то хроническими недугами). Только в последнее время, за несколько месяцев до этого происшествия, у Джона начало немного подниматься артериальное давление, в связи с чем терапевт назначил ему хлорталидон — слабое мочегонное. А в остальном Джон все эти годы не принимал ничего, кроме детского аспирина: «для профилактики».

После долгих уговоров тесть согласился поехать в больницу, и мы с его женой повезли его в местное отделение скорой помощи. Врач приемного отделения сначала решил, что это легкий инсульт, но КТ головы не подтвердила этот диагноз. Однако вскоре пришел анализ крови, и мы с удивлением обнаружили, что у Джона критически низкое содержание калия в крови — 1,9 мэкв/л. Было понятно, что слабый диуретик — хлорталидон — никак не мог послужить причиной. Джона госпитализировали и оставили до утра — восполнять уровень калия в крови внутривенно и при помощи таблеток.

Около двух недель все было хорошо — до тех пор, пока у Джона вдруг не началась рвота ярко-красной кровью. Он так не хотел признавать себя больным, что велел жене не звонить Сьюзен. Но жена так испугалась, что позвонила. Сьюзен и в этот раз прибежала очень быстро. Кровь была везде — в спальне, в гостиной и в туалете. Тесть был в полном сознании, несмотря на кровавую рвоту и черный дегтеобразный стул. Оба симптома

однозначно указывали на массивное желудочно-кишечное кровотечение. Его надо было снова везти в больницу, и срочно. Через несколько часов, уже в клинике, после консультации гастроэнтеролога и гастроскопии выяснилось, что причиной кровотечения было варикозное расширение вен пищевода.

Гастроскопию сделали под наркозом, а для обезболивания ввели фентанил, и вечером, когда Джона привезли в палату, он едва мог говорить. Вскоре он впал в глубокую кому. Тем временем пришел анализ крови, который показал выраженное нарушение функции печени. Уровень аммиака в крови был очень высок. УЗИ выявило изменения, характерные для цирроза печени. Мы быстро пришли к выводу, что варикозное расширение вен пищевода было следствием терминальной стадии цирроза печени. Человек, который все 90 лет был здоров как бык, внезапно впал в кому из-за отказавшей печени. Ему не стали назначать питательные внутривенные растворы, а вводили лактулозу в клизмах, чтобы снизить уровень аммиака в крови, повышенный из-за печеночной недостаточности. Прогноз был крайне неблагоприятный, так что и лечащий врач, и резиденты были единодушны — имело смысл отказаться от реанимационных мероприятий.

Мы выполнили все необходимые формальности, чтобы перевезти Джона домой и приставить к нему сиделку, чтобы он мог умереть в окружении родных и близких. Поздно вечером, в воскресенье, накануне того дня, когда мы должны были забрать тестя домой, мои жена и дочь отправились в клинику навестить его. Обе они прекрасно знали о «целительном прикосновении» как о выражении искренней любви, поэтому несколько часов кряду разговаривали с ним и прикасались к нему, хотя он находился в глубокой коме.

В понедельник утром жена встретилась с сиделкой в коридоре госпиталя. Сьюзен сказала сестре, что хочет зайти к отцу, прежде чем обсуждать детали. Сьюзен вошла в палату, обняла отца и

сказала: «Папа, не знаю, слышишь ли ты меня, но мы сейчас заберем тебя домой». Грудь Джона всколыхнулась, он открыл глаза и произнес: «О-о-ох!» Жена спросила Джона, кто она, и он ответил: «Сью».

Вот так у нас появилась собственная семейная история о Лазаре. Все перевернулось вверх дном. План забрать его домой умирать был отброшен. Транспортной бригаде сообщили о чудесном исцелении, и перевозка была отменена. Джону установили капельницы для внутривенного введения лекарств и наконец-то начали интенсивно лечить. О чудесном исцелении сообщили остальным членам семьи, жившим на Восточном побережье. Теперь они могли приехать. На следующий день отец даже позвонил моей жене по мобильному телефону и попросил принести что-нибудь поесть.

Никогда не забуду, как я усадил Джона в кресло-каталку и повез на прогулку. К тому времени он пробыл в клинике уже 10 дней и, с массой катетеров в венах и катетером Фолея в мочевом пузыре, был бледен как его простыни. Не слушая медсестер, я укутал Джона и вывез его из клиники, чтобы покатать по улице в погожий осенний день. Мы выехали на тротуар и поднялись на небольшой холм напротив клиники. Ветер был напоен ароматом растущих неподалеку эвкалиптов. Мы много говорили и даже плакали. Думаю, что он был страшно рад, что остался жив и смог перед смертью увидеться со всей своей семьей. Последние 20 лет Джон был мне, можно сказать, приемным отцом, так как мой родной отец давно умер. К тому же мы сильно сблизились за те 40 лет, что знали друг друга. Я никогда не мог представить его больным. Он всегда был крепким как скала, истинным воплощением здоровья. И теперь, когда он в здравом уме вернулся к жизни, я невольно задумывался, надолго ли это. Я не мог примириться с тем, что у тестя цирроз печени: пил он умеренно, да и это было бы слишком сильно сказано. Анализ крови на антитела позволял предположить первичный

билиарный цирроз (ПБЦ) — редкое заболевание, которое еще реже встретишь у человека 91 года от роду (вся семья собралась в госпитале, чтобы торжественно отметить эту дату вместе с Джоном). Неопределенность нарастала.

После чудесного возвращения к жизни Джон прожил недолго. Обсуждалась возможность введения склерозирующего раствора в расширенные вены пищевода, чтобы предупредить рецидив кровотечения, но для этого надо было сделать еще одну гастроскопию, которую он мог и не пережить. Через неделю после прогулки его собирались выписывать, но у него случилось повторное кровотечение, от которого он умер.

Прогнозы, прогнозы, прогнозы

Какое отношение эта история имеет к глубоким изменениям, которые ожидают отрасль с внедрением ИИ? История болезни и смерти моего тестя пересекается с несколькими проблемами здравоохранения, и все они касаются взаимоотношений клиники и пациента.

Самая очевидная проблема — это уход за умирающими пациентами. Паллиативная медицина как отрасль здравоохранения уже переживает бурный рост. Ее предстоит радикально преобразовать: сегодня разрабатываются инструменты, которые позволят на основании данных истории болезни с беспрецедентной точностью спрогнозировать время наступления смерти, при этом врач будет получать подробный отчет о факторах, послуживших основанием для прогноза¹. Если в дальнейшем эти инструменты пройдут валидацию, то, как и другие усилия, связанные с глубоким машинным обучением, смогут оказать сильнейшее влияние на работу бригад паллиативной медицины в более чем 1700 американских клиниках, что составляет 60% от общего числа клиник страны. При этом во всей стране работают всего лишь 6600

сертифицированных специалистов по паллиативной медицине — то есть один врач на 1200 пациентов, нуждающихся в подобном уходе; такая ситуация требует повышения эффективности без ущерба для качества помощи. Меньше половины больных, поступающих в стационары и нуждающихся в паллиативном лечении, получают его на деле². Между тем 80% неизлечимо больных американцев, которым требуется медицинский уход в конце жизни, предпочли бы умереть дома, — но так смогут встретить смерть лишь немногие из них, потому что в 60% случаев такие люди умирают в госпиталях³.

Первая проблема заключается в прогнозировании, когда человек может умереть: это имеет решающее значение для того, чтобы человек, который хочет умереть дома, действительно смог бы это сделать. Известно, что врачи с большим трудом и очень неохотно предсказывают время наступления смерти. Уже много лет в медицине используется своеобразный проверочный вопрос — «Удивлюсь ли я?». Этот вопрос задают себе врачи и медсестры, чтобы выявить пациентов, подошедших к последней черте. Они думают о своем подопечном и спрашивают себя: «Удивлюсь ли я, если этот пациент умрет в течение ближайшего года?» Систематический обзор 26 статей, в которых говорилось о прогнозах относительно 25 000 пациентов, показал, что точность прогнозирования была меньше 75%, а результаты отличались удивительной статистической неоднородностью⁴.

Стэнфордский ученый Ананд Авати, специалист по информатике, совместно со своими коллегами обнаружил алгоритм глубокого машинного обучения для прогнозирования продолжительности жизни пациентов, созданный на основе электронных историй болезни. Возможно, это не совсем ясно из заголовка статьи («Оптимизация паллиативной медицины с помощью глубокого обучения»), но не стоит заблуждаться: это алгоритм умирания⁵. В 2009 г. было много страхов по поводу

создания «комиссий смерти» (или «панелей смерти»), после того как Сара Пэйлин впервые употребила это словосочетание в дебатах по поводу федерального законодательства о здравоохранении, — но тогда речь шла о «живых» врачах, которые якобы будут определять очередность оказания медицинской помощи людям с тяжелыми заболеваниями. Теперь мы говорим о машинах. Глубокая нейронная сеть из 18 слоев, обученная на основе историй болезни более 160 000 пациентов и проверенная на тестовой выборке из 40 000 больных, продемонстрировала удивительную точность в прогнозировании продолжительности жизни умирающих пациентов. Алгоритм опирался на такие прогностические признаки, на которые обычно не обращают внимания врачи (в том числе количество рентгеновских снимков, в особенности позвоночника и мочевыделительной системы), но которые оказались такими же статистически значимыми, как, например, возраст пациента. Результаты оказались впечатляющими: более 90% людей, чья смерть прогнозировалась в рамках 3–12 месяцев, действительно умерли, а те, кто, согласно прогнозам, должен был прожить больше года, пережили этот год. Примечательно, что эталоном для стандартизации алгоритма послужили данные о действительных сроках наступления смерти 200 000 пациентов. И это было достигнуто на основании всего лишь правильно структурированных данных электронных историй болезни (таких как возраст, назначение процедур и снимков, а также продолжительность госпитализаций). В алгоритме не использовались данные лабораторных исследований, патологоанатомические данные или результаты рентгеновских и других радиологических обследований, не говоря уже о более холистических дескрипторах, включая психологический статус, волю к жизни, походку, силу рук и многие другие параметры, считающиеся важными для определения возможной продолжительности жизни. Представьте себе, как возросла бы

точность предсказаний, если бы создатели алгоритма воспользовались и этими данными.

Алгоритм прогнозирования срока смерти, созданный с использованием искусственного интеллекта, предвещает большие изменения в области паллиативной медицины, и уже есть компании, ставящие своей целью точное предсказание продолжительности жизни умирающих, как, например, CareSkore. Однако прогноз, умрет ли тот или иной пациент в госпитале, — это всего лишь один аспект того, что может предсказать нейронная сеть на основании данных стандартных электронных историй болезни⁶. Команда Google в сотрудничестве с тремя научными медицинскими центрами использовала сведения о 216 000 госпитализаций 114 000 пациентов и более 47 млрд единиц данных для прогноза с применением глубоких нейронных сетей по следующим пунктам: умрет ли пациент в клинике, какова будет длительность госпитализации, грозят ли пациенту внеплановые повторные госпитализации и каким окажется окончательный диагноз при выписке. Все это было предсказано с хорошей точностью, а результаты клиник, которые приняли участие в исследовании, вполне согласовались между собой⁷. Одна немецкая группа использовала алгоритм глубокого обучения, разработанный на материале 44 000 пациентов, для предсказания смерти в клинике, почечной недостаточности и кровотечений после хирургических вмешательств. Прогнозы оказались поразительно точными⁸. Компания DeepMindAI сотрудничает с Министерством по делам ветеранов США, помогая прогнозировать результаты лечения 700 000 ветеранов⁹. Кроме того, искусственный интеллект использовали для предсказания, выживет ли пациент после пересадки сердца¹⁰, и упрощения генетической диагностики путем сопоставления данных электронных историй болезни с данными секвенирования генома¹¹. Конечно, в прошлом для оценки таких данных уже

применялись вполне эффективные методы — математическое моделирование и логистическая регрессия, но использование глубокого машинного обучения при таких огромных массивах данных позволило намного улучшить точность предсказаний.

Последствия этого многообразны. Американский ученый-медик индийского происхождения Сиддхартха Мукерджи говорит: «Я не могу отделаться от внутреннего дискомфорта, когда думаю, что алгоритм способен понимать закономерности умирания лучше, чем большинство людей»¹². Очевидно, что алгоритмы могут помочь пациентам и их лечащим врачам принимать верные решения в ходе лечения, будь то паллиативный уход или попытка вылечить больного. Алгоритмы могут помочь более разумно и эффективно распоряжаться ресурсами — койками в отделениях интенсивной терапии, реанимационным оборудованием или аппаратами искусственной вентиляции легких. Однако использование данных таких прогнозов страховыми компаниями с целью сокращения выплат и увеличения страховых взносов вызывает некоторую тревогу¹³.

Больницы прочно занимают первую строку в списке статей расходов на здравоохранение в США — на их долю приходится почти одна треть от \$3,5 трлн отведенных на здравоохранение. Хотя главной частью больничных расходов является зарплата персонала, инициативы, связанные с применением искусственного интеллекта, направлены главным образом на избежание ненужных и повторных госпитализаций. Это в первую очередь экономический вопрос, так как повторная госпитализация в течение месяца после выписки не оплачивается страховыми компаниями. Существуют опасения (и даже ведутся споры на эту тему), что ограничение числа госпитализаций может отрицательно сказаться на результатах лечения пациентов¹⁴.

Для разработки прогностических алгоритмов, способных рассчитать вероятность повторной госпитализации больного в течение месяца после выписки, было проведено множество

исследований: особенно важно найти признаки, которые ускользают от внимания врачей. Например, в исследовании, выполненном в нью-йоркском медицинском центре Маунт-Синай, были использованы электронные истории болезни, медикаментозные назначения, результаты лабораторных исследований, выполненные процедуры и манипуляции, а также показатели жизненно важных функций. На относительно небольшой когорте испытуемых была показана точность 83%¹⁵. Для обучения и валидации глубокой нейронной сети компания DeepR Analytics¹⁶ использовала более внушительные источники — данные по 300 000 пациентов, и результаты оказались лучше, чем у компаний Doctor AI¹⁷ и DeepCare. Эту цель — изучение вероятности повторной госпитализации — ставят перед собой многие стартапы и научные центры, наряду с изучением возможностей ИИ для ведения отдельных клинических случаев. Интересно отметить, что медицинский центр Питтсбургского университета и две некоммерческие системы здравоохранения — Intermount Healthcare (Межгорные плато США) и Sutter Health (Северная Калифорния) — стали одними из первых медицинских учреждений, взявших на вооружение подобные алгоритмы.

Более смелая цель — прогноз развития того или иного заболевания у пациента при отсутствии явных симптомов. Группа ученых Университета Цинхуа в Пекине воспользовалась данными 18 000 реальных электронных историй болезни для точной диагностики шести распространенных заболеваний — артериальной гипертензии, сахарного диабета, хронической обструктивной болезни легких, нарушений сердечного ритма, бронхиальной астмы и гастрита¹⁸. Использование результатов всего 18 анализов позволяет точно предсказывать возникновение определенных заболеваний (например, почечных) с помощью глубокой нейронной сети, обученной на материале 300 000 пациентов, которых наблюдали в течение восьми лет¹⁹. Группа

медицинского центра Маунт-Синай изучила электронные истории болезни 1,3 млн пациентов для предсказания пяти заболеваний (сахарного диабета, деменции, опоясывающего лишая, серповидно-клеточной анемии и синдрома дефицита внимания) и добилась большой точности прогноза. Профилактика этих заболеваний требует двух условий: первое — алгоритм, основанный на материале электронных историй болезни, лабораторных анализах и других данных, способен выдержать проверку и пригоден для воспроизведения, второе — существует доступное и эффективное лечение прогнозируемых заболеваний. Если оба условия выполняются, алгоритм может помочь не только пациентам — уменьшить так называемое «бремя болезней» (показатель, отражающий годы жизни, которые человек прожил с плохим здоровьем), но и директорам клиник и страховых компаний — снизить расходы. Однако во всех перечисленных случаях предсказания были сделаны *in silico* — на материале массивов данных в машинной памяти, а не реальной клинической практики. В анализе данных 15 исследований, посвященных прогнозированию различных результатов лечения (см. табл. 9.1), были обнаружены значительные статистические погрешности, характерные для большей части работ, наряду с существенной вариабельностью размеров когорт и уровня точности²⁰.

Подборка из 15 исследований, в которых для прогнозирования результатов лечения применяли искусственный интеллект

ПРОГНОЗ	N	AUC	ИСТОЧНИК
Госпитальная смертность, внеплановая повторная госпитализация, длительность пребывания, окончательный диагноз при выписке	216 221	0,93 ^a 0,75 ^b 0,85 ^c	Rajkomar et al., <i>Nature NPJ Digital Medicine</i> , 2018
Смертность за 3–12 месяцев от всех причин	221 284	0,93 ^d	Avati et al., arXiv, 2017
Повторная госпитализация	1068	0,78	Shameer et al., Pacific Symposium on Biocomputing, 2017
Сепсис	230 936	0,67	Horng et al., <i>PLoS One</i> , 2017
Септический шок	16 234	0,83	Henry et al., <i>Science</i> , 2015
Тяжелый сепсис	203 000	0,85 ^e	Culliton et al., arXiv, 2017
Инфекция <i>C. difficile</i>	256 732	0,82 ^f	Oh et al., <i>Infection Control and Epidemiology</i> , 2018
Дальнейшее развитие заболевания	704 587	Диапазон	Miotto et al., <i>Scientific Reports</i> , 2018
Текущий диагноз	18 590	0,96	Yang et al., <i>Scientific Reports</i> , 2018
Деменция	76 367	0,91	Cleret de Langavant et al., <i>Journal of Medical Internet Research</i> , 2018
Болезнь Альцгеймера (с визуализацией амилоида)	273	0,91	Mathotaarachchi et al., <i>Neurobiology of Aging</i> , 2017
Смертность после химиотерапии по поводу онкологических заболеваний	26 946	0,94	Elfiky et al., <i>JAMA Open</i> , 2018
Возникновение заболеваний в 133 категориях	298 000	Диапазон	Razavian et al., arXiv, 2016
Самоубийство	5543	0,84	Walsh et al., <i>Clinical Psychological Science</i> , 2017

AUC: площадь под кривой, параметр для оценки точности; N – число пациентов (чи данные были использованы для машинного обучения и валидации); ^a – госпитальная смертность; ^b – внеплановая повторная госпитализация; ^c – длительное пребывание; ^d – все пациенты; ^e – структурированные и неструктурированные данные; ^f – данные с сайта Мичиганского университета.

Возвращаясь к случаю с моим тестем, можно сказать, что тяжелое заболевание печени, которым он страдал и которое проглядели во время первой госпитализации, можно было диагностировать сразу, заподозрив его по критически низкому уровню калия в крови. Алгоритм искусственного интеллекта, возможно, смог бы обнаружить и первопричину этого заболевания — она по-прежнему часто ускользает от внимания врачей. Но история последних дней жизни моего тестя высвечивает множество моментов, которые никогда не будут доступны алгоритмам. Основываясь на лабораторных данных, печеночной недостаточности и коматозном состоянии, врач сказал нам, что пациент, скорее всего, умрет в течение нескольких дней, не приходя в сознание. Да, прогностический алгоритм в итоге не ошибся бы, предсказав его неизбежную смерть в больнице от текущего заболевания. Но этот прогноз ничего не сказал бы нам, что мы должны делать в то время, пока Джон (или любой другой больной) жив. Когда мы думаем о жизни

и смерти человека, мы не хотим вмешивать в это дело машины и алгоритмы — их недостаточно. Несмотря на предсказание врача, тесть пришел в себя, и мы даже смогли всей семьей отметить день его рождения: родные делились воспоминаниями, смеялись и от души, с любовью, обнимали старика. Я не знаю, было ли то самое «целительное прикосновение» причиной его возвращения к жизни, — но мои жена и дочь в этом совершенно уверены. Однако отказ от любых попыток поддерживать жизнь Джона лишил бы его возможности увидеться с семьей, попрощаться с ней и выразить свою искреннюю и глубокую любовь к родным людям. И нет такого алгоритма, чтобы рассчитать, насколько это важно.

Здравоохранение: персонал и рабочий процесс

В больницах и других медицинских учреждениях искусственный интеллект находит широкое применение — его диапазон куда шире, чем прогнозирование даты смерти и результатов лечения. К 2017 г. здравоохранение впервые заняло в США главенствующую позицию среди отраслей по числу рабочих мест, обогнав по этому показателю розничную торговлю²¹. В службах здравоохранения занято 16 млн человек, причем 300 000 рабочих мест было создано за календарный 2017 г. и столько же — за 2018-й. Практически каждый восьмой американец занят в сфере здравоохранения²². Согласно прогнозам Бюро трудовой статистики США, в течение ближайших 10 лет ожидается бурный рост числа рабочих мест в здравоохранении, включая такие профессии, как больничные сиделки (754 000), помощники по уходу на дому (425 000), врачи-ассистенты (40 000), фельдшеры (56 000) и медсестры по физиотерапии (27 000). Кадры — главный источник роста расходов на здравоохранение, которые, как уже не раз упоминалось, составляют в США \$3,5 трлн в год, поэтому легко себе представить, как отреагирует общество, если

окажется возможным с помощью искусственного интеллекта автоматизировать различные операции и остановить как безудержный рост численности медработников, так и связанные с этим расходы. Гарвардский профессор Кэтрин Бэйкер говорит об этом так: «Эти две цели — увеличить число рабочих мест в здравоохранении и сохранить доступность здравоохранения — несовместимы»²³.

Некоторые экономисты полагают, что рост числа новых рабочих мест в здравоохранении будет по темпам совпадать или немного превосходить темп, с которым искусственный интеллект сможет заменить людей на этих рабочих местах. Однако Кай-Фу Ли, один из ведущих специалистов по искусственному интеллекту, считает иначе: «Скоро станет совершенно очевидно, что половину наших обязанностей — куда качественнее и практически бесплатно — сможет выполнять искусственный интеллект. Это будет самый быстрый переход от одного способа производства к другому из всех, что переживало человечество, и мы к этому переходу не готовы»²⁴.

Больницы, поликлиники и органы здравоохранения используют человеческий труд для выписок из историй болезни, на основании которых определяют коды медицинских услуг для страховых компаний. Кроме того, им приходится привлекать специально обученных сотрудников для приема платежей и работы с претензиями. Американская академия специалистов по медицинским счетам (AAPC) насчитывает более 175 000 членов со средней зарплатой \$50 000 в год — и все эти люди заняты кодированием медицинских счетов. Примечательно, что определение стоимости медицинской услуги в США составляет более \$20, или 15% от общей цены. Еще хуже дела обстоят в отделениях скорой помощи, где этот показатель составляет 25%²⁵. В целом же более 20% расходов на здравоохранение в США — административные²⁶. Ручное составление расписаний работы

операционных или составление штатного расписания госпитальных и амбулаторных отделений ведет к заметному снижению эффективности. Большую часть работы, связанной с записью пациентов на прием и отслеживанием посещений, можно выполнять при помощи ИИ, способного обрабатывать естественный язык; человек нужен такой системе только для страховки — на случай ее отказа. В некоторых службах здравоохранения уже используются алгоритмы, предсказывающие неявку пациента на прием, а неявки — это значимый источник снижения эффективности, так как означают простой для многих сотрудников. Даже использование голосового ассистента компании AIVA от компании Inovia для замены кнопок вызова медсестры в больницах (или в дополнение к ним) может помочь повысить эффективность работы²⁷.

Все эти рабочие позиции ждут внедрения ИИ и повышения эффективности работы с его помощью. И определенные усилия уже предпринимаются. Один из показательных примеров — компания Qventus, использующая в своей платформе мультимодальные данные для прогнозирования выполнения графика работ в отделениях скорой помощи, операционных или аптеках: сведения из ЭМК, сведения об укомплектованности персонала, о счетах и количестве вызовов медсестер. Компания утверждает, что ей удалось добиться значительного снижения числа пациентов, попадающих в госпиталь²⁸, и доли больных, покинувших отделение без осмотра, а также сокращения времени, затраченного врачом на осмотр одного пациента²⁹. Есть и другие компании, такие как Conversa Health, Ayasdi, Pieces Tech и Jvoip, использующие искусственный интеллект для решения логистических задач и многих актуальных проблем, связанных с улучшением эффективности работы и качества ведения больных³⁰.

Каким образом искусственный интеллект может облегчить рабочий процесс, наглядно видно на примере программы, которую компания MedStar Health, крупнейшая система здравоохранения в Вашингтоне, ввела в своих отделениях скорой помощи. История болезни среднего пациента отделения скорой помощи содержит около 60 документов, на изучение и усвоение которых медработники тратят свое драгоценное время. MedStar разработала систему машинного обучения, которая быстро сканирует всю медицинскую карту больного и выдает рекомендации, касающиеся текущей симптоматики, освобождая от этой рутинной работы врачей и медицинских сестер и давая им возможность заниматься непосредственно пациентами³¹. Еще один пример автоматизации за счет ИИ — машинная интерпретация данных МРТ, которая заключается не только в чтении снимков. Алгоритм DeepVentricle, созданный компанией Arterys и одобренный FDA, позволяет быстро — за 15 секунд — анализировать объем сердечного выброса, уменьшая затраты времени на процедуру, которая при измерении кровотока занимает не меньше часа.

Сегодня автоматические программы для обработки медицинских изображений применяют все чаще и увереннее. Отчеты показывают, что использование алгоритмов глубокого обучения для реконструкции изображений позволяет сократить время, необходимое для получения и обработки снимков, улучшить качество изображений и снизить лучевую нагрузку на пациента. Когда такие нововведения станут обычной практикой, мы, возможно, впервые сможем воочию убедиться в безопасности, удобстве и дешевизне искусственного интеллекта³². Другая область возможного приложения ИИ — лучевая терапия в онкологии. Ученые из Университетского колледжа Лондона и сотрудники компании DeepMind создали алгоритм автоматизированного глубокого обучения для ускорения сегментирования в процессе анализа снимков, и

результаты машины оказались не хуже, чем у опытных специалистов-онкологов, проводящих лучевую терапию пациентам с опухолями головы и шеи. Примечательно, что при сохранении высокого качества работы удалось добиться значительной экономии времени³³. Использование алгоритмов глубокого обучения для сегментирования позволит значительно улучшить точность и уменьшить трудоемкость сканирования в сравнении с использованием традиционных алгоритмов под контролем специалистов.

Качественное прогнозирование серьезных заболеваний в режиме реального времени — еще один вероятный способ приложения искусственного интеллекта. Как мы уже знаем, эта проблема имеет огромную важность для больниц, так как одна из главных трудностей, с которыми сталкиваются в стационаре, — это лечение внутрибольничных инфекций. Сепсис, смертельно опасное инфекционное заболевание, в США становится причиной перевода в отделения интенсивной терапии в 10% случаев. Лечение сепсиса обходится в \$10 млрд в год и не всегда оказывается успешным: в США сепсис является причиной смерти в 20–30% случаев смерти среди всех госпитализированных больных. И в этом случае очень важна своевременная диагностика — ухудшение состояния происходит очень быстро, часто до того, как врачи успевают подобрать эффективные антибиотики, или до того, как те произведут нужный эффект. В одном ретроспективном исследовании, выполненном Сучи Сария из медицинской школы Университета Джонса Хопкинса, были использованы данные 53 000 пациентов с верифицированным диагнозом сепсиса, включая жизненно важные показатели, сведения из ЭМК, данные лабораторных исследований и анамнестические данные. Автор исследования ставила целью установить, можно ли было выявить сепсис раньше, чем это было сделано в реальности. К сожалению, точность алгоритма ($ROC \approx 0,70$) оказалась не слишком обнадеживающей³⁴. Вторая по

серьезности госпитальная инфекция — это инфекция, вызываемая особым видом клостридий, *Clostridium difficile*, и в этом случае ИИ тоже может оказаться хорошим подспорьем. Имеющиеся на сегодня данные внушают в этом плане большой оптимизм в США. *C. diff.* ежегодно убивает около 30 000 человек из 450 000, у которых диагностируют эту инфекцию³⁵. Эрика Шеной и Дженна Винс разработали алгоритм для прогнозирования риска на основе выборки из 374 000 госпитализированных пациентов двух крупных больниц: были использованы 4 000 единиц структурированных данных, извлеченных из ЭМК больных. Площадь под кривой для двух больниц составили 0,82 и 0,75, причем некоторые показатели были специфичны только для какой-то одной из них³⁶. Если автоматизированные системы смогут повысить бдительность врачей в отношении *C. diff.*, то можно надеяться, что заболеваемость ею в будущем значительно снизится.

Профилактика внутрибольничных инфекций, которыми заражается один из 25 пациентов (от персонала или от других пациентов), также представляет собой серьезную проблему для стационаров. Например, мы знаем, что пренебрежение мытьем рук — один из определяющих факторов возникновения и распространения госпитальных инфекций. Для работы «Видеотехнологии и умная больница: на пути к будущему» Альберт Хак и его коллеги из Стэнфордского университета использовали глубокое обучение и автоматическое машинное видеонаблюдение для ненавязчивого слежения за гигиеной (в частности, за мытьем рук) врачебного персонала клиники Стэнфордского университета, основываясь на анализе отснятого материала и показателях датчиков расстояния. Технология позволяет определить чистоту рук после мытья с уровнем точности, превышающим 95% (см. рис. 9.1)³⁷. Такие датчики, использующие инфракрасное излучение для получения силуэтных изображений на основании расстояния от датчика до объекта,

можно устанавливать в холлах больниц, в операционных и у больничных коек для того, чтобы в полной мере положиться на «бдительность» компьютерного зрения.

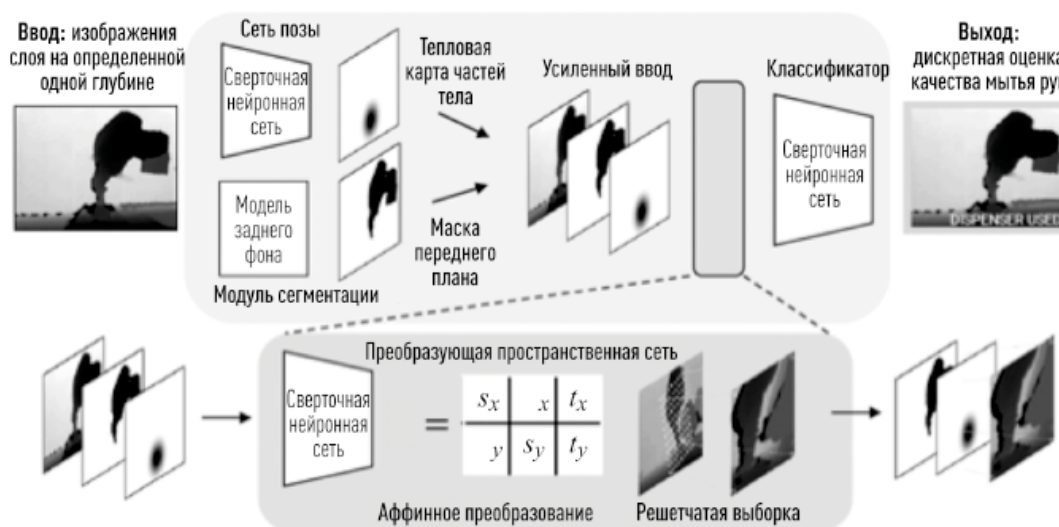


Рис. 9.1. Действия в процессе мытья рук оцениваются в ходе машинного видеонаблюдения. Источник: с изменениями из: A. Naque et al., *Towards Vision Based Smart Hospitals: A System for Tracking and Monitoring Hand Hygiene Compliance*, arXiv (2017): <https://arxiv.org/abs/1708.00163>.

И действительно, у машинного видеонаблюдения широчайшие перспективы в плане распознавания закономерностей при помощи глубокого обучения — особенно в динамичной больничной обстановке, где многое требует контроля. Еще одно поле приложения машинного видеонаблюдения — отделения интенсивной терапии. Усиленное глубокое обучение на материале показателей жизнедеятельности уже применяется в качестве средства автоматического отключения пациента от аппарата искусственной вентиляции легких — а это по-прежнему трудоемкий и непредсказуемый клинический процесс³⁸.

Видеонаблюдение за пациентами может помочь определить, есть ли риск, что больной вот-вот выдернет из трахеи

интубационную трубку, а также позволит отслеживать те данные, которые не улавливаются мониторами, регистрирующими параметры жизнедеятельности. Глубокая нейронная сеть ICU Intervene для использования в отделениях интенсивной терапии, разработанная в лаборатории информатики и искусственного интеллекта Массачусетского технологического института (CSAIL), способна помочь врачам определить, когда больному может потребоваться искусственная вентиляция легких или введение вазопрессоров и жидкостей для поддержания артериального давления, а также другие вмешательства³⁹. Другой алгоритм CSAIL помогает определить оптимальный срок выписки из отделения интенсивной терапии. Цель применения такого алгоритма — сокращение сроков госпитализации и предупреждение высокой смертности⁴⁰. Другие усилия разработчиков подобных алгоритмов для ОИТ направлены на уменьшение нагрузки на медсестер благодаря автоматическому наблюдению с помощью камер или алгоритмической обработке жизненно важных показателей.

Пока машинное наблюдение с применением датчиков окружающей среды еще в самом начале пути, но можно с полным основанием полагать, что эта форма ИИ будет весьма полезна для усиления безопасности пациента и повышения эффективности работы медицинского персонала. Еще одна распространенная больничная задача, решению которой может способствовать машинное наблюдение, — установка центрального венозного катетера, или ЦВК (как правило, в подключичную или яремную вену пациента). Эта процедура представляет собой достаточно серьезное вмешательство, которое может осложниться инфекцией, коллапсом легкого или повреждением крупной артерии. Мониторинг соблюдения техники выполнения и стерильности способен повысить безопасность всей процедуры. Сама обстановка в процедурном кабинете изменится, если машинное видеонаблюдение будет отслеживать действия

персонала, состояние инструментария и рабочий процесс в целом⁴¹. Видеонаблюдение, выполняемое искусственным интеллектом, может способствовать профилактике падений пациентов в больницах, так как позволит следить за больными с нарушениями походки и за их потенциально опасными движениями.

В настоящее время разрабатываются такие же алгоритмы, призванные ускорить процесс диагностики и лечения инсультов. FDA одобрило алгоритмы от компании Viz.ai, которые способны анализировать КТ головного мозга на предмет выявления признаков инсульта. Алгоритм позволяет неврологам и врачам ОИТ быстро понять, есть ли у пациента инсульт (и если да, то какого типа), уже во время проведения исследования. Уже есть утвержденные методы лечения, позволяющие уменьшить масштабы поражения мозга после наступления инсульта, — например, растворение или удаление тромба из артерии, питающей пораженный участок мозга (тромбоэктомия). Инструментарий искусственного интеллекта позволит быстрее выполнять такие вмешательства у больных, которым они показаны. Быстрота вмешательства в таких ситуациях критически важна: за каждую минуту продолжающейся блокады питающей артерии пациент теряет около 2 млн нервных клеток⁴². Еще на догоспитальном этапе диагностики инсульта парамедики имеют возможность использовать одобренную в 2018 г. FDA систему Lucid Robotic — устройство, которое надевается на голову пациента и передает ультразвуковые волны в мозг (через ухо): оно способно с помощью алгоритмов искусственного интеллекта распознать признаки инсульта, что помогает персоналу принимающего госпиталя подготовиться к процедуре удаления тромба⁴³.

Грядет и другое важное изменение, которое коснется рабочих процессов в медицине (как в стационарах, так и в местах оказания амбулаторной помощи): появится возможность при

помощи искусственного интеллекта переложить большую часть обязанностей с врачей на других сотрудников. В США в настоящее время насчитывается около 700 000 практикующих врачей — и при этом около 100 000 врачей-ассистентов, а также 240 000 фельдшеров (и те и другие вместе составляют меньше половины от числа врачей). Учитывая, что сегодня разрабатывается большое количество алгоритмов искусственного интеллекта в помощь медикам, естественно ожидать, что в будущем соотношение численности этих трех групп изменится, а медики среднего звена станут играть более значимую роль в лечебно-диагностическом процессе⁴⁴. Заслуживает упоминания критическая оценка внедрения ИИ в здравоохранение: она потребует исследования пользовательской аудитории, тщательной разработки применяемых систем и обдуманной выдачи решений с учетом рисков и преимуществ. В противном случае могут повториться проблемы, сопровождавшие широкое внедрение в клиническую медицину электронных историй болезни: если не учесть упомянутые важные этапы, это может нанести серьезный вред качеству лечения пациентов.

Станут ли ненужными больницы?

Мы все смелее говорим, что больницы — по крайней мере, в их нынешнем состоянии — «вымирающий вид»⁴⁵. Понятно, что всегда будут нужны отделения интенсивной терапии, операционные и отделения скорой помощи, но больничные палаты, то есть основная масса госпитальных помещений, могут исчезнуть. Центр виртуальной помощи больницы Мерсу в Сент-Луисе позволяет заглянуть в будущее⁴⁶. В этом центре есть врачи и медицинские сестры, они разговаривают с больными, следят за экранами мониторов с графиками жизненно важных функций каждого пациента и реагируют на сигналы тревоги. Но в этом центре нет коек. Это первый в США виртуальный госпиталь,

открытый в 2015 г. Строительство его обошлось в \$300 млн. Пациенты могут находиться в отделении интенсивной терапии или у себя дома в постели, под обычным или интенсивным наблюдением, — но все они наблюдаются удаленно. Даже если больной не предъявляет никаких жалоб, наблюдение с помощью алгоритмов искусственного интеллекта помогает выявлять подозрительные признаки и оповещать о них врача. Использование высокотехнологичных алгоритмов ИИ в режиме реального времени для дистанционной диагностики возможного сепсиса или декомпенсации сердечной деятельности — весьма соблазнительная перспектива. Конечно, может показаться, что в наблюдении на расстоянии есть некоторая отстраненность, но на практике это не так; в виртуальном центре была воплощена идея «бесконтактной душевной теплоты». Медсестры Центра виртуальной помощи поддерживают регулярный словесный контакт с пациентами на протяжении всего времени наблюдения, и, по отзывам некоторых пациентов, создается ощущение, что у них появилось «50 любящих бабушек и дедушек сразу»⁴⁷.

Помимо заботы о пожилых и престарелых пациентах с острыми заболеваниями, прилагаются целенаправленные усилия по использованию ИИ для обеспечения комфортной жизни дома для стариков — чтобы им не приходилось переезжать в дома престарелых и хосписы и чтобы сиделки и социальные работники не были вынуждены посещать их слишком часто. Сегодня многочисленные стартапы разрабатывают датчики и алгоритмы для мониторинга походки, пульса, температуры тела, настроения, умственной сохранности, физической активности и многих других параметров. Более того, инструменты ИИ для улучшения зрения и слуха способны помочь старикам лучше воспринимать внешний мир, что повысит их безопасность и улучшит качество жизни. Например, с помощью приложения Airoly пожилой человек со значительным снижением зрения может просто направить смартфон на какой-либо предмет, и искусственный

интеллект тотчас же опишет его голосом. Это же приложение может описывать цвет. В пол можно вмонтировать датчики, улавливающие падение человека. Роботы-помощники в виде домашних животных, а также специально созданные голосовые ассистенты вроде ElliQ (от компании Startup Robotics) — примеры аппаратного ИИ, помогающего старикам вести независимую жизнь⁴⁸.

У дистанционного мониторинга в будущем довольно широкие перспективы. Каждая ночь, проведенная пациентом в больнице, добавляет к стоимости лечения в среднем \$4700, так что нетрудно найти экономические обоснования для создания соответствующего оборудования и программ. Надо добавить к этому комфорт от пребывания дома — без риска заразиться госпитальной инфекцией и без писка мониторинговых систем и аппаратов, мешающего спать. Тем не менее на сегодня центр в Сент-Луисе остается единственным в своем роде, и пока мы не видим попыток распространить этот опыт на всех пациентов, нуждающихся в интенсивной терапии в условиях специализированного отделения. От этого нас отделяет несколько нерешенных проблем. Несмотря на то, что системы автоматического мониторинга всех жизненно важных функций, например аппараты Visi компании Sotera Wireless, одобрены официально и применяются во многих учреждениях, эти устройства пока не получили одобрения FDA на использование в домашних условиях. До тех пор, пока не появятся аппараты такого рода, одобренные FDA и при этом работающие автоматически, точные, недорогие и способные подключаться к системам мониторинга госпиталей, это будет препятствием на пути широкого внедрения опыта Сент-Луиса. Впрочем, вероятно, что еще более серьезное препятствие представляют собой отсутствие моделей страховых выплат за такой мониторинг, задержки с получением новых кодов и одобрения со стороны как Medicare, так и частных страховых компаний.

Страховые компании и работодатели

Несмотря на проблемы со страховыми выплатами, мешающие применению медицинского искусственного интеллекта в домашних условиях, доминирующие силы общества — медицинские страховые компании и работодатели — в перспективе могут извлечь большую выгоду от внедрения в практику ИИ. Их мотив понятен: сокращение расходов. Общество не слишком тепло относится к страховым компаниям — пациенты чересчур часто сталкиваются с отказом оплачивать необходимое, с их точки зрения, лечение или с удручающе неполным страховым покрытием уже полученного лечения. Чтобы отказать в выплате или урезать ее, не нужны никакие алгоритмы — хотя и к этому вполне можно приложить искусственный интеллект...

Будучи советником государственной Ассоциации Голубого Креста и Голубого Щита (Blue Cross Blue Shield, сокращенно BCBSA), которая надзирает за всеми 37 региональными планами страховой медицины в США, я видел, как в некоторых сегментах начинает применяться искусственный интеллект. Были созданы более удачные алгоритмы для больных сахарным диабетом, основанные не только на жестко установленных правилах (именно так работают сегодня практически все алгоритмы), но и на глубоком машинном обучении: это упреждающие алгоритмы, они учитывают такие ключевые коварианты, как колебания веса пациента в режиме реального времени, качество сна, питание, стресс и физическая активность. Сотрудничество этой страховой ассоциации с Onduo — компанией, занимающейся созданием алгоритмов для борьбы с сахарным диабетом, — отражает неподдельный интерес к внедрению ИИ в страховую медицину. В самом деле, поскольку сахарный диабет — одно из самых распространенных хронических заболеваний, а его лечение стоит недешево, появились планы сотрудничества и с другими

компаниями, такими как Virta и Livongo, занимающимися, помимо прочего, виртуальным обучением, которое способно помочь пациентам поддерживать и контролировать свое состояние (см. главу 11).

Во время моего посещения офиса United Health Group в конце 2017 г. ее новый генеральный директор Дэвид Вихманн показал мне, как организация использует искусственный интеллект для решения множества специфических задач. Компания прибегает к методам обработки естественного языка, чтобы исключить работу с клавиатурой во время врачебных приемов, и мне убедительно продемонстрировали, что это возможно. United Health дорабатывает под своим брендом голосовой ассистент Amazon Echo для различных нужд здравоохранения — это еще один пример целенаправленного использования голосовых платформ искусственного интеллекта; тем же занимается сейчас и Голубой Крест. Параллельно United Health инвестирует крупные средства в компании, занимающиеся передовыми методами ведения пациентов с сахарным диабетом, приобретя в конце 2017 г. компанию Savvysherpa, которая разработала алгоритм ведения сахарного диабета 2-го типа с использованием датчика для определения уровня глюкозы, что способствует более эффективной работе персонала (в том, что касается контроля уровня сахара крови) и снижению стоимости лечения.

Голубой Крест и United Health — две крупнейшие медицинские страховые компании США. При их огромных масштабах (эти две компании осуществляют медицинское страхование 170 млн американцев) они довольно медленно продвигаются в плане адаптации к новым технологиям. И хотя они используют инструменты ИИ для повышения эффективности коммерческой деятельности — как собственной, так и дочерних компаний, — а также для вспомогательных услуг в области здравоохранения и для работы с большими данными (этим занимается Optum Health, подразделение компании), все же

страховые компании должно интересоваться использование ИИ для нужд практического здравоохранения, а не только для бумажной работы. Однако нет никаких сомнений в том, что «кабинетные» функции искусственного интеллекта будут развиваться и дальше. Компания Accolade Health меняет принципы работы с клиентами при помощи приложения для смартфонов под названием Health Assistant, которое помогает клиентам ориентироваться в системе здравоохранения: от поиска нужного консультанта до вопросов, связанных со счетами и страховыми выплатами.

Существуют серьезные опасения, что искусственный интеллект, став частью системы медицинского страхования, создаст большие проблемы для пациентов. Особенно тревожит возможное использование аналитических возможностей ИИ для разделения пациентов на группы в соответствии с состоянием здоровья и повышения страховых взносов в случаях повышенного риска. В эпоху улучшения качества и точности прогнозирования изменений в состоянии здоровья необходимо предусмотреть законодательное регулирование, чтобы избежать дискриминации людей с повышенным риском. Ушли годы на принятие федеральных законов против генетической дискриминации со стороны работодателей и медицинских страховщиков, но и это полумеры, так как страхование жизни и установление долгосрочной инвалидности могут оказаться дискриминационными на основании генетической информации. Несмотря на то, что закон о доступности медицинской помощи предписывает исключение предварительных условий из рассмотрения при определении суммы страховых взносов, этот пункт не высечен на каменных скрижалях, о чем недвусмысленно сказали в администрации Трампа⁴⁹. При таком подходе прогнозирование риска заболевания в индивидуальном порядке становится еще одной проблемой, ожидающей решения.

Возможно, менее пагубной, но все же вызывающей достаточно беспокойства является опора на корпоративные

«оздоровительные» программы, которые есть в большинстве средних и крупных компаний в США, хотя в целом они не проходили проверку на надежность в плане положительного влияния на здоровье. Такие программы контроля здорового образа жизни включают подсчет сделанных за сутки шагов, показатели массы тела и артериального давления, а также анализы крови на холестерин. Кроме того, предусматривается поощрение для работников, ведущих здоровый образ жизни и участвующих в этих программах (например, доплата в страховой фонд части суммы). Но понятие «здоровый образ жизни» определено не слишком четко, а экономическая эффективность такой стратегии серьезно оспаривается⁵⁰. Один из способов улучшения этих программ — задействовать виртуальных медицинских консультантов, способных собрать и использовать намного больше детальной и глубокой информации о пользователе. Здесь, однако, снова возникает опасение, что работодатели — через свои страховые компании — смогут использовать собранные данные для уменьшения финансовой выгоды конкретных людей, что может понизить привлекательность таких технологий для пациентов.

Если отвлечься от американских примеров, то можно взглянуть на одну относительно небольшую страховую компанию, у которой есть определенный опыт работы с исчерпывающими данными. Это компания Discovery Limited, учрежденная в ЮАР и работающая также в Австралии, Китае, Сингапуре и Великобритании. Ее программа Vitality опирается на большие данные, чтобы зафиксировать и проанализировать физическую активность, питание, результаты лабораторных исследований, значения артериального давления, а с недавнего времени (для некоторых людей) и полную последовательность генома. Мы пока ждем публикаций об улучшении результатов лечения при использовании столь многослойных данных, но, во

всяком случае, это выглядит как тренд, к которому придется присмотреться и другим страховым компаниям.

Медицинский искусственный интеллект на государственном уровне

Медицинский искусственный интеллект не привлекает такого внимания и не связан с такими амбициями, как применение ИИ с целью военного, кибернетического и политического доминирования, по поводу чего российский президент Владимир Путин уже заявил: тот, кто станет лидером в этой области, будет править миром⁵¹. Цель внедрения ИИ в медицину — улучшение системы здравоохранения и снижение ее стоимости для граждан, а не мировое господство. Искусственный интеллект завоевывает позиции именно в медицине — по всему миру. Канада стала центром глубокого машинного обучения. Возглавляет исследования Джеффри Хинтон, профессор Университета Торонто, а десятки его бывших учеников продолжают развивать его идеи, занимая ведущие места в Google, Uber, Facebook, Apple и других лидирующих ИТ-компаниях. Хинтон считает, что искусственный интеллект приведет к революции в здравоохранении, а его компания Vector использует нейронные сети для обработки огромных массивов данных больниц Торонто. Возглавляемый Хинтоном Кардиологический центр имени Петера Мунка занимается преимущественно лечением сердечно-сосудистых заболеваний и использует искусственный интеллект для дистанционного наблюдения за пациентами. Компания Deer Genomic, учрежденная Бренданом Фреем, одним из учеников Хинтона, использует искусственный интеллект для интерпретации геномных данных⁵². Это всего лишь малая часть инициатив и компаний, занятых применением искусственного интеллекта в Канаде.

Вполне вероятно, наиболее серьезные изменения, обусловленные применением ИИ в медицине, произойдут далеко от США, и выдающимися первопроходцами, как представляется, станут Индия и Китай. Соотношение численности врачей и пациентов в Индии равно 0,7 на 1 000 населения, то есть вдвое меньше, чем в Китае (1,5), и существенно меньше, чем в США (2,5). О высокой заинтересованности искусственным интеллектом в Индии свидетельствует появление различных компаний: Tricog Health занимается диагностикой сердечно-сосудистых заболеваний на основе облачных вычислений, Aindra Systems — автоматическим выявлением рака шейки матки по материалам мазков, Niramai — ранней диагностикой рака молочной железы, Ten3T — проблемой дистанционного мониторинга пациентов. Новаторские разработки офтальмологической клиники Аравинд (крупнейшей офтальмологической сети в мире), выполненные в сотрудничестве с Google, стали основой для создания алгоритмов глубокого обучения по выявлению диабетической ретинопатии — заболевания, которому подвержены около 400 млн человек в мире, причем большинству из них по тем или иным причинам недоступен скрининг⁵³.

Но в том, что касается внедрения ИИ в медицину, лидирующее положение, несомненно, занимает Китай. Этому способствует множество благоприятствующих факторов: беспрецедентно огромное количество собранных данных (граждане не имеют права уклоняться от обследования), крупные инвестиции государственных и венчурных фондов, серьезные программы по изучению искусственного интеллекта в большинстве крупных университетов и поощрительное законодательство⁵⁴. Все это отнюдь не случайно: в Китае ощущается и настоятельная потребность в развитии искусственного интеллекта применительно к медицине. Линь Чэньси, руководитель компании Yitu, занимающейся анализом медицинских

изображений, так формулирует эту проблему: «В Китае медицинские ресурсы очень скудны, да еще и очень неравномерно распределены, так как в основном все крупные лечебно-диагностические центры расположены в столицах провинций. Если системы искусственного интеллекта удастся внедрить в сельские больницы, то положение значительно улучшится»⁵⁵. На 1 млн населения Китая приходится всего 20 офтальмологов, что отражает общую тенденцию: в целом по стране соотношение между числом специалистов и числом пациентов не превышает одной трети аналогичных показателей США. В Китае работает 130 медицинских компаний, занятых разработкой алгоритмов искусственного интеллекта: их цель — повысить эффективность и обеспечить доступность медицинской помощи⁵⁶.

Все это опирается на мощную поддержку. В 2018 г. китайское правительство обнародовало манифест о намерении сделать Китай ведущей державой в области искусственного интеллекта (наряду с запуском собственной версии лунной программы «Аполлон-11»)⁵⁷. И хотя Китай и Соединенные Штаты разделяет пропасть, так как в США намного больше компьютерных специалистов, чем в Китае, эта пропасть на глазах становится все уже и уже. С 2014 г. в Китае опубликовано больше научных работ в области глубоких нейронных сетей, чем в США. Китай занимает второе после США место в мире по числу патентных заявок и по объему частных инвестиций в искусственный интеллект⁵⁸. Параллели между титанами ИТ-олигополии в США и Китае поражают: Tencent не уступает Facebook, Baidu — Google, а Alibaba очень напоминает Amazon. Несмотря на то, что китайские достижения в области ИИ преподносятся миру с меньшей помпой, чем американские, прогресс китайцев в распознавании образов и речи поистине впечатляет.

Результаты внедрения ИИ в медицину на сегодня просто удивительны. Больница Гуанчжоу использует искусственный интеллект, обученный на материале 300 млн историй болезни пациентов со всей страны (неудивительно, что *The Economist* характеризует Китай как «цифровую Саудовскую Аравию»), причем почти на каждом этапе процесса — от регистрации данных в историях болезни до предварительной диагностики через робототехническое приложение WeChat, от распознавания пациентов по лицам и интерпретации снимков КТ до организации работы операционных блоков⁵⁹. Компания Tencent очень активна в диагностике по медицинским изображениям и в разработке новых лекарств, а также поддерживает WeDoctor Group — больницу будущего. Компания VoxelCloud, занимающаяся интерпретацией снимков глазного дна (ее тоже поддерживает Tencent), разрабатывает программы скрининга на выявление диабетической ретинопатии — ведущей причины слепоты среди китайцев трудоспособного возраста. Наиболее интенсивно внедрением искусственного интеллекта в медицину занимается компания iFlytek — мировой лидер в области распознавания речи. В 2018 г. компания создала робота по имени Сяои, который благодаря ИИ выдержал квалификационный экзамен для врачей, получив 456 баллов, то есть на 92 балла больше, чем требуется⁶⁰. Компания, полагаясь на непревзойденную способность машины усваивать и анализировать огромные массивы данных, намерена внедрить робота в здравоохранение в помощь терапевтам и онкологам по всему Китаю. Фирма-стартап PereDoc, которую основал радиолог-онколог Чунчун У, уже установила свои алгоритмы анализа медицинских изображений в 20 китайских больницах⁶¹. Компания Ant Financial создала говорящего робота, который удовлетворяет запросы клиентов успешнее, чем специалисты-люди⁶². Ant Financial также приобрела американскую компанию

Eye-Verify (которая теперь называется ZoloZ), занимающуюся разработкой алгоритмов искусственного интеллекта для анализа изображения глазного дна. При таком массированном вторжении медицинского искусственного интеллекта во все сферы жизни Китая высказываются опасения, что этот универсальный надзор создаст угрозу конфиденциальности частной жизни. Например, трехзначный кредитный счет Ant Financial можно привязать к медицинским данным. В дополнение к видеокамерам, установленным на расстоянии нескольких сотен метров друг от друга на улицах большинства городов, ID-номер каждого гражданина можно связать с системой распознавания лиц, информацией о ДНК, изображением радужной оболочки и другими биометрическими данными⁶³. Такие расширенные меры по распознаванию и наблюдению средствами искусственного интеллекта пока еще не удалось увязать со значимыми улучшениями в здравоохранении.

Индия и Китай — не единственные страны, где ИИ ускоренными темпами внедряют в медицину. Во Франции и Великобритании выделяют значительные ресурсы для развития систем искусственного интеллекта, причем приоритет отдается использованию ИИ в медицине и здравоохранении. В 2018 г., сразу после того как французское правительство опубликовало политическое заявление «К осмысленному искусственному интеллекту» и направило значительные средства на развитие ИИ (почти \$2 млрд), Эммануэль Макрон дал интервью журналу *Wired*⁶⁴. Николас Томпсон, редактор журнала, спросил: «Какие примеры работы искусственного интеллекта поразили вас больше всего и заставили подумать: "О, а это и в самом деле очень важно"?» Макрон ответил: «Вероятно, достижения искусственного интеллекта в медицине — там, где речь идет о персонализированной и профилактической медицине. У нас, я видел, есть кое-какие инновации, которые за счет более качественного анализа помогают прогнозировать риск чем-то

заболеть и дают рекомендации по профилактике или оптимизации лечения... Инновации, которые ИИ привносит в здравоохранение, смогут полностью преобразить медицину: появятся новые способы лечения и предупреждения различных заболеваний. ИИ не заменит врача, но поможет снизить риск для жизни»⁶⁵.

В Великобритании тоже возлагают большие надежды на будущее искусственного интеллекта, подчеркивая его значение для здравоохранения. Британское правительство выступило с докладом о так называемых «главных вызовах» — четырех важнейших сферах развития, одна из которых непосредственно связана с ИИ. Тереза Мэй отметила: «Развитие умных технологий для более быстрого и более точного анализа большего объема данных, то есть работы, недоступной человеческому разуму, открывает совершенно новую область медицинских исследований и дает нам в руки новое оружие для борьбы с болезнями»⁶⁶. В 2018 г. мне было поручено работать с Национальной службой здравоохранения Великобритании над планами на будущее в области здравоохранения. В частности, я должен был возглавить работу по оценке влияния искусственного интеллекта и других медицинских технологий на медицинские кадры, чтобы спрогнозировать, как изменится ситуация в течение следующих двух десятилетий⁶⁷. Возможность совместной работы с ведущими специалистами в области искусственного интеллекта, геномики и робототехники, а также с экспертами по этике, экономике и образованию — это незабываемый опыт в контексте системы страховой медицины, где услуги медицинского страхования оплачивает государство («единый плательщик»), а не частные компании, особенно с учетом стремления этой системы меняться и адаптироваться. Полный отчет был опубликован в 2019 г. В нем мы прогнозировали значительное влияние искусственного интеллекта на всех уровнях — на уровне пациента, медика и всей системы национального здравоохранения.

Приводя здесь данные по разным странам отдельно, я мечтаю о том времени, когда все медицинские данные мира сольются воедино. Глобализация этих данных — наилучший способ полностью раскрыть могучий потенциал ИИ в медицине: так мы создадим ресурс знаний планетарного масштаба и совершенную самообучающуюся систему здравоохранения. Это компенсирует тот факт, что большинство современных биомедицинских исследований было проведено на людях европейского происхождения (и, следовательно, медики зачастую не могут экстраполировать полученные данные на пациентов другой расы). Если все без исключения люди будут представлены в этой системе полными данными о примененном лечении и соответствующих результатах, то искусственный интеллект сможет анализировать ближайших соседей и находить «цифровых близнецов». Ими окажутся индивиды, которые будут по всем своим демографическим, биологическим, физиологическим и анатомическим признакам больше всего напоминать человека, находящегося в группе риска, или пациента с недавно поставленным серьезным диагнозом. Знание о результатах лечения у таких «близнецов» позволит лучше предупреждать и лечить заболевания, а также улучшить состояние здоровья следующих поколений. Вероятность создания такого объединенного ресурса для всего населения мира очень мала, в особенности из-за опасений по поводу конфиденциальности и тайны частной жизни, а также трудностей, сопровождающих межкультурный обмен информацией. Но мы уже наблюдаем нечто подобное в более мелком масштабе — например, в случае с компанией Tempus Labs, которая сосредоточила свои усилия на борьбе с онкологическими заболеваниями (см. главу 7). Это довольно смелый сценарий, и с его помощью мы можем представить себе, что ожидает нас в долгосрочной перспективе: борьба с болезнями, которая не будет знать барьеров и географических границ. Но даже если на сегодня шансы

невелики, я надеюсь, что успехи на этом поприще помогут их повысить. Как только будет наглядно и недвусмысленно показано, что после появления «цифровых близнецов» результаты лечения стали лучше, местные системы здравоохранения проникнутся доверием к новшеству и начнут присоединяться к глобальной инфраструктуре.

Отдав должное обзору возможностей на уровне систем организации здравоохранения, давайте теперь вернемся немного назад и обратимся к проблеме открытия новых лекарств и к фундаментальной медицине, то есть к науке, способной улучшить качество лечения и получить наилучшее представление о механике здоровья и болезни. Здесь искусственный интеллект тоже начинает оказывать все большее влияние, что со временем может оптимизировать результаты и повысить эффективность медицинской практики в целом.

Важнейшие открытия

Люди думают, что технология + большие данные + машинное обучение = наука. Они заблуждаются.

Джон Кракауэр[23]

Огромные массивы данных, которые имеются на сегодня в биологии и медицине, настоятельно требуют внедрения машинного обучения и искусственного интеллекта. Возьмем для примера «Атлас ракового генома» (TCGA), содержащий многомерные биологические данные, охватывающие множество «-омик» — геномику, протеомику и так далее. Всего в атласе содержится более 2,5 петабайт информации, извлеченной из данных по более чем 30 тысячам пациентов¹. Ни одному человеку не под силу просмотреть и проанализировать все эти данные. Онколог Роберт Дарнелл, работающий в настоящее время на факультете нейробиологии Рокфеллеровского университета, заметил: «Мы, как биологи, можем лишь указать, например, на биологические основы аутизма. Мощь машины, которая может задать триллион вопросов там, где мы успеваем задать всего десять, меняет правила игры».

Правда, в отличие от тех осязаемых и зримых изменений, которые уже сегодня ощущают в связи с применением искусственного интеллекта специалисты таких отраслей медицины, как рентгенология и патологическая анатомия (то

есть там, где требуется распознавание сложных образов), наука стоит особняком: искусственный интеллект пока не посягает на статус-кво ученых, ИИ может им только помочь. Как выразился Тим Аппенцеллер в материале для журнала *Science*, искусственный интеллект — это пока «подмастерье» ученых. Но искусственный интеллект уже может предложить им весьма ощутимую помощь: на обложке одного из номеров *Science* 2017 г. так и было написано — «Искусственный интеллект преобразует науку». Оказывается, ИИ не только «породил нейробиологию» (как мы скоро сами убедимся), но и «перезагрузил процесс открытия». В самом деле, *Science* разглядел там, за горизонтом, нечто по-настоящему новое — «перспективу полностью автоматизированной науки», и это, по мнению авторов статьи, означало, что «неутомимый ученик очень скоро может стать равноправным коллегой»².

ИИ-«коллега» — это, на мой взгляд, дело довольно далекого будущего, но его проникновение в науку происходит быстрыми темпами, независимо от того, сможет ли он когда-нибудь потеснить ученых. И действительно, ИИ в приложении к биологическим наукам развивается быстрее, чем в приложении к здравоохранению. В конце концов, данные фундаментальной науки далеко не всегда требуют валидации на основании клинических испытаний. Фундаментальная наука не нуждается в одобрении со стороны медицинского сообщества, ее не нужно внедрять в практику, она не обязана соответствовать строгим требованиям регулирующего законодательства. Впрочем, несмотря на то, что наука не всегда способна пробиться в клиническую практику, в конечном счете все передовые достижения — будь то открытие новых, более эффективных лекарств или выявление биохимических механизмов, отвечающих за здоровье и болезни, — так или иначе повлияют на практикующих медиков. Давайте посмотрим, чего же добился наш «подмастерье».

Биологические «-омики» и рак

В геномике и биологии искусственный интеллект — незаменимый партнер ученых, так как машины обладают зрением, способным различать вещи, недоступные человеческому глазу, и просеивать огромные массивы данные, непостижимые человеческим разумом.

Богатая данными геномика представляет собой идеальное поле приложения компьютерных методов. Каждый из нас — это сокровищница генетических данных, в диплоидном (от отца и матери) хромосомном наборе каждого из нас содержится 3,2 млрд пар различных сочетаний нуклеотидов: А (аденин), Ц (цитонин), Г (гуанин) и Т (тимин), причем 98,5% этого генома не кодирует никаких белков. То есть спустя 10 с лишним лет после полной расшифровки человеческого генома функция всего этого материала остается непонятной.

Одна из первых попыток глубокого обучения, касающегося генома, Deep-SEA, была посвящена выяснению функции элементов, не принимающих участия в кодировании белков. В 2015 г. Цзянь Чжоу и Ольга Трояновская из Принстонского университета опубликовали алгоритм, который после обучения на основе данных каталогизации десятков тысяч нуклеотидов, не кодирующих белки, оказался способным предсказать, как именно последовательности ДНК взаимодействуют с хроматином. Хроматин состоит из крупных макромолекул, которые обеспечивают «упаковку» ДНК для хранения, а также помогают разворачивать ее нить для транскрипции РНК и (в конечном счете) для трансляции белков. Таким образом, взаимодействие между хроматином и последовательностями ДНК играет важную регуляторную роль. Сяохуэй Се, специалист по ИТ из Калифорнийского университета в Ирвайне назвал это «важной вехой на пути приложения глубокого обучения к геномике»³.

Еще одним доказательством этой концепции, одним из первых, стало исследование генетических основ расстройств аутистического спектра (РАС). До этого исследования с аутизмом с высокой степенью достоверности связывали только 65 генов. Алгоритмы позволили идентифицировать 2500 генов, которые с большой вероятностью влияют на проявление симптомов или даже являются первопричиной РАС. Алгоритмы позволили даже картировать взаимодействие заинтересованных генов⁴.

Глубокое обучение также помогает решать фундаментальную задачу интерпретации вариантов идентифицированных последовательностей полного генома человека. Наиболее широко используется программа Genome Analysis Toolkit (GATK). В конце 2017 г. компания Google Brain разработала и внедрила систему DeepVariant в дополнение к GATK и другим ранее разработанным инструментам. DeepVariant не использует статистический подход ни для выявления мутаций и ошибок, ни для вычисления вероятности, истинным или ошибочным является сочетание нуклеотидов. Вместо этого система создает визуализацию базовых эталонных (референсных) геномов, известную под названием «стопки изображений», и использует ее для глубокого обучения сверточной нейронной сети, а затем создает визуализации заново секвенированных геномов, в которых ученые хотят идентифицировать варианты. К сожалению, несмотря на то, что DeepVariant находится в открытом доступе, использовать его сложно, так как он требует массивных вычислений и дает бóльшую нагрузку на процессор, чем GATK⁵.

Определение потенциальной патогенности обнаруженного варианта представляет собой нелегкую задачу, а если вариант находится в части генома, не кодирующей белки, то дело становится еще более запутанным. И хотя на сегодня существует более 10 алгоритмов ИИ, направленных на решение этой задачи, идентификация вариантов генома, вызывающих заболевания, остается пока самой важной нерешенной проблемой.

Принстонская команда, упомянутая выше, сделала еще один важный шаг вперед в приложении глубокого обучения к геномике, приступив к предсказанию влияния вариантов элементов генома, не участвующих в кодировании, на экспрессию генов и риск заболеваний⁶. Коллектив ученых компании Illumina использовал глубокое обучение в приложении к исследованию генома приматов для повышения точности прогнозирования болезнетворных мутаций человеческого генома⁷.

Геномика (исследования ДНК) — не единственная «-омика», созревшая для машинного и глубокого обучения. Глубокое обучение уже используется для каждого уровня биологической информации, включая данные об экспрессии генов, о факторах транскрипции и РНК-связывающих белках, о протеомике и метагеномике (в частности, о кишечном микробиоме), а также для изучения данных, касающихся отдельных клеток⁸. DeepSequence и DeepVariant — инструменты искусственного интеллекта, помогающие разобраться в функциональном эффекте мутаций и точно идентифицировать варианты генома, — соответственно, и качество выполнения этих задач у них выше, чем у всех прежних моделей⁹. Алгоритм DeepBind используется для предсказания функциональной адекватности факторов транскрипции. Программа DeFine способна количественно оценивать связывание ДНК с факторами транскрипции РНК и помогает оценить патогенную роль вариантов последовательностей в областях генома, не кодирующих белки. Были проведены работы по предсказанию специфичности ДНК- и РНК-связывающих белков, выявлению последовательностей, кодирующих определенные белковые каркасы по последовательностям аминокислотных остатков, а также по определению гиперчувствительности клеток многих типов к ДНК-азе I¹⁰. Эпигеномы анализировали с помощью алгоритма

DeerCrG, который способен предсказывать степень метилирования оснований в отдельных клетках¹¹. Также с помощью этой программы были предсказаны места связывания ДНК в хроматине и сайты метилирования¹², а в ходе сложнейшего анализа данных о последовательностях нуклеотидов в РНК отдельных клеток были усовершенствованы глубокие нейронные сети¹³. Внутри разных «-омик» и в промежутках между ними число взаимодействий представляется бесконечным, и ученые все чаще используют машинное обучение, чтобы понять и оценить мириады способов взаимодействия генов в пределах одной клетки¹⁴.

Приложение ИИ к редактированию генома имеет особенно впечатляющие перспективы. Подразделение Microsoft — Microsoft Research — разработало алгоритмическое приложение Elevation, которое оказалось способным предсказывать неэффективные замены в человеческом геноме при попытках его редактирования: таким образом, это позволяет предсказать оптимальные места редактирования участков ДНК и проектирования РНК-носителей для редактирования CRISPR (эта аббревиатура обозначает фрагменты ДНК, или, более точно, «короткие палиндромные повторы, регулярно расположенные группами»)¹⁵. Этот алгоритм превзошел по эффективности другие алгоритмы CRISPR, при создании которых использовали глубокое обучение. Такие алгоритмы не только повышают точность результатов в экспериментальной биологии, но еще и играют ключевую роль во многих клинических испытаниях, в проведении которых уже используют систему CRISPR для редактирования генома (при таких заболеваниях, как гемофилия, серповидно-клеточная анемия и талассемия).

Вероятно, поэтому совсем не вызывает удивления, что распознавание изображений стало играть центральную роль в клеточном анализе (особенно если учитывать, что это одна из

самых сильных сторон глубокого обучения): для сортировки формы, классификации типов, определения происхождения, идентификации редких клеток в крови или для различения мертвых и живых клеток¹⁶. Внутренняя работа клеток — в центре внимания DCell, алгоритма глубокого обучения, который прогнозирует клеточный рост, взаимодействие генов и другие функции¹⁷.

Рак — это геномная болезнь, поэтому ничего удивительного, что именно онкология особенно выигрывает от внедрения искусственного интеллекта. Помимо помощи в интерпретации данных о последовательностях ДНК в опухолевых клетках (что было сделано в отношении глиобластомы, злокачественной опухоли головного мозга), мы получили новые инструменты для познания генеза и биофизики злокачественных новообразований¹⁸.

Данные о метилировании ДНК злокачественных опухолей оказались весьма полезным следствием применения ИИ в классификации опухолей в онкологии. Для диагностики опухолей головного мозга патологоанатомы традиционно пользуются гистологическими препаратами. Эта диагностика достаточно трудна: существует множество редких форм рака, которые создают патологоанатому большие проблемы, если он не видел их прежде; клетки опухоли представляют собой мозаику клеток разных типов; биопсия, как правило, не позволяет отобрать все клетки, которые присутствуют в ткани опухоли. Кроме того, визуальная оценка препарата неизбежно субъективна. В 2018 г. Дэвид Каппер и его коллеги по больнице Шарите (Берлин) изучили метилирование целостного генома в образцах опухолей: их исследование показало точность около 93% в классификации всех 82 типов злокачественных опухолей головного мозга, что значительно превосходит результаты патологоанатомов. Определяемая машиной степень метилирования ДНК привела к пересмотру классификации более 70% маркированных людьми

опухолей, а это означает изменение прогнозирования в отношении как исходов заболевания, так и тактики лечения¹⁹. Эти данные найдут широкое применение и в биологических исследованиях рака, и в клинической практике.

С помощью искусственного интеллекта мы многое узнали об эволюции рака. Ученые смогли расшифровать скрытые сигналы эволюции раковой опухоли у 178 пациентов при помощи технологии переноса обучения, что серьезно повлияло на формирование прогноза относительно этих пациентов²⁰. Однако в современном мире, переполненном дешевой шумихой по поводу ИИ, этот факт представили на первой полосе британского таблоида *Daily Express* следующим образом: «Война роботов против рака»²¹. Инструменты искусственного интеллекта помогли обнаружить онкогенные соматические мутации²² и понять сложность взаимодействия генов клеток раковых опухолей²³.

Последний наглядный и поучительный пример изучения рака с помощью искусственного интеллекта — это его применение к комплексной биологической системе для предсказания малигнизации составляющих ее клеток. Используя в качестве модели головастиков лягушек, ученые вводили головастикам сочетание трех реагентов, чтобы выявить ту комбинацию, которая вызывает малигнизацию меланоцитов у некоторых головастиков и приводит к росту опухоли, подобной раковой. И хотя не у всех головастиков из этой популяции развилась опухоль, любопытно было другое — все меланоциты конкретного головастика вели себя одинаково: либо все становились злокачественными, либо все развивались нормально. Ученые попытались определить комбинацию реагентов, которая привела бы к возникновению промежуточных форм — когда только некоторые клетки организма становятся злокачественными.

Проведя несколько экспериментов для определения эталонов, авторы затем использовали модели искусственного интеллекта для проведения 576 виртуальных экспериментов, имитирующих эмбриональное развитие головастиков в условиях воздействия различных сочетаний реагентов. Все имитации, кроме одной, оказались неудачными. Однако в этом стоге сена была обнаружена иголка — с помощью алгоритмов искусственного интеллекта, на основе которых была создана модель, предсказавшая опухолеподобный фенотип, когда не все клетки развиваются одинаково. Модель впоследствии была верифицирована. Даниэль Лобо из Мэрилендского университета в округе Балтимор, автор исследования, заметил по этому поводу: «Даже при создании полной модели, описывающей точный механизм управления системой, человек не сумеет самостоятельно найти точную комбинацию лекарств, которые приведут к желаемому результату. Эта работа послужила доказательством того, как система ИИ может помочь нам точно определить меры, необходимые для получения конкретного результата»²⁴.

Открытие и разработка лекарств

Успешная идентификация и валидация «кандидата» на роль нового лекарства — одна из самых трудных проблем биомедицины и к тому же одна из самых дорогостоящих. Огромная стоимость и высокий риск неудачи подхлестывают освоение любых технологий, которые позволили бы снизить расходы и уменьшить трудности в разработке нужных соединений. Десять лет назад начали вкладывать значительные средства в робототехническое оборудование для высокопроизводительного массового скрининга молекул; теперь же основной упор делается на алгоритмическую автоматизацию. К 2018 г. появилось более 60 стартапов и 16 фармацевтических

компаний, использующих искусственный интеллект для открытия лекарств²⁵. Подобно ученым, «с моделировавшим» рак у головастика, эти группы внедряют многочисленные инструменты ИИ с той же целью — чтобы найти иголку в стоге сена: и прочесывая биомедицинскую литературу, и изучая миллионы молекулярных структур *in silico* (для прогнозирования побочных эффектов и токсичности), и проводя масштабный анализ свойств клеточных механизмов живых клеток. В настоящее время предпринимаются попытки ускорить разработку более мощных фармакологически действующих веществ (автоматизация проектирования действующих веществ). Есть даже надежда (и обнадеживающие предварительные данные), что химический скрининг с помощью искусственного интеллекта поможет заметно сократить потребность в доклинических испытаниях лекарств на животных²⁶. Стратегии этих компаний в отношении использования ИИ на удивление разнообразны, поэтому я опишу только некоторые из них, чтобы вы сами смогли оценить мощный потенциал искусственного интеллекта (см. табл. 10.1)²⁷.

Таблица 10.1

**Список некоторых компаний, работающих над получением
новых лекарств с помощью искусственного интеллекта**

КОМПАНИЯ ИИ	ТЕХНОЛОГИЯ	ПАРТНЕР	ПОКАЗАНИЯ
Atomwise	Глубокое обучение на основании молекулярных структур	Merck	Малярия
BenevolentAI	Глубокое обучение и обработка естественного языка в изучении медицинской литературы	Janssen	Множество
BERG	Глубокое обучение на материале биомаркеров из данных пациентов	Нет	Множество
Excientia	Биоспецифические соединения согласно байесовым моделям активности лигандов	Sanofi	Метаболические расстройства
GNS Healthcare	Вычисление байесовых вероятностей эффективности	Genentech	Онкология
Insilico Medicine	Глубокое обучение на материале баз данных лекарств и заболеваний	Нет	Возрастные заболевания
Numerate	Глубокое обучение на материале фенотипических данных	Takeda	Онкология, заболевания ЦНС, гастроэнтерология
Recursion	Клеточное фенотипирование на материале машинного анализа изображений	Sanofi	Редкие генетические заболевания
twoXAR	Глубокое обучение скринингу на материале литературы и данных анализов	Santen	Глаукома

Источник: с изменениями из: E. Smalley, "AI-Powered Drug Discovery Captures Pharma Interest," Nature Biotechnology (2017): 35 (7), 604–605.

Использование методик обработки естественного языка для усвоения искусственным интеллектом всего, что известно о лекарствах и действующих веществах из биомедицинской литературы и баз данных по химии, — это лишь начало большого пути. Еще одно преимущество — это анализ данных, свободный от предварительных гипотез, порождающих когнитивные искажения (такие, как «эффект излюбленной теории»).

Все мы слышали, что на небе больше звезд, чем на Земле песчинок. Этот галактический масштаб можно приложить и к числу синтетических препаратов. Существует 10^{60} химических соединений с лекарственными свойствами, которые можно изготовить, — то есть число синтетических низкомолекулярных препаратов превышает число атомов в Солнечной системе (см. рис. 10.1)²⁸. Это превосходное поле приложения возможностей искусственного интеллекта, и компания Exscientia разрабатывает полный каталог этих соединений, а компания Epidyone упорядочила 100 млн соединений, которых пока не существует, но которые можно легко синтезировать. Эти работы выполняются не только компаниями-стартапами. Брайан Шойхет из Калифорнийского университета в Сан-Франциско возглавил проект по разработке болеутоляющих препаратов: его сотрудникам удалось сократить список из 3 млн соединений до 23 наименований. Химики из Мюнстерского университета в Германии воспользовались алгоритмами глубокого обучения, чтобы сделать более предсказуемым и простым синтез нужных соединений²⁹. Робот по имени Ева из Кембриджского университета, умеющий делать скрининг библиотеки с помощью алгоритмов искусственного интеллекта, нашел множество доказательств механизма действия одного из противомаларийных лекарств³⁰. Жан-Луи Реймон из Бернского университета свел воедино базу данных, известную под названием GB-17, где собраны 166 млрд соединений, которые

представляют все химически возможные действующие вещества, состоящие из 17 и менее атомов. Алгоритмы, созданные методом ближайших соседей, тратят всего несколько минут на просеивание всей этой базы данных для обнаружения новых веществ, которые обладают свойствами известных лекарств. Оказалось, что многие соединения в базе данных Реймона трудно синтезировать, и он сократил список, оставив «шорт-лист» из легко синтезируемых соединений. Их оказалось всего-то 10 млн!

ХИМИЧЕСКИЙ КОСМОС

Химические базы данных содержат лишь небольшую долю всех соединений, обладающих лекарственными свойствами, которые можно подтвердить с помощью химического анализа, как показано на этой логарифмической шкале. Еще меньше соединений становится лекарствами.

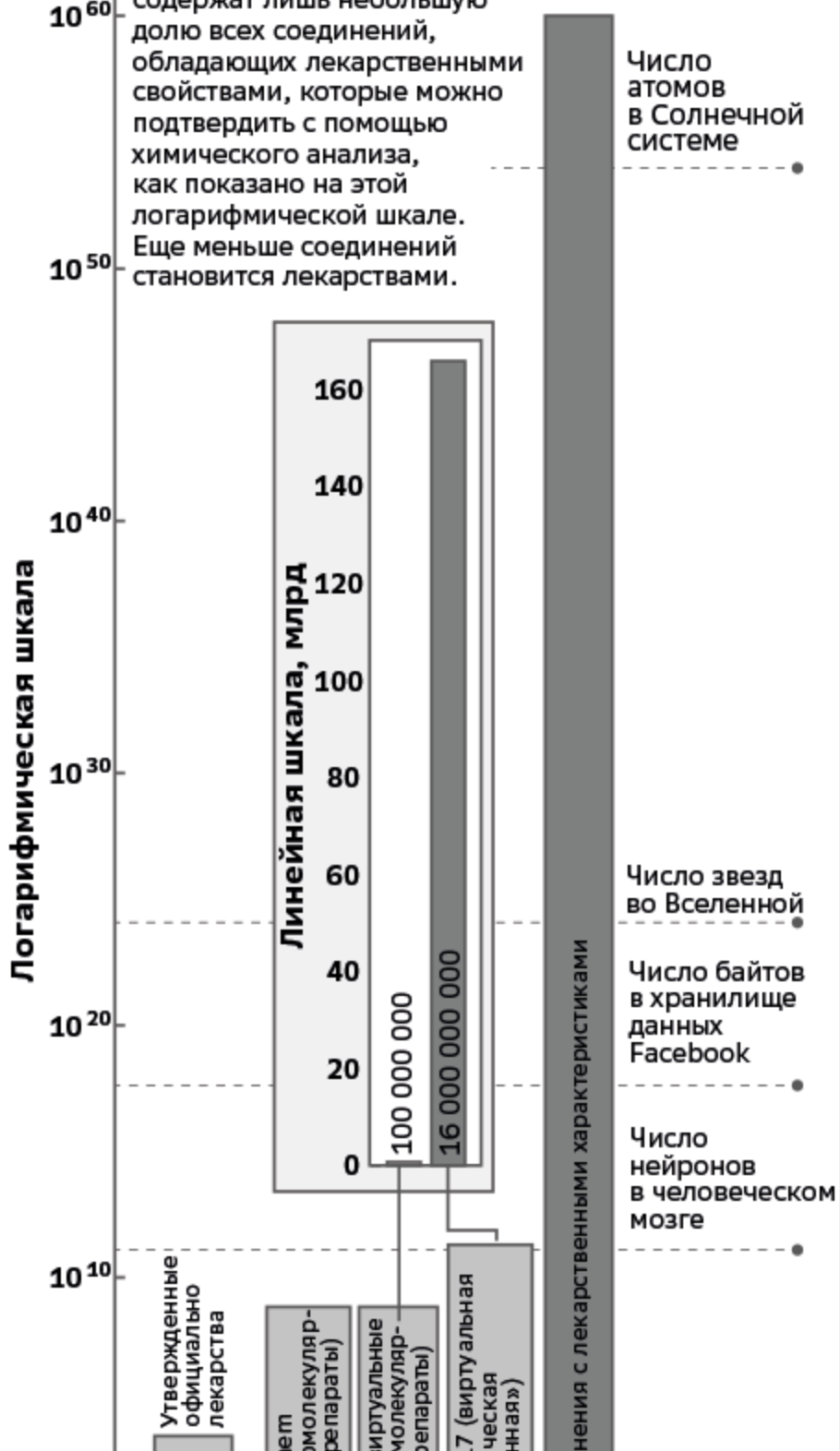




Рис. 10.1. Сравнение объемов химических баз данных с другими числовыми данными по логарифмической шкале. Источник: с изменениями из: A. Mullard, "The Drug-Maker's Guide to the Galaxy," *Nature* (2017): 549 (7673), 445–447.

Прогнозирование химических реакций с помощью машинного обучения продвинулось далеко вперед, примером чему может служить исследование, опубликованное Эбигейл Дойл и ее коллегами в 2018 г. Когда она рассказывает о своей работе, все кажется очень простым: «Вы набрасываете структуры — исходные материалы, катализаторы, основные реагенты, — а программа вычисляет общие дескрипторы (общие химические свойства) для всех компонентов. Это ваш вход. Выход — то, что вы получаете в результате реакции. С помощью алгоритмов машинного обучения компьютер подгоняет все дескрипторы к результату. Получается, что вы сможете ввести любую структуру, и система предскажет вам результат реакции»³¹.

Компания Insilico Medicine, работая над получением противораковых препаратов, занимается скринингом 72 млн соединений из открытых баз данных благодаря творческому использованию нескольких генеративно-состязательных нейронных сетей. Первая цель — выявление потенциально активных в лечебном плане веществ, а вторая — удаление тех из них, которые являются основой ранее запатентованных лекарств³².

VenevolentAI, одна из крупнейших в Европе частных компаний, работающих с искусственным интеллектом, создала систему, использующую обработку естественного языка для просмотра биомедицинской литературы и баз данных по химическим веществам. Одна из самых впечатляющих работ, посвященных применению искусственного интеллекта в области

открытия новых лекарственных средств, принадлежит Марвину Зеглеру, химику-органику из BenevolentAI³³. Зеглер и его коллеги из Мюнстерского университета разработали алгоритм глубокого самообучения, который прогнозирует течение реакции на основании миллионов примеров. Этот алгоритм использовали для создания низкомолекулярных органических препаратов с применением более чем 12 млн известных одноступенчатых химических реакций³⁴. Ученые даже протестировали свою работу на химиках из двух престижных институтов: в ходе тестирования двойным слепым методом им следовало отличить реакции синтеза, предложенные химиками, от идей искусственного интеллекта. Ученые не смогли этого сделать. Подобным же образом Лерой Кронин и его группа в Университете Глазго создали робота, способного осуществлять органический синтез, используя машинное обучение для поиска новых химических реакций³⁵. Этот робот способен выполнять в день 36 реакций, а человек-химик — только три или четыре. Более того, робот выполнял реакции, результат которых было невозможно предсказать заранее³⁶. По поводу такого прогресса химик-фармацевт Дерек Лоу заметил: «Идея, будто интеллектуальные задачи можно приравнять к автоматизированной нудятине, вероятно, покажется многим химикам оскорбительной, и они воспримут ее как угрозу. Но если уж на то пошло, искусственный интеллект высвободит время, которое химики смогут потратить на обдумывание вопросов более высокого порядка, — например, какие действующие вещества нужны и почему, — вместо того, чтобы заикливаться на деталях получения этих веществ»³⁷.

Компания Recursion Pharmaceuticals, занимающаяся обработкой медицинских изображений, использует алгоритмы и автоматизированные микроскопы, способные с высокой скоростью выполнять тестирование лекарств на клетках человеческого организма, детально анализируя такие параметры

клеток, как размер и форма ядра. Было смоделировано более 2000 действующих веществ, чтобы посмотреть, какие из них могут преобразовывать больные клетки в моделях генетических заболеваний в клетки, которые выглядят как здоровые³⁸. С помощью этой стратегии компания определила по меньшей мере 15 новых вариантов лечения различных заболеваний, причем один из них, для лечения кавернозных ангиом головного мозга, проходит сейчас клинические испытания.

Как следует из названия, компания Deep Genomics (дословно — «Глубокая геномика») занимается связыванием исследований генома с глубоким машинным обучением. Еще в 2014 г. группа в Торонто, руководимая Бренданом Фреем, опубликовала впечатляющую статью о «коде сплайсинга» у человека, что позволило выявить тысячи потенциальных мишеней воздействия при таких поражениях, как расстройства аутистического спектра или спинальная мышечная атрофия³⁹.

Компания Atomwise применяет алгоритмы глубокого обучения для скрининга миллионов молекул, что к концу 2017 г. привело к реализации почти трех десятков проектов по созданию новых лекарств для лечения целого спектра заболеваний — от лихорадки Эбола до рассеянного склероза⁴⁰. Разработанная компанией нейросеть при помощи 3D-моделей позволила сконструировать 72 лекарства с наиболее высокой вероятностью благоприятного воздействия на молекулярные механизмы развития отдельных заболеваний⁴¹. Гисберт Шнайдер из Швейцарского федерального технологического института по этому поводу заметил: «Концепция автоматизированного поиска лекарств может помочь значительно сократить число соединений, которые приходится тестировать в медицинской химии, и в то же время выстроить рациональный беспристрастный фундамент для адаптивного конструирования нужных действующих веществ»⁴².

Эти новые подходы ускорили процесс создания государственно-частных партнерств. Одно из них, известное как АТОМ (Accelerating Therapeutics for Opportunities in Medicine), служит связующим звеном между многими научными центрами, такими как Университет Дьюка и Тулейнский университет Луизианы, и фармацевтическими компаниями, включая Merck, AbbVie, Monsanto. Эти организации объединились, чтобы «разработать, протестировать и утвердить мультидисциплинарный подход к получению противораковых лекарственных средств, при котором интегрируются в единую фармакологическую платформу наука, технология, суперкомпьютерное моделирование, информационные технологии и искусственный интеллект»⁴³. Цель АТОМ — сократить время между идентификацией потенциальной мишени лекарства и разработкой потенциального средства поражения этой мишени⁴⁴. Обычно этот процесс — сдерживающий фактор при разработке лекарства — длится четыре года. АТОМ стремится сократить его продолжительность до года. Проект Survival — это государственно-частный консорциум, учрежденный компанией BERG Health. Его сотрудники собирают биологические пробы онкологических больных, чтобы в течение ближайших семи лет объединить эти данные с клинической информацией по каждому пациенту — для обнаружения и раннего выявления биомаркеров⁴⁵.

Использование искусственного интеллекта в этой сфере выходит за рамки содействия открытию лекарств — решается еще и задача прогнозирования адекватной дозировки экспериментальных лекарств. Так как оптимальная доза лекарства может зависеть от очень многих переменных (возраст, пол, масса тела, генетические особенности, протеомика, микробиом кишечника и т.д.), расчет дозы становится оптимальным объектом приложения алгоритмов моделирования и глубокого обучения. Трудность правильного подбора дозы

усугубляется возможностью лекарственного взаимодействия. К этому подходу начали прибегать уже многие научные центры, включая Калифорнийский университет в Лос-Анджелесе, Стэнфордский университет, Политехнический институт Вирджинии и Канзасский университет. Вот что говорит Хосеп Бассаганья-Риера из Политехнического института Вирджинии: «Каждый человек отличается своим уникальным набором физиологических и морфологических параметров, и нам надо понять, что означает эта уникальная смесь характеристик, а не анализировать каждый индивидуальный признак. В этом способно помочь машинное обучение»⁴⁶.

Конечно, в отношении искусственного интеллекта очень много лишней шумихи, что видно и по заголовкам в СМИ: например, «ИИ обещает прорыв в лечении болезни Альцгеймера»⁴⁷. Или чего стоит заявление компании BenevolentAI, которая гарантирует «сократить время разработки лекарств на четыре года и повысить эффективность работы на 60% по сравнению со средней эффективностью работы в фармацевтической отрасли»⁴⁸. Только время покажет, воплотятся ли в жизнь проекты потенциальных революционных преобразований отрасли.

Нейрофизиология

Область пересечения возможностей искусственного интеллекта и нейрофизиологии очень широка, и у меня было большое искушение представить это пересечение в виде сложной диаграммы, но я не стану этого делать! Нейрофизиология с самого начала была источником вдохновения для специалистов по искусственному интеллекту — особенно с появлением нейронных сетей, которые пока остаются главной структурой в области ИИ. Но, как мы видим, отношения между нейрофизиологией и искусственным интеллектом (да и вообще с

информационными технологиями) работали и работают в обе стороны: открытия и прогресс в одной области меняют другую. Если словосочетание «компьютерные науки» когда-нибудь начнет обозначать не «совокупность знаний по информатике», а «науки, которыми занимаются компьютеры», то это произойдет во многом благодаря таким взаимно-рефлексивным, даже симбиотическим отношениям.

ИИ в нейрофизиологии развивается стремительно. Возможно, это удивительно, но многие исследования были посвящены не человеческому мозгу, а интеллекту мух. Особенно меня поразила работа Элис Роби из Медицинского института Говарда Хьюза⁴⁹. Начав с видеозаписей 400 000 мух, она использовала машинное обучение и методологию машинного зрения для картирования триады экспрессии генов, фенотипических признаков и их точной анатомической локализации. В конечном итоге Роби удалось получить карту целостного «мозга» с массой самых разных корреляций между движениями (например, способностью пятиться) и социальным поведением (например, агрессией самок). Эта карта позволила выявить более 2 000 генетически определенных популяций нейронов.

Понимание принципов работы мозга помогает нам осознать проблемы, возникающие в информатике. Примечательно, что объектом вновь послужили мухи — плодовые мушки, которые оказались весьма полезны для понимания фундаментальной вычислительной проблемы «поиска сходства» — идентификации сходных изображений или документов в крупномасштабных системах автоматического поиска и извлечения информации⁵⁰. В данном случае это было извлечение не изображения или документа, а запаха. Оказалось, что обонятельная система мух использует три нетрадиционные вычислительные стратегии, в ходе которых изучение одного запаха облегчает распознавание похожего. Кто бы мог предвидеть, что компьютерный поиск

«ближайших соседей» будет иметь общие черты с алгоритмами обоняния мух?

Поразительные достижения искусственного интеллекта в понимании принципов работы мозга проявились в моделировании пространственной навигации, сложной когнитивной задачей перцептивного картирования (построения карты восприятия окружающей среды) — интегрирования информации о скорости и направлении движения тела, а также о его положении в пространстве. Для этого мозг использует нейроны трех типов. Во-первых, есть так называемые нейроны места, которые возбуждаются, когда мы находимся в определенном положении. Во-вторых, существуют нейроны направления головы. В-третьих, существуют нейроны решетки (с самыми, вероятно, удивительными свойствами), которые находятся в гиппокампе и разбивают окружающую среду на правильные шестиугольники. Гиппокамп часто называют GPS головного мозга, и именно нейроны решетки показывают, почему это так. Области их возбуждения организованы в гексагональную решетку, подобно карте внутри мозга, которая «накладывается» на наше восприятие окружающей среды⁵¹.

Однако до тех пор, пока специалисты компании DeepMind не занялись этой проблемой вплотную, мы не знали, как на самом деле работают эти клетки. Один из важнейших вопросов заключался в следующем: могут ли нейроны решетки помочь вычислить расстояние между двумя точками и направление от одной точки к другой, то есть выбрать кратчайший путь. Это называют векторной навигацией, и прежде у этой теории не было эмпирической поддержки. Чтобы выяснить, действительно ли наш мозг занимается именно векторной навигацией, DeepMind и сотрудничавшие с компанией ИТ-специалисты обучили рекуррентную нейронную сеть локализовать модели грызунов в виртуальном окружении. Это привело к спонтанному появлению у нейросети гексагональных, напоминающих решетки

представлений, похожих на паттерны нейронной активности у млекопитающих, что и подтвердило путь навигации. Затем искусственный агент, используя сложные игровые среды виртуальной реальности и нейронную сеть, обученную с подкреплением, проявил сверхчеловеческие способности и превзошел в скорости профессиональных киберспортсменов: он и правильно выбирал, где срезать, и грамотно строил новые маршруты, и в целом продемонстрировал владение векторной навигацией. Когда нейроны решетки нейросети заглушались, агент временно терял способность к навигации.

Изучение нейронов решетки позволяет ощутить волнующий вкус прогресса в нейрофизиологии, ставшего возможным благодаря искусственному интеллекту. Кристоф Кох, возглавляющий Алленовский институт изучения мозга, указывает, как этот прогресс вписан в мировой исторический контекст: «В то время как XX век был веком физики — вспомним атомную бомбу, лазер и транзистор, — наступивший век будет веком головного мозга. В частности, человеческого мозга — самого сложного сгустка высоковозбудимой материи в известной нам Вселенной»⁵². Мы уже убедились, как прогресс в информационных технологиях помогает нам лучше понять работу мозга: он не только позволяет разобраться в механизмах его работы, но и обеспечивает нас концептуальными инструментами для этого. В главе 4 упоминалось так называемое обратное распространение ошибки — метод, посредством которого нейронные сети обучаются, сравнивая свой выход с желаемым выходом, и регулируют распространение сигнала в обратном направлении (от выходов к входам). Эта важная концепция долгое время казалась неприменимой в реальных биологических системах. Однако недавние исследования наглядно показывают, что человеческий мозг пользуется методом обратного распространения ошибки для выполнения алгоритмов⁵³. Аналогичным образом, большинство

нейрофизиологов были уверены, что биологические нейросети, если сравнивать их с искусственными, способны только к обучению с учителем. Но оказалось, что это не так и в префронтальной коре головного мозга обучение происходит по методу обучения с подкреплением. Граница между биологическими и искусственными нейронными сетями стирается по мере распространения нейросетей на основании молекул ДНК: такие сети способны распознавать молекулярные структуры и не только различают четыре молекулы ДНК, но и выделяют девять категорий молекул, что создает потенциал для встроенного обучения внутри автономных молекулярных систем⁵⁴.

Использование искусственного интеллекта для расшифровки нейронных контуров с помощью электронной микроскопии представляет собой уже иную сферу взаимодействия информационных технологий и нейрофизиологии. Есть даже специальная область, занимающаяся всеобъемлющим картированием биологических нейронных сетей в нервной системе, — «коннектомика», а ученые Google и Общества научных исследований имени Макса Планка автоматизировали процесс, в разы увеличив разрешение⁵⁵.

Не только искусственный интеллект чрезвычайно важен в современных нейрофизиологических исследованиях, но и нейрофизиология давно играет важную роль в развитии искусственного интеллекта: чем больше мы узнаем о работе головного мозга, тем ощутимее это влияние. И изобретение перцептрона Фрэнком Розенблаттом, и разработка наследника перцептрона, искусственной нейронной сети, созданной Дэвидом Румельхартом, Джеффри Хинтоном и их коллегами, были вдохновлены биологическими нейронами и нейросетями, такими как человеческий мозг. Архитектура и функции многих современных систем глубокого обучения были созданы на основании результатов нейрофизиологических исследований.

Безусловно, с точки зрения архитектуры существуют некоторые параллели строения нейронов и синапсов (см. рис. 10.2) и отдельных контуров для входа, выхода, централизованной обработки данных и запоминания. Но велика и разница (см. табл. 10.2). Наш энергосберегающий мозг потребляет 10 Вт — меньше, чем обычная настольная лампа, причем функционирует он в крошечном пространстве объемом около 2 л, то есть меньше обувной коробки. Японский суперкомпьютер К, напротив, потребляет около 10 МВт мощности и занимает объем более 1,3 млн л⁵⁶. Наш мозг, содержащий, по некоторым оценкам, 100 млрд нейронов и 100 трлн синапсов, обладает высокой отказоустойчивостью, не говоря уже о его поразительной способности обучаться как с помощью, так и без помощи учителя, всего на нескольких примерах. Но даже самые мощные компьютеры испытывают проблемы с отказоустойчивостью в отношении даже минимальных потерь в схемах и требуют массивного программирования до начала обучения, причем на миллионах примеров. Другая серьезная разница заключается в том, что наш мозг относительно медлителен, скорость вычислений в нем в 10 млн раз меньше, чем у машины, поэтому машина может реагировать на стимулы намного быстрее нас. Например, когда мы на что-то смотрим, нам требуется приблизительно 200 мс, чтобы осознать, что мы увидели, — от момента попадания света на сетчатку⁵⁷.

Таблица 10.2

**Разница в свойствах между компьютером
и человеческим мозгом**

СВОЙСТВА	КОМПЬЮТЕР	МОЗГ ЧЕЛОВЕКА
Число базовых единиц	До 10 млрд транзисторов	100 млрд нейронов 100 трлн синапсов
Скорость базовых операций	10 млрд/с	Меньше 1000/с
Точность	1 на 4,2 млрд (для процессора 32 бита)	1 на 100
Потребляемая энергия	100 Вт	10 Вт
Способ обработки информации	По большей части последовательно	Последовательно, но очень много параллельно
Число входов и выходов на одну единицу	1–3	1000

Источник: с изменениями из: L. Luo, "Why is the Human Brain So Efficient?" *Nautil.us* (2018): <http://nautil.us/issue/59/connections/why-is-the-human-brain-so-efficient>.

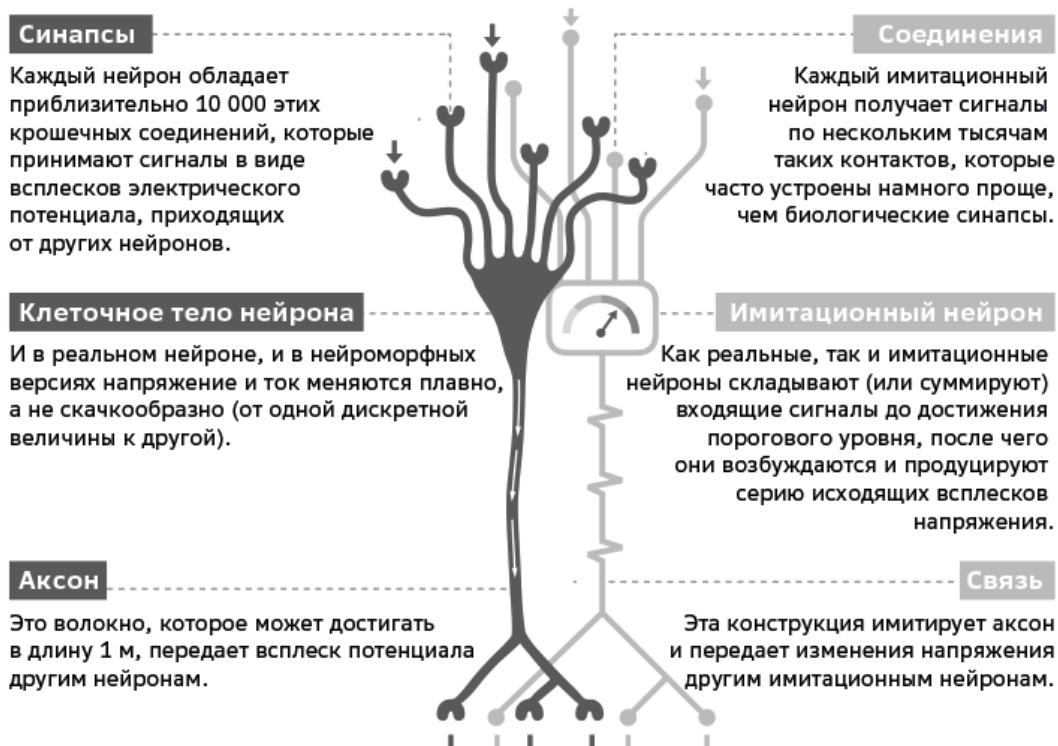


Рис. 10.2. Гомология между биологическими и искусственными нейронами. Источник: с изменениями из: М. Waldrop, "Neuroelectronic: Smart Connections," *Nature News* (2013): 503 (7474), 22–24.

Еще одно важное различие между компьютерами и людьми заключается в том, что машина не знает, как обновить свою память и затереть ненужную информацию. Подход нашего мозга к обучению называют правилом Хебба — в честь Дональда Хебба, который утверждал, что «между нейронами, возбуждающимися одновременно, возникает прочная связь»⁵⁸. Этим принципом объясняется тот факт, что знания, которыми мы часто пользуемся, не стираются. Это происходит благодаря феномену синаптической нейропластичности: постоянно и синхронно возбуждающаяся цепь мозговых нейронов укрепляется и становится устойчивой к записи новой информации.

До недавнего времени компьютеры так не работали. Теперь разрабатываются искусственные нейронные сети, имитирующие работу таких «запоминающих синапсов»⁵⁹. Это было достигнуто

путем последовательного выполнения задач на распознавание объектов (например, сеть обучали распознавать бегущих собак, а затем — людей, занимающихся спортом). В сетях неконтролируемым образом накапливаются важные количественные признаки (меры) каждого параметра. Затем определяется производительность искусственной нейросети при помощи повторного тестирования — например, на способность распознать бегущую собаку. Так искусственный интеллект учится тому, что надо запомнить, а что можно забыть.

Это не единственный пример, как наше растущее понимание работы и устройства мозга меняет наши представления об искусственном интеллекте и компьютерах. Как в свое время Хинтона вдохновило строение нервной системы, когда он работал над первыми алгоритмами для искусственных нейронных сетей, так теперь ученые используют знания о мозге для создания принципиально новых компьютеров.

Долгое время почти все, что мы знали о человеческом мозге, было получено в результате изучения мертвых тканей, лишенных электрической активности. Алленовский институт изучения мозга опубликовал данные о 300 живых клетках мозга, извлеченных во время хирургических операций с разрешения 36 пациентов. Эти клетки были помещены в питательные среды для изучения их структуры и функций. Построенные на основании полученных данных трехмерные карты позволили лучше понять, как нейроны интерпретируют входящие сигналы и генерируют исходящие сигналы, причем было выявлено поразительное сходство с работой компьютерных нейронов⁶⁰.

Хотя эта новая возможность размножить и реконструировать единичные живые клетки человеческого мозга кажется захватывающей, не все готовы признать это большим рывком вперед. Дэвид Марр, британский нейробиолог, произнес знаменитую фразу: «Пытаться понять суть восприятия через строение и функции нейрона — то же самое, что пытаться понять,

как летает птица, по строению ее перьев. Это просто невозможно». Наши реальные знания о внутренних механизмах работы мозга пока весьма ограничены, несмотря на все усилия по анализу, чем, например, занимаются такие организации, как Human Brain Project в Европе и BRAIN в США.

Эти усилия не сводились к созданию процессоров, структурно имитирующих мозг. Начало таким исследованиям, известным под названием нейроморфных вычислений, было положено работами Карвера Мида из Калифорнийского технологического института в 1980-е гг., когда он попытался не усовершенствовать компьютер, а выяснить, «как этот мозг, черт его побери, делает то, что он делает?»⁶¹. Эта реверсивная технология — от мозга обратно к процессорам — предусматривала применение электронных нейронов, которые потребляют меньше энергии и, как мозг, децентрализуют архитектуру (от единых «универсальных» чипов к более простым, узконаправленным, каждый из которых выполняет частные задачи, что позволяет снизить энергозатраты). Изобретение нейроморфного процессора расширило наше понимание систем межнейронных связей и проложило путь к созданию аппаратных конструкций для интерфейса «мозг–машина», а в будущем — и к созданию нейропротезов. И действительно: искусственный интеллект протестировали на страдавших эпилепсией пациентах с имплантированными в связи с болезнью в мозг электродами — для разработки индивидуальных моделей (по одной на каждого из 25 пациентов) процесса запоминания. Имплантированные электроды включались только тогда, когда алгоритмы обучения улавливали попытки что-то вспомнить, и, таким образом, облегчали эти попытки дополнительной стимуляцией⁶². Возможно, лучшей демонстрацией слияния ИИ и нейрофизиологии стала работа по созданию «биогибридных» компьютеров путем интеграции электронных кремниевых нейронов с биологическими нейросетями⁶³.

Компьютерная индустрия вкладывает все больше усилий в производство специальных процессоров, в которых используются знания о системе межнейронных связей головного мозга. Джон Хеннесси, бывший президент Стэнфордского университета, сказал об этом так: «Существующий подход себя исчерпал, и люди пытаются перестроить саму систему»⁶⁴. «Разгружая» обучение нейросетей с сотнями алгоритмов, при помощи таких специализированных процессоров, потребляющих меньше энергии, производители повышают эффективность работы системы и при этом сохраняют ее вычислительную мощность.

Большинство работ по внедрению искусственного интеллекта (на уровне нейросетей) в нейрофизиологию связано с созданием нового программного обеспечения и новых алгоритмов. А вот компания IBM избрала смешанный программно-аппаратный подход к созданию искусственных синапсов: ее специалисты разработали нейронную сеть с более чем 200 000 двухуровневых (кратковременных и долговременных) синапсов, для распознавания образов, причем эта система потребляла в 100 раз меньше энергии и в то же время осуществляла 2 млн операций в секунду на 1 Вт (это на два порядка больше, чем способны современные графические процессоры). Это обещает будущий скачок эффективности и снижение энергозатрат на работу искусственных нейросетей⁶⁵.

Итак, по мере того как продолжаются успешные попытки воспроизвести работу головного мозга в компьютерах, то есть сделать их более мощными, все более актуальным становится вопрос, которым открывается эта глава: «Будут ли когда-нибудь наукой заниматься исключительно компьютеры?».

Новые орудия и «подмастерья» ученого

Хотя совершенно очевидно, что искусственный интеллект способен помочь ученым делать новые открытия, не все охотно

принимают эту помощь. Сяохуэй Се высоко оценил работу Цзянь Чжоу и Ольги Трояновской, о которой говорилось выше, однако при этом признал: «Люди настроены довольно скептически. Но думаю, что со временем признание глубокого обучения будет только шириться». Разумеется, я согласен с такой оценкой. Но нам придется потрудиться, чтобы обратить в свою веру сомневающихся, — а между тем искусственный интеллект не стоит на месте и обещает настоящий переворот в научной практике: и в плане инструментов, используемых учеными, и в плане идей, которые испытывают с помощью этих инструментов.

Микроскоп в течение столетий был образцовым инструментом биомедицинских исследований. Но и этот исследовательский метод пережил революцию, когда была разработана методика флуоресцентной микроскопии, создатели которой в 2014 г. получили Нобелевскую премию. Флуоресцентная микроскопия требует кропотливой подготовки препарата, в ходе которой флуоресцентные молекулы (флуорофоры) присоединяют к клеткам, субклеточным структурам и отдельным молекулам, чтобы сделать их видимыми при помощи специального микроскопа. Но проблема была не только в трудоемкой подготовке: эти метки повреждают и убивают клетки, что превращает образцы в артефакты и исключает возможность длительного наблюдения за поведением и изменением образцов⁶⁶. Тогда в ход пошло глубокое обучение. Эрик Кристиансен и его коллеги из компании Google в сотрудничестве с Институтом Гладстона (Сан-Франциско) и Гарвардским университетом разработали открытые алгоритмы, способные точно предсказывать, как будут флуоресцировать образцы, что отменяет необходимость метить их флуоресцирующими молекулами. Авторы обучали глубокие нейронные сети, совмещая маркированные флуоресцирующими веществами образцы с «чистыми» и повторяя этот процесс миллионы раз. Этот метод, получивший название маркировки *in silico*, в сочетании с

увеличением разрешения микроскопии знаменовал наступление «новой эпохи в клеточной биологии»⁶⁷. Это достижение было подтверждено другим отчетом о возможности микроскопии без применения маркировки, на этот раз из Алленовского института⁶⁸. Помимо сохранения целостности клеток, ученые добились точной идентификации субклеточных образований в нужном масштабе — благодаря двум различным подходам: в обоих использовали модели глубокого обучения с привлечением более 320 000 волонтеров — «гражданских ученых». Стоит особо отметить взаимодополняемость машинного обучения и обработки информации человеческим мозгом, которая и позволила достичь высокого уровня точности⁶⁹.

Аналогичным образом, машинное обучение привело к созданию «призрачной цитометрии». Есть известные трудности с идентификацией, классификацией или захватом редких клеток в крови. Исследователи из японской компании ThinkSyte разработали алгоритмы, способные улавливать движение клетки и обеспечить высокочувствительную, точную, сверхскоростную сортировку нужных клеток, не требующую непереносимой визуализации⁷⁰. Ученые Токийского университета создали глубокую нейронную сеть для «умной сортировки клеток по активированным изображениям»⁷¹. Метод позволяет в режиме реального времени сортировать клетки различных типов.

Помимо перечисленных прорывов, применение глубокого обучения в микроскопии помогает работать с некачественными и размытыми изображениями⁷², добиваться высочайшего разрешения, реконструировать высококачественные изображения на основании неполных данных световой микроскопии⁷³. Глубокое обучение, ускоряющее считывание гистологических препаратов, применили также для обнаружения метастатических раковых клеток в режиме реального времени⁷⁴.

И хотя эти разработки способны радикально изменить сами методы микроскопии, они бледнеют на фоне планов некоторых ученых по полной автоматизации науки. Машины не просто будут участвовать в экспериментах (проводить серии испытаний, тестировать химические реактивы), но и планировать их, разрабатывать. Концепция полностью автоматизированной науки, в которой машина станет полноправным коллегой, крайне далека от меня и чужда мне. Но когда я увидел в *Bloomberg* статью с подзаголовком «Ученые из Университета Карнеги–Меллона планируют постепенно передать работу в химических лабораториях искусственному интеллекту», мне стало не по себе: действительно ли так далека эта перспектива?⁷⁵ Прочитав о машинах компании Zymergen — одной из множества компаний, занимающихся созданием лабораторных роботов, тихих как сверчки и незаметно выполняющих лаборантскую работу, — я почувствовал, что мы быстро движемся в этом направлении.

«Больше не нужны никакие пипетки для вытягивания и впрыскивания микролитров жидкости (в масштабах клетки это настоящий всемирный потоп): к ним робот даже не притронется. Вместо этого он со скоростью 500 раз в секунду ультразвуковым импульсом вызовет пульсацию самой жидкости с образованием капелек в 1 000 раз мельче, чем это способен сделать человек».⁷⁶

Эта тактика — автоматизация механической работы — приветствуется научным сообществом. Но искусственный интеллект обещает и нечто большее. Существует множество вспомогательных функций, которые можно передоверить искусственному интеллекту, включая поиск литературы (над этим работают компании Iris.ai и Semantic Scholar), планирование и проведение экспериментов (такую задачу ставят перед собой компании Zymergen и Transcriptic), интерпретацию данных (возьмем для примера систему Nutonian, способную создать математическую теорию на основании усвоенных данных) и написание статей (система Citeomatic обнаруживает

недостающие цитаты в рукописях)⁷⁷. В клеточной и молекулярной биологии станет возможным избавиться от ручного посева клеток и подсчета числа колоний. Повышается точность и эффективность выполнения определенных опытов. Некоторые ученые приветствуют искусственный интеллект за его подход к «планированию» следующей серии экспериментов, основанный на данных (многим не нравится термин «планирование» применительно к ИИ, поскольку планирование требует человеческой интуиции). Концепция «ускорения научного метода» уже была подтверждена многими достижениями, которые я кратко описал выше; на подходе и многие другие передовые новшества⁷⁸. Но, справедливости ради, на этом пути существует множество препятствий, если говорить о тех видах лабораторных работ, которые едва ли можно автоматизировать даже частично с помощью инструментов ИИ.

Применение ИИ как помощника ученого будет и дальше появляться во всех научных дисциплинах. Те области, которые мы уже охватили (нейрофизиология, онкология, «-омики» и разработка лекарств), это лишь передовая линия ИИ в науке, не говоря уже о рентгенологии и патологической анатомии (то есть о машинном анализе изображений в медицине). Возникающие в науке параллели — когда одновременно с применением машин, способных делать и видеть то, чего не может человек, растет и эффективность работы ученых, — поражают воображение. Я не верю, что мы когда-нибудь придем к «призрачным» ученым, которых заменят интеллектуальными агентами ИИ, — но передача многих вспомогательных функций машинам и помощь ученым в собственно научной работе, несомненно, послужат катализатором в этой сфере. Так же, как и в случае с врачами, надо признать, что мы сможем создавать программы, которые будут сами создавать программы. Это повысит производительность как машин, так и людей, и столь мощная синергия обеспечит невиданный прогресс в биомедицине.

Теперь давайте переключим наше внимание с того, что искусственный интеллект может сделать для врачей, систем здравоохранения и ученых, на перспективы для потребителей. Для начала мы обратимся к самой важной, противоречивой и до сих пор не разрешенной проблеме, связанной с человеческим здоровьем, — к диете.

Действенная диета

Лекарство, которое мы принимаем несколько раз в день и которое особенно нуждается в персонализации схем приема, — это еда.

Лайза Петтигрю

После второго приступа почечной колики уролог настоятельно порекомендовал мне проконсультироваться у диетолога, к которому меня и направил. До записи было еще несколько недель, и я, имея на руках анализ суточной мочи, начал читать все о диетах, которые помогли бы снизить содержание в моче оксалатов (у меня было 64 мг при норме от 20 до 40). Просмотрев множество сайтов и статей, я был поражен разнообразием и противоречивостью данных о содержании оксалатов в продуктах: согласно разным источникам, одни и те же продукты либо содержали очень мало оксалатов, либо, наоборот, полностью для меня исключались. Компания Litholink, которая делала для меня анализ мочи, приводила очень высокие значения для цельнозерновых хлопьев (142 мг / 100 г), черного перца (419), шоколада (117) и шпината (600) и очень низкие для батата (6), капусты (13) и черники (15). Однако на сайте медицинского центра Питтсбургского университета в списке продуктов, содержащих оксалаты, черника, батат и капуста фигурировали как пищевые продукты, содержащие большое количество

оксалатов. Это лишь несколько примеров поразительных расхождений между двумя источниками. Неудивительно, что я сильно растерялся и стал с нетерпением ждать запланированной встречи с диетологом, надеясь прояснить ситуацию.

Меня приняла женщина-диетолог с 20-летним стажем. Она просмотрела мои лабораторные данные, а затем выдала мне рекомендации по поводу питания, приложив к ним трехстраничный документ, составленный Академией питания и диетологии. Диетолог посоветовала мне исключить орехи и шпинат (мое любимое!) и ограничить клубнику и чернику, которые я тоже очень люблю. Однако компания Litholink утверждала, что в этих продуктах содержится мало оксалатов. Теперь я растерялся еще сильнее. После приема я просмотрел все прежние материалы, заглянул на другие сайты и написал диетологу электронное письмо, прося разъяснений. Она ответила, что рекомендовала мне избегать клубники, потому что это крупная ягода: я могу съесть больше рекомендованной порции (полчашки, или 100 г) и превысить допустимое потребление оксалатов. Кроме того, по ее словам, поскольку разные источники приводят разные величины порций фруктов (по массе или по объему, в традиционно американских «чашках» или граммах), одну и ту же пищу можно классифицировать по-разному: как содержащую малое, умеренное или большое количество оксалатов.

Диетолог прислала мне ссылку на источник своих рекомендаций — на факультет питания Гарвардской школы общественного здравоохранения. В рубрике «Фрукты» было указано, что полчашки черники (95 г) содержит очень мало оксалатов — 2 мг. В половине чашки клубники (100 г) оксалатов тоже мало — те же 2 мг. Но чашка малины (166 г), например, содержит очень много оксалатов — 48 мг. Что касается овощей, то в чашке нарезанной капусты (67 г) содержится всего 2 мг оксалатов. И напротив, в сыром шпинате на 1 чашку (30 г)

приходится 666 мг оксалатов. В чашке батата (133 г) оксалатов тоже очень много — 28 мг. Для сравнения источников см. табл. 11.1. Словом, вы уловили суть. Так кому же мне верить?

Таблица 11.1

Сравнение содержания оксалатов в четырех продуктах по данным четырех источников

	ЧЕРНИКА	КЛУБНИКА	КАПУСТА	БАТАТ
Litholink	Очень низкое	—	Низкое	Низкое
Медцентр Питтсбургского университета	Высокое	—	Высокое	Высокое
Академия питания и диетологии	Высокое	Высокое	Высокое	Высокое
Гарвардская школа общественного здравоохранения	Очень низкое	Очень низкое	Очень низкое	Очень высокое

Эта история отражает состояние современной диетологии. Гиппократ еще в V веке до н.э. сказал: «Пусть пища будет твоим лекарством, а лекарство — пищей». Мы всегда, на протяжении тысячелетий, знали и понимали, что диета и здоровье неразрывно связаны друг с другом, но все равно в вопросах здорового питания царит изрядная путаница. Главная проблема заключается в том, что в этой области трудно проводить масштабные рандомизированные исследования. Это чрезвычайно сложная задача — предписать многочисленной когорте людей определенную диету и добиться ее соблюдения в течение многих лет, а затем оценить степень влияния на здоровье, — и такие попытки предпринимались крайне редко. Известным исключением стали рандомизированные исследования средиземноморской диеты, показавшие снижение сердечно-

сосудистых заболеваний на 1–2%¹. Но даже крупнейшее из них — PREDIMED — стало предметом методологических споров и аналитических разногласий, а после обвинений в некорректно приведенной статистике авторам пришлось пересматривать и публиковать отчет заново².

Диетология как наука по большей части основана на наблюдениях и ретроспективных данных, а этот подход зависит от точности рассказов людей о том, что они едят. А «точность рассказа» — это практически оксюморон. Джон Иоаннидис, уважаемый научный критик и специалист по методологии науки, разнес аналитические методы диетологии в пух и прах³; не отставал от него и Барт Пендерс⁴.

Тем не менее давайте рассмотрим несколько недавних крупных обсервационных исследований связи диеты с состоянием здоровья. Проспективное эпидемиологическое исследование городского и сельского населения (Prospective Urban Rural Epidemiology, PURE), отчет о котором опубликовал *The Lancet* в 2017 г., было признано лучшим по версии компании Altmetric (168 упоминаний в прессе, 8313 твитов, 441 пост в Facebook). В исследовании приняли участие более 135 000 человек из 18 стран. Было признано, что главной причиной повышенного риска сердечно-сосудистых заболеваний и смерти является потребление большого количества углеводов, а отнюдь не жира (см. рис. 11.1)⁵.

В ходе другого исследования, проведенного в США в 2017 г., было изучено потребление 10 пищевых продуктов более чем 700 000 человек, умерших от ишемической болезни сердца, инсульта или сахарного диабета⁶. Например, рацион питания с высоким содержанием соли и переработанного мяса, а также рацион, бедный морепродуктами, фруктами и овощами, оказались предикторами неблагоприятного прогноза (см. рис. 11.2). Выводы исследования таковы: 45% смертей можно «с большой

вероятностью» объяснить присутствием или отсутствием этих 10 факторов. Если это верно, значит, одна из двух смертей от инфаркта, инсульта или сахарного диабета есть следствие неправильного питания. Учитывая все вышесказанное, можно утверждать, что ежедневно 1 000 американцев умирает из-за своего рациона.

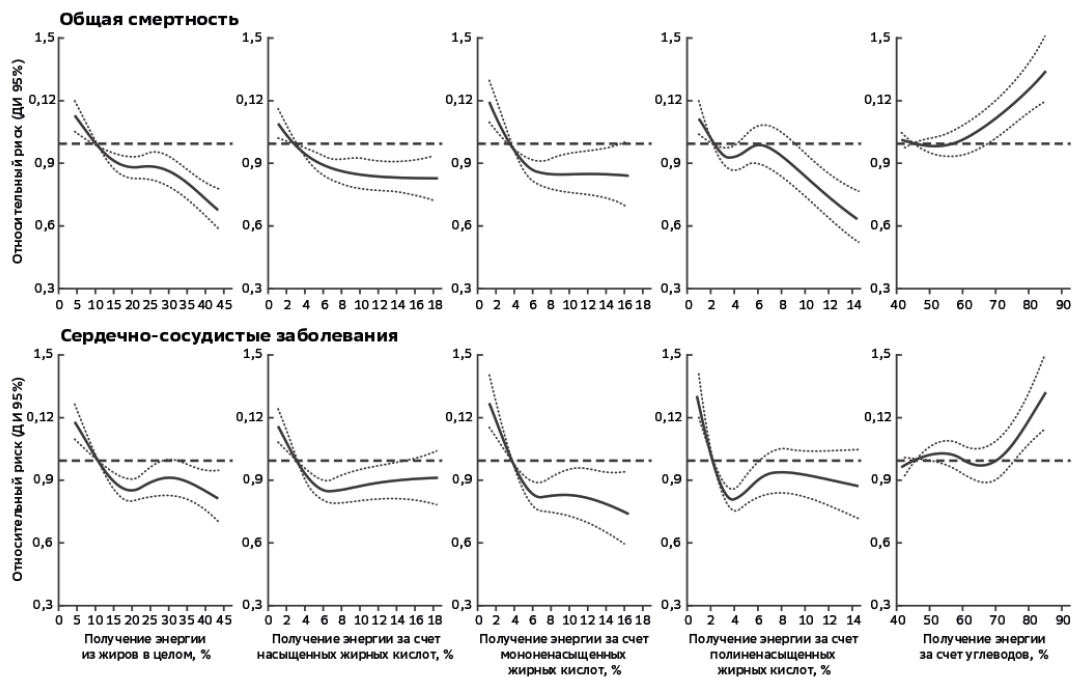


Рис. 11.1. Результаты исследования PURE, в ходе которого изучали связь между процентным соотношением питательных веществ в рационе и смертностью — общей и от сердечно-сосудистых заболеваний. Пунктирными линиями обозначены границы доверительного интервала (ДИ). Источник: с изменениями из: M. Dehghan et al., "Associations of Fats and Carbohydrate Intake with Cardiovascular Disease and Mortality in 18 Countries from Five Continents (PURE): A Prospective Cohort Study," *The Lancet* (2017): 390 (10107), 2050–2062.

Абсолютные показатели смертности от сердечно-сосудистых заболеваний и метаболических нарушений в США за 2012 г.

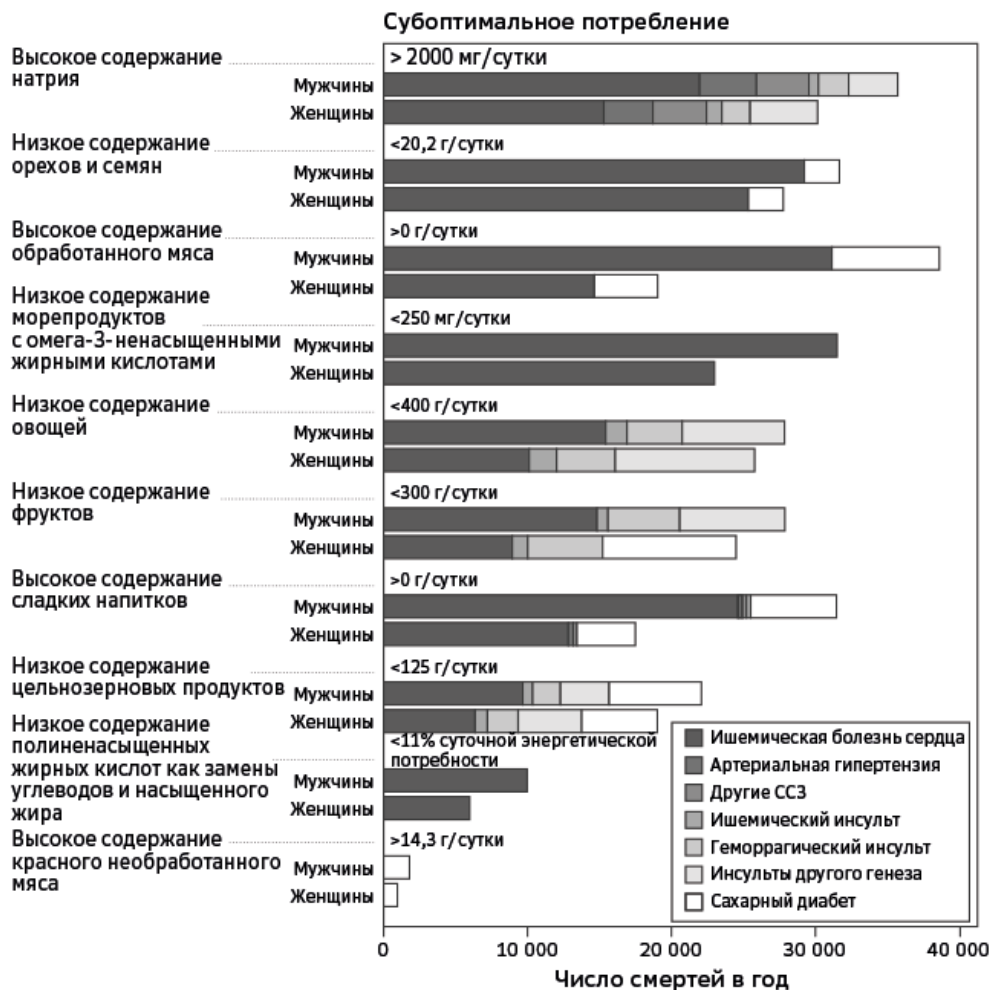


Рис. 11.2. Связь субоптимальных пищевых привычек с неблагоприятными исходами, обусловленными поражениями сердца и сосудов. Источник: с изменениями из: R. Micha et al., "Association Between Dietary Factors and Mortality from Heart Disease, Stroke, and Type 2 Diabetes in the United States," *JAMA* (2017): 317 (9), 912–924.

Авторы других исследований предположили, что диета, богатая растительной пищей, может помочь в профилактике сахарного диабета 2-го типа⁷. На основании анализа 45 исследований было показано, что потребление цельнозерновых продуктов (помимо растительной пищи) связано с уменьшением сердечно-сосудистого и онкологического риска⁸. Многие данные свидетельствуют о том, что потребление кофе также продлевает

жизнь⁹. Но все эти исследования грешат одним общим недостатком — они основаны на сообщениях самих пациентов. Это означает, что по ним невозможно явным образом проследить причины и следствия: исследования не были контролируемыми, а их планирование не позволяло учесть такие потенциально искажающие результат факторы, как социально-экономический статус и уровень образования участников. И действительно, систематический обзор проведенных исследований, выполненный Джонатаном Шонфельдом и Джоном Иоаннидисом, показал, что в большинстве пищевых продуктов есть ингредиенты, как повышающие, так и снижающие риск заболеть раком¹⁰. СМИ, информирующие общественность, не принимают в расчет эти критические оговорки, и в результате нас бомбардируют крикливыми лживыми заголовками с целью убедить во вредоносности или безусловной пользе каких-то продуктов — в зависимости от злобы дня и конъюнктуры рынка (см. рис. 11.3).

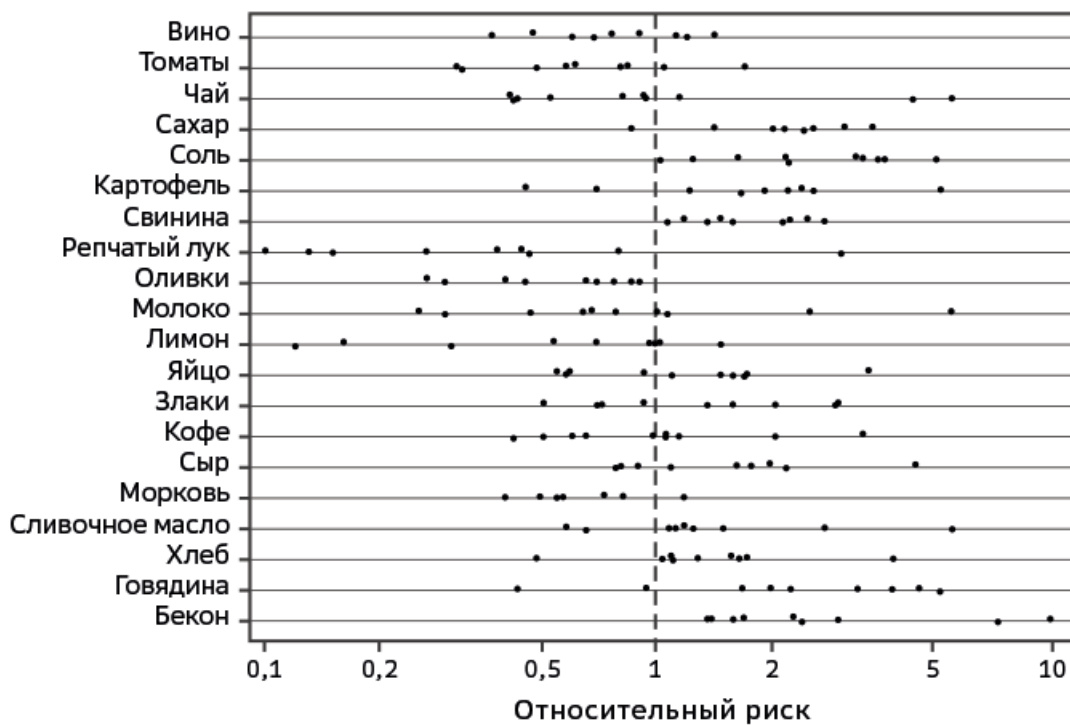


Рис. 11.3. Данные из литературы о влиянии некоторых пищевых продуктов на риск заболевания раком. Источник: с изменениями из: J. Schoenfeld and J. Ioannidis, "Is Everything We Eat Associated with Cancer? A Systematic Cookbook Review," *The American Journal of Clinical Nutrition* (2013): 97 (1), 127–134.

Отсутствие золотого стандарта для рандомизированных клинических исследований — это лишь один аспект проблемы, стоящей перед наукой о питании. Еще одна беда — это влияние неверно проведенных исследований на диетические рекомендации. В статье «Большой жирный пшик» журналист-расследователь Нина Тейхольц проанализировала влияние взглядов физиолога Ансея Кейса на общественные представления о здоровом питании. Кейс опубликовал работу «Исследование семи стран» и даже попал на обложку журнала *Time* в 1961 г. Согласно исследованию, диета с низким содержанием жира и холестерина якобы помогает предотвратить раннее развитие сердечно-сосудистых заболеваний. Однако работа грешила многими недостатками: в ней были опущены данные по 15 странам, которые противоречили основному

выводу, что в свое время вызвало волну справедливой критики. Тем не менее Американская кардиологическая ассоциация активно пропагандировала диету с низким содержанием жира, рекомендуя заменять масло маргарином и отказаться от яиц. Я, как и многие из вас, десятилетиями старательно избегал жирной пищи и жил на пресных крендельках и черном кофе, стараясь даже не смотреть в сторону сыра и пиццы. Я перестал пить даже однопроцентное молоко. Контраст с предыдущей эпохой 1950-х — начала 1960-х гг., то есть со временем моего детства, был разительным: мои родители каждую неделю покупали несколько бутылок цельного молока, а меня ласково называли Элси-теленочек — за любовь (довольно бессмысленную) к молоку. Лишь несколько десятилетий спустя мы осознали, как вреден для сердца сам маргарин с его гидрогенизированными жирами, которые во многих странах теперь вообще запрещены к употреблению в пищу. Тем не менее Американская кардиологическая ассоциация и Министерство сельского хозяйства США по-прежнему рекомендуют ограничивать содержание насыщенных жиров. Оба аспекта этой истории наглядно иллюстрируют путаницу в диетических рекомендациях как неизбежное следствие ущербности исходных данных. В результате, пропагандируя рацион с низким содержанием жира, медицинские организации одобряют вредные диеты, вызывающие ожирение и эпидемию сахарного диабета 2-го типа. Кстати, и многолетние рекомендации избегать молочных продуктов и соли в последнее время тоже обоснованно ставятся под сомнение¹¹.

Следующая проблема — это злоупотребления в пищевой промышленности, что наглядно продемонстрировал «сахарный скандал». Сахар (сахароза) содержится в трех четвертях всех фасованных пищевых продуктов¹². С 1950-х гг. руководители сахарной промышленности активно пропагандируют идею, что калория — это калория и что от сладостей, содержащих калории, люди толстеют не сильнее, чем от любой другой пищи¹³.

Ассоциация сахаропроизводителей возложила вину за сердечные болезни на насыщенный жир. Десятилетиями она поручала ученым, включая самого Ансея Кейса, транслировать обществу эти утверждения. Трое гарвардских ученых, опубликовавших в 1967 г. в *New England Journal of Medicine* пресловутый обзор, в котором вина за сердечно-сосудистые заболевания была возложена на жиры, входящие в рацион, получили деньги от Ассоциации сахаропроизводителей¹⁴. Кроме того, Ассоциация выступала и против новой маркировки продуктов питания, согласно которой на этикетке следовало указывать содержание сахара в данном пищевом продукте. Эта проблема актуальна и по сей день. В 2015 г. мы узнали, что компания Coca-Cola активно работала с учеными, продавливая идею, будто сахар не имеет отношения к ожирению. Эта проблема касается не только сахарной промышленности. Специалист по питанию из Нью-Йоркского университета Марион Нестле на материале около 200 исследований пищевых продуктов показала, что соотношение между исследованиями, оплаченными компаниями пищевой промышленности, и независимыми исследованиями, составило 13 : 1¹⁵. Диетология как «наука» скомпрометирована не только недостатком надежных доказательств, но и корыстной пристрастностью.

Путаница с диетическими рекомендациями поддерживается так называемыми пищевыми пирамидами, продвигаемыми властями, — пирамидами, которые стоят на весьма шатком основании, несмотря на то, что в их создании принимают участие такие организации, как Ассоциация диетологов США, Национальные институты здравоохранения, Центры по контролю и профилактике заболеваний, Агентство по охране окружающей среды и Управление по контролю за лекарствами и пищевыми продуктами. Поскольку за этой информацией стоит государство, ее легко принять за истину в последней инстанции. Пожалуй,

поговорка «У семи нянек дитя без глазу» тут должна звучать иначе: «У семи ведомств — рекомендации без системы».

Нас десятилетиями уверяли, что много соли в пищевом рационе — это ужасный риск инфаркта или инсульта. Американская кардиологическая ассоциация до сих пор рекомендует потреблять не более 1,5 г натрия в день. Если вы когда-нибудь пробовали так жить, то наверняка знаете, что при такой практически бессолевой диете еда не просто невкусная — она просто не лезет в рот. Может быть, это полезно для похудения, потому что так много не съешь. Сэр Джон Пиккеринг, британский врач и ученый, как-то сказал: «Такая диета требует аскетизма религиозного фанатика»¹⁶. Однако связь избыточного потребления натрия с повышенным риском сердечно-сосудистых заболеваний была опровергнута. Проведенное в 2018 г. исследование с участием 95 000 человек из 18 стран хотя и подтвердило роль натрия в умеренном повышении артериального давления (об избытке потребления соли судили по повышению содержания натрия в моче), но показало, что отчетливое и статистически значимое ухудшение состояния здоровья наблюдали только при потреблении натрия свыше 5 г в сутки¹⁷. Средний американец потребляет в сутки не больше 3,5 г натрия¹⁸. Более того, при потреблении менее 3,5 г натрия в сутки наблюдается обратная корреляция между потреблением соли и риском сердечно-сосудистых заболеваний (и смертностью)! Это еще один пример, как мы до сих пор — в национальном масштабе — соблюдаем древние диетические рекомендации, не основанные на убедительных доказательствах. Мы зачем-то цепляемся за средние показатели вместо того, чтобы признать существование ярко выраженных индивидуальных реакций на пищевые продукты и разобраться в них.

Это и есть самая большая проблема, с которой сталкиваются составители пищевых рекомендаций: живучесть идеи, будто существует одна-единственная диета, которой должны

придерживаться все без исключения человеческие существа. Эта идея неприемлема ни с биологической, ни с физиологической точки зрения, она противоречит человеческой уникальности, удивительной гетерогенности нашей популяции и индивидуальной неповторимости наших метаболизма, микробиома, окружения... и это далеко не полный список. Благодаря исследованиям, выполненным в израильском Институте имени Вейцмана, мы теперь знаем, что разные индивиды по-разному реагируют на одни и те же продукты питания и на одно и то же количество пищи. Предполагается, что новая научная дисциплина — нутригеномика — поможет разобраться, каким образом наша уникальная ДНК взаимодействует с продуктами, которые мы едим. Впрочем, на сегодня пока получено очень мало данных («мало» здесь означает нечто среднее между «почти нет» и «совсем нет»), подкрепляющих предположение, что геномные вариации могут подсказать содержание персонализированной диеты. Но, разумеется, это не мешает некоторым компаниям продавать концепцию. Так называемые нутригеномные компании продвигают среди потребителей анализ определенных последовательностей в ДНК, что якобы помогает составить индивидуальную диету, хотя удовлетворительные доказательства эффективности такого анализа полностью отсутствуют¹⁹, а его реклама иногда прямо опровергается проведенными рандомизированными исследованиями²⁰. Мало того, была поставлена под вопрос достоверность многих научных источников по диетологии²¹. Некоторые компании придумали «виртуальных диетологов» — приложения для смартфонов (например, Suggestic, Nutrino и LoseIt!), способные давать рекомендации по составлению индивидуальных диет, хотя по-прежнему не совсем ясно, на каких научных принципах основаны эти рекомендации. Чтобы выйти за рамки бездоказательных универсальных диетологических концепций, нужен

вычислительный, ориентированный на объективные данные и беспристрастный подход. Именно здесь найдется место искусственному интеллекту. В самом деле, специалисты Института имени Вейцмана не просто продемонстрировали, что разные люди по-разному реагируют на одинаковую пищу. Впервые решающую роль в понимании проблемы сыграло машинное обучение: компьютер сумел предсказать гликемический ответ каждого испытуемого на конкретную пищевую нагрузку.

В ноябре 2015 г. журнал *Cell* опубликовал важную статью «Персонализированный рацион на основе прогнозирования гликемического ответа», написанную Эраном Сегалем, Эраном Элинавом и их коллегами из Института имени Вейцмана²². В исследовании участвовали 800 человек, не страдающих сахарным диабетом, у которых в течение недели непрерывно регистрировали уровень глюкозы в крови с помощью введенного под кожу датчика. В общей сложности за все время мониторинга испытуемые съели более 5 000 стандартизированных блюд, причем в некоторых из них были такие составляющие, как шоколад и мороженое, а также 47 000 привычных для них обедов, завтраков и ужинов. Всего было выполнено более 1,5 млн измерений концентрации глюкозы в крови.

Детализированные гликемические ответы интегрировались в многомерную систему с другими стимулами для каждого данного пациента: в анализ были введены такие пищевые привычки, как время приема пищи, состав пищи и напитков. Были учтены и другие факторы — физическая активность, рост и вес, качество сна, микробиом кишечника и данные анализов крови. Многие из этих данных испытуемые вводили сами через специальное приложение для смартфона. Гликемическая реакция на прием пищи, как и ожидалось, оказалась весьма вариабельной (см. рис. 11.4)²³.

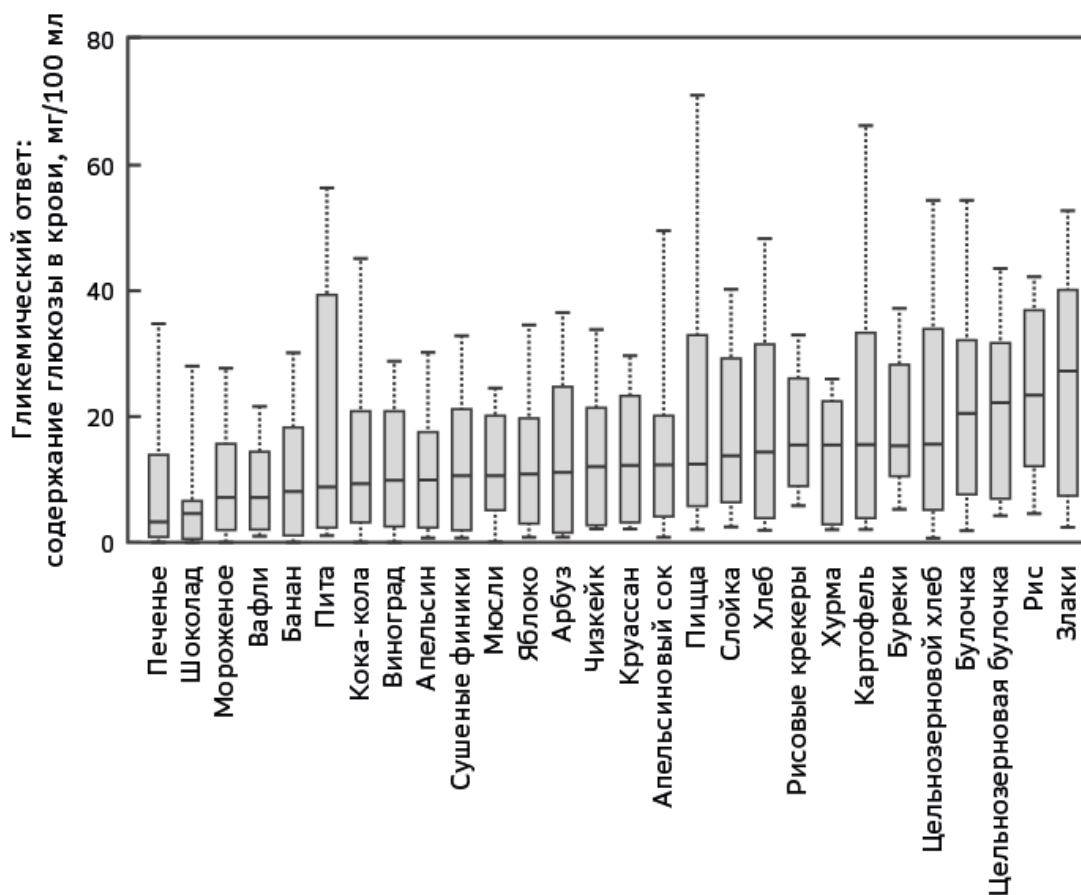


Рис. 11.4. Среднее повышение содержания глюкозы в крови (в пределах 25–75 мг / 100 мл) в ответ на потребление различных продуктов питания (по данным исследования, проведенного в Институте имени Вейцмана). Обратите внимание на высокую вариабельность ответов на все виды пищи, особенно на хлебобулочные изделия (пита, цельнозерновой хлеб), пиццу, апельсиновый сок, картофель. Источник: с изменениями из: E. Segal and E. Elinav, *The Personalized Diet: The Pioneering Program to Lose Weight and Prevent Disease* (New York: Grand Central Life & Style, 2017).

Машинное обучение по модели дерева решений помогло скомпоновать миллионы единиц данных. Авторам удалось выделить 137 факторов, которые позволили предсказывать гликемический ответ на определенные продукты питания у каждого конкретного испытуемого. Затем эти результаты были проверены на когорте из сотни других испытуемых. Затем, чтобы получить дополнительное подтверждение адекватности алгоритма, было проведено рандомизированное исследование с

участием 26 человек, которым были назначены персонализированные (на основании этих алгоритмов) диетические планы: исследование показало значительное улучшение гликемического ответа на пищу по сравнению с контрольной группой. Алгоритмы оказались весьма точны в прогнозировании гликемического ответа и превзошли в этом опытных диетологов.

Эти данные имеют очень большое значение: для больных, страдающих диабетом и получающих инсулин, подсчет потребления углеводов является единственным способом расчета дозировки. Углеводы связывали с повышением концентрации глюкозы в крови во время еды, так же как и клетчатку, хотя на самом деле клетчатка снижала реакцию на углеводы несколько позже, в течение последующих 24 ч. Очень важно, что в этом исследовании вариабельность индивидуальной реакции на еду была не просто выявлена, а получила объяснение. Компоненты пищи не были основной движущей силой гликемического ответа. Ключевыми факторами, определяющими гликемическую реакцию на пищу, оказались микроорганизмы кишечного микробиома. Например, присутствие в кишечнике *Parabacteroides distasonis* сочеталось с мощным гликемическим ответом, а слабый ответ наблюдали при наличии в кишечнике *Bacteroides dorei*. В аннотации к статье в журнале *Cell*, посвященной этому исследованию, говорилось, что оно стало «первым шагом к настоящей персонализации питания»²⁴.

Эта статья коллектива авторов стала первой в серии публикаций Института имени Вейцмана. Следующим шагом стало исследование изменений в потреблении хлеба как средства регуляции уровня глюкозы в крови. В среднем по всему миру люди получают с хлебом около 10% всех суточных калорий (в некоторых регионах и до 30%), и поэтому авторы выбрали в качестве контрольного продукта именно его. В 2017 г. авторы представили отчет о рандомизированном перекрестном

исследовании с использованием хлеба двух типов: промышленного белого хлеба и ремесленного хлеба на закваске²⁵. У всех 20 участников исследования отслеживали уровень глюкозы в крови тем же методом, что и в первом исследовании. О приготовлении ремесленного хлеба рассказывалось весьма живописно, и это показывает, как внимательно отнеслись авторы ко всем деталям своей работы. А от самого описания у меня лично текли слюнки:

«Белый хлеб был обычным магазинным: мы выбрали хлеб от популярного производителя, чтобы быть уверенными, что все испытуемые получают одинаковый продукт. Чтобы испечь хлеб на закваске, мы пригласили опытного мельника, который молот муку на каменных жерновах из свежей твердой краснозерной пшеницы, а затем просеивал муку так, чтобы удалить лишь самые крупные частицы отрубей. Кроме того, мы наняли опытного пекаря, умеющего выпекать хлеб из такой особой муки с добавлением только воды, соли и закваски. Тесту давали подойти, делили его на порции, раскатывали, формовали, а затем пекли хлеб в каменной печи. Каждые два дня мы забирали этот свежее испеченный из цельнозерновой муки хлеб и отвозили в лабораторию, где раздавали его участникам исследования. Запах был настолько соблазнительный, что и участники нашей группы не могли устоять! Понимая, что битва проиграна, мы после второй поставки стали заказывать хлеб и для наших сотрудников...»

Результаты оказались удивительными. В среднем между реакциями на хлеб обоих типов разницы не было — но только в среднем. На индивидуальном уровне варибельность оказалась весьма значительной. Некоторые участники давали низкий гликемический ответ на хлеб, а реакция других оказалась полностью противоположной. И вновь определяющим фактором оказался микробиом кишечника. Строго говоря, на фоне употребления двух типов хлеба микробиом был не только

определяющим фактором, но и единственным надежным предиктором²⁶.

Наш индивидуальный кишечный микробиом — 40 млн клеток самых разных видов (около 1 000) — играет намного более важную роль в реакции на прием пищи, чем можно было предполагать. В прошлом было проведено множество исследований, авторы которых связывали микробиом кишечника с проблемами, обусловленными питанием, включая такие заболевания, как ожирение и сахарный диабет, а также с нарушениями иммунитета и большим числом других расстройств и болезней, — но при этом не было получено однозначных доказательств наличия причинно-следственной связи. Возможно, причина заключается в том, что ежедневно со стулом мы теряем около 10% нашего микробиома, и его популяция слишком переменчива, чтобы можно было надежно вычислить эффект. Тем не менее разнообразие видов бактерий и их общий состав остаются, по-видимому, одними и теми же. Есть и другие факторы, влияющие на состав микробиома. Следует отметить, что эти бактерии отличаются собственным циркадным ритмом: одни из них более многочисленны в утренние, а другие — в вечерние часы. Этот ритм контролируется как нашими пищевыми привычками, так и биологическими часами. Например, участникам исследования давали бесплатные билеты на перелет из Израиля в США и обратно, после чего кишечную микрофлору людей, больше всего страдавших от джетлага, переносили в кишечник стерильных мышей. В результате у последних развивалось ожирение и нарушение толерантности к глюкозе²⁷. Сотрудники Института имени Вейцмана провели отдельные исследования, результаты которых показали, что вредоносные эффекты заменителей сахара²⁸, включая прибавку в весе (вплоть до ожирения), коррелировали с изменениями состава микробиома²⁹.

Сегаль и Элинав подытожили свою обширную работу в книге «Персонализированная диета». Всего они обследовали более 2 000 человек, и главное впечатление ученых выглядит так: «Мы сделали удивительное открытие: все сугубо индивидуально»³⁰. Приведу ключевой вывод всей книги: «Массив данных, с которым мы работали, огромен, и мы полностью их проанализировали, поэтому наши результаты имеют огромное значение — они более убедительно, чем все прежние исследования, показывают, что общего, универсального подхода к питанию просто не существует». Это сильное заявление: в рецензируемых статьях ему, конечно, не место, но в книге — почему бы и нет?

Индивидуальность реакции в данном случае оценивали по гликемическому ответу, но, разумеется, это не единственный конечный параметр воздействия питания на человеческое здоровье, хотя и весьма важный. Гликемические пики после еды, если они значительны, могут сигнализировать о повышенном риске развития сахарного диабета³¹, а высокий уровень глюкозы, обусловленный повышенной кишечной проницаемостью, повышает риск инфекционных заболеваний³² и рака³³. Помимо потенциальной связи с сахарным диабетом и раком, специалисты всегда проявляли озабоченность в отношении нарушения липидного состава крови, ожирения, сердечно-сосудистых и нейродегенеративных заболеваний. Однако пока не получено убедительных данных о связи гликемических пиков после еды у здоровых людей с повышенным риском различных заболеваний.

Несомненно, Сегаль и Элинав убедительно доказали, что индивидуальные закономерности гликемического ответа (одни испытуемые проявляли повышенную чувствительность к жирам, другие к клетчатке, третьи к поваренной соли, а на реакцию четвертых влиял сон) связаны в первую очередь с кишечным микробиомом, а все сложности можно картировать, моделировать и прогнозировать с помощью алгоритмов машинного обучения. Впоследствии группа ученых

Стэнфордского университета оценила гликемические пики у 47 здоровых людей на фоне постоянного мониторинга уровня содержания глюкозы в крови, проанализировала данные о реакции на определенные пищевые продукты с помощью алгоритмов машинного обучения и предположила, что скачки уровня глюкозы — это обычное явление, причем они делятся на три «глюкотипа» (см. рис. 11.5)³⁴. Особенно большое значение имели определенные компоненты пищи: «Стандартное блюдо из хлопьев с молоком вызывало повышение уровня глюкозы до величин, характерных для предиабета (> 140 мг/100 мл), у 80% испытуемых. Вполне обоснованно можно утверждать, что это распространенное блюдо может отрицательно сказываться на здоровье большинства взрослых людей». Эти данные специалистов Института имени Вейцмана и Стэнфордского университета в отношении пиков концентрации глюкозы в крови и состава кишечного микробиома были подтверждены и другими исследователями³⁵.

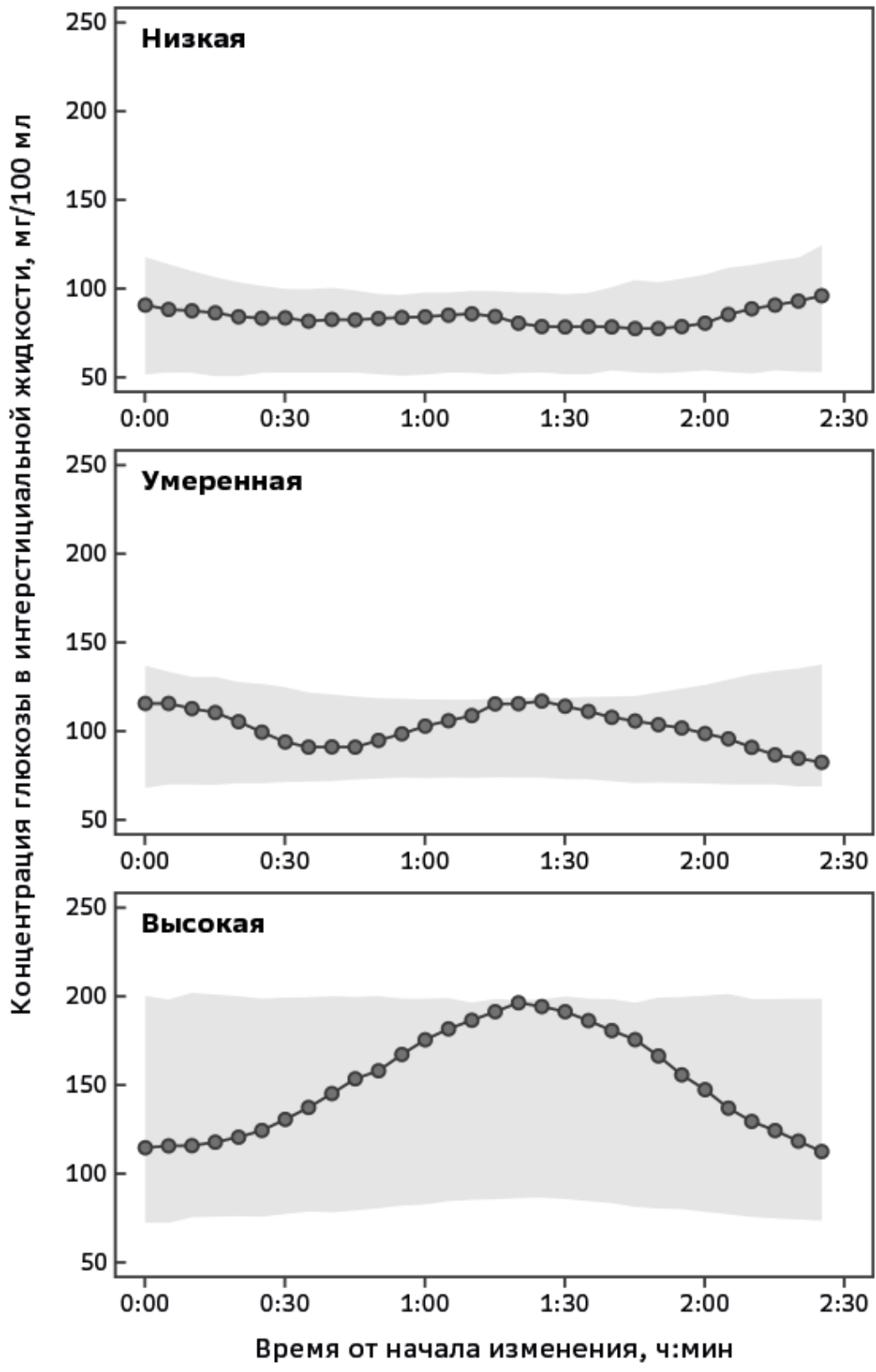


Рис. 11.5. Низкий (верхняя кривая), умеренно выраженный (средняя кривая) и высокий (нижняя кривая) глюкотипы у 57 здоровых испытуемых. Источник: с изменениями из: Н. Hall et al., "Glucotypes Reveal New Patterns of Glucose Dysregulation." *PLoS Biology* (2018): 16 (7), e2005143.

Сегал и Элинав, зная о моем интересе к персонализированной медицине, попросили меня написать рецензию на их новую книгу, которая на тот момент готовилась к выходу в печать: в книге были четко упорядочены важные результаты исследования и убедительно объяснены различия в уровне глюкозы после еды. В 2015 г. авторы решили основать в Израиле компанию, чтобы помогать людям в составлении персонализированной оптимальной диеты с учетом гликемического ответа. Компания получила название DayTwo, а возглавила ее Лихи Сегал, жена Эрана Сегала. Я и без того был весьма заинтригован научными публикациями этих авторов, но прочтение книги пробудило во мне желание пройти тестирование в компании. Сначала мне пришлось заполнить на сайте анкету с личными данными, загрузить на смартфон приложение и получить датчик глюкозы от Abbot Laboratories. Затем, после этой подготовки, я в течение двух недель ежедневно записывал в приложение по часам и минутам все, что ел, фиксировал физические нагрузки и прием лекарств. Все это время я носил на левой руке сенсор глюкозы размером с монетку. В любой момент я мог узнать уровень глюкозы в тканях с помощью считывающего устройства, которое получил вместе со всем остальным оборудованием. Для определения микробиома мне также пришлось собирать образцы кала для анализа.

Этот двухнедельный сбор данных стал для меня нешуточным испытанием. Проще всего было то, что касалось уровня глюкозы и состава микробиома, а данные о сне и физических нагрузках я не напрягаясь собирал и отсылал благодаря своему фитнес-трекеру Fitbit. Тягостной была необходимость вручную вводить в смартфон все, что я ел и пил. Поиск продуктов или напитков в

списке часто давал не вполне точные результаты. Это же касалось и размеров порций. Иногда, если я забывал что-нибудь внести, мне приходилось возвращаться на день-другой назад, чтобы восполнить пробелы. Согласно полученной инструкции, мне запрещалось что-либо есть в течение двух часов после каждого основного приема пищи, чтобы не исказить гликемический ответ. Временами это было трудно — я ведь люблю что-нибудь перекусить. Это напомнило мне о забавной статье, опубликованной сотрудником Института Солка в Калифорнии Сатчином Пандой, который использовал смартфон для отслеживания пищевых привычек испытуемых. Работа Панды показала, что никакой «трехразовой» структуры питания у людей нет: в большинстве своем они едят (в среднем) 14,75 ч в сутки!³⁶ Сработал так называемый Хоторнский эффект: люди, принимающие участие в каком-либо исследовании, ведут себя по-другому, если знают, что за ними наблюдают. Вероятно, это и заставило меня, как, наверное, и других клиентов DayTwo, есть одни виды продуктов, избегать других, да и вообще менять свои пищевые привычки.

Со всеми этими оговорками — вот мои результаты относительно содержания глюкозы в тканях, состава микробиома и диетических рекомендаций. После еды у меня отмечалось несколько пиков, соответствующих умеренному гликотипу (см. рис. 11.6).

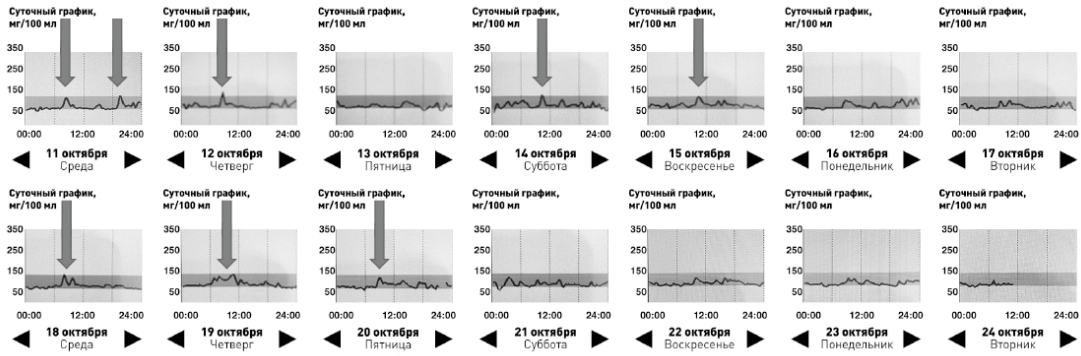


Рис. 11.6. Мои данные мониторинга уровня глюкозы: на графиках видны пики концентрации после еды (отмечены стрелками), достигавшие 150 мг / 100 мл.

Микробиом

МИКРООРГАНИЗМ	РЕЗУЛЬТАТ / СРЕДНЯЯ НОРМА, %	МИКРООРГАНИЗМ	РЕЗУЛЬТАТ / СРЕДНЯЯ НОРМА, %
<i>Bacteroides stercoris</i>	27,45/1,74	<i>Roseburia hominis</i>	0,44/0,44
<i>Bacteroides vulgaris</i>	9,37/2,49	<i>Alistipes shahli</i>	0,41/1,01
<i>Bacteroides uniformis</i>	9,25/2,75	<i>Ruminococcus torques</i>	0,39/1,16
<i>Eubacterium rectale</i>	5,96/4,81	<i>Ruminococcus obeum</i>	0,39/0,84
<i>Alistipes putredinis</i>	5,62/3,16	<i>Eubacterium ventriosum</i>	0,37/0,27
<i>Clostridium sp. L2-50</i>	4,13/0,84	<i>Eubacterium bifforme</i>	0,36/0,87
<i>Faecalibacterium prausnitzii</i>	4,09/6,80	<i>Coprococcus comes</i>	0,32/0,79
<i>Ruminococcus bromii</i>	3,90/3,10	<i>Lachnospiraceae bacterium 1157 FAA</i>	0,29/0,52
<i>Parabacteroides merdae</i>	3,49/1,33	<i>Bacteroides fragilis</i>	0,29/0,27
<i>Barnesiella intestinihominis</i>	3,31/1,36	<i>Dialister invisus</i>	0,28/0,07
<i>Bacteroides ovatus</i>	2,46/0,98	<i>Roseburia inulinivorans</i>	0,26/0,54
<i>Bacteroides cellulosilyticus</i>	1,83/0,61	<i>Eubacterium eligens</i>	0,23/1,31
<i>Roseburia intestinalis</i>	1,38/1,06	<i>Coprococcus catus</i>	0,15/0,39
<i>Bacteroides dorei</i>	1,22/1,53	<i>Bifidobacterium longum</i>	0,14/1,22
<i>Bacteroides faecis</i>	1,10/0,33	<i>Dorea formicigenerans</i>	0,12/0,51
<i>Anaerostipes onterdonkii</i>	1,02/0,57	<i>Ruminococcus callidus</i>	0,12/0,27
<i>Akkermansia mucinipila</i>	0,88/1,50	<i>Collinsella aerofaciens</i>	0,11/0,98
<i>Bifidobacterium adolescentis</i>	0,87/2,57	<i>Haemophilus parainfluenzae</i>	0,08/0,12
<i>Acidaminococcus sp. D21</i>	0,86/0,06	<i>Alistipes finegoldii</i>	0,07/0,40
<i>Parabacteroides distasonis</i>	0,86/0,53	<i>Bacteroides thetaiotaomicron</i>	0,05/0,46
<i>Ruminococcus lactaris</i>	0,85/0,52	<i>Streptococcus thermophilus</i>	0,04/0,24
<i>Dorea longicatena</i>	0,77/1,59	<i>Clostridium mele</i>	0,03/0,08
<i>Eubacterium hallii</i>	0,73/1,53	<i>Bilophila wadsworthia</i>	0,03/0,03
<i>Odoribacter laneus</i>	0,69/0,09	<i>Lachnospiraceae bacterium 5163 FAA</i>	0,03/0,37
<i>Lachnospiraceae bacterium 3 1 57FAA</i>	0,44/0,23		

Рис. 11.7. Результат анализа моего микробиома; в нем преобладает *Bacteroides stercoris*.

Если оставить в стороне неудобства, связанные с исследованием, то информация о моем микробиоме (рис. 11.7) и диетические рекомендации оказались очень любопытными. Выяснилось, что мой основной «сожитель» — микроорганизм *Bacteroides stercosis*. Диетические рекомендации (рис. 11.8) основаны на моей повышенной чувствительности к углеводам и на невысокой чувствительности к жирам, судя по гликемическому

компания подобного рода. Viome — это конкурирующая фирма, которая осуществляет более полный анализ микробиома (включая не только бактерии, но также вирусы и грибковые микроорганизмы) за \$399, а затем использует полученные данные для составления диетических рекомендаций³⁷. В отличие от ученых из Института имени Вейцмана, сотрудники Viome пока не опубликовали ни одной рецензированной статьи в научных журналах.

Работы лаборатории Элинава и Сегалья — не единственные исследования, убедительно показавшие важнейшую роль микробиома в ответе каждого отдельно взятого человека на потребляемую пищу. Майкл Снайдер, возглавляющий кафедру генетики Стэнфордского университета, провел, так сказать, «мультиомное» исследование (с оценкой одновременно микробиома, транскриптома, протеома, метаболома и генома) на материале 23 пациентов, страдающих избыточным весом, чтобы охарактеризовать процессы, происходящие при наборе и сбрасывании веса. При увеличении веса всего на 2,5 кг происходят существенные изменения видового состава кишечного микробиома, изменяется функция более 300 генов, а в крови повышается содержание медиаторов воспаления³⁸. Эти изменения исчезают при потере веса.

Позвольте мне объяснить: я представил здесь данные, полученные с помощью алгоритма DayTwo, вовсе не для того, чтобы прорекламирровать эту компанию или идею авторов исследования, так как это всего лишь первое применение искусственного интеллекта к рекомендациям по здоровому питанию. Это исследование заслуживает внимания еще и потому, что в ходе его проведения было учтено беспрецедентное (в прямом смысле) множество разнообразных данных об обследованных конкретных людях. Однако этого мало, чтобы говорить о каких-то значимых переменах. Они потребуют крупного рандомизированного клинического исследования с

контрольной группой (когда одной половине участников будут даны рекомендации на основании алгоритма, а второй половине — нет), а затем наблюдения за обеими группами в течение многих лет для получения значимых клинических результатов. Все, что у нас есть на сегодня, — лишь краткосрочная история одного-единственного аспекта питания, а именно гликемического ответа на пищу. А этого очень мало для профилактики сахарного диабета или предотвращения его осложнений. Мне кажется, что без регулярного наблюдения и контроля за соблюдением диеты, режима физической активности и за уровнем глюкозы прогностическая сила алгоритма может оказаться низкой. Когда я спросил руководство компании, отличаются ли ROC-кривые и меняется ли надежность прогнозов, если их делают только на основании состава микробиома, то не получил в ответ ничего, кроме дежурного заявления, что оценка состава микробиома отличается большой точностью. Роб Уайт, ведущий специалист по микробиому из Университета Сан-Диего, заметил, что работа авторов из Института имени Вейцмана «весьма основательная и строгая, что принесло им заслуженную славу». Но при этом Уайт оговорился: ему кажется, что «пока нельзя экстраполировать полученные результаты за пределы непосредственно обследованной группы населения»³⁹.

И тут возникает еще одна проблема, которая возвращает нас к началу главы. У меня в почках оксалатные камни, что подтверждается высоким содержанием оксалатов в моче, поэтому мне, естественно, надо придерживаться диеты с низким содержанием оксалатов. Вы, наверное, помните мои любимые блюда, которых мне надо избегать (по крайней мере, если верить некоторым источникам). Но в советах алгоритма DayTwo они помечены как A+, то есть рекомендованы мне в первую очередь. Это противоречие в универсальной рекомендации, сделанной без учета моих метаболических расстройств и необходимости придерживаться соответствующего им диетического плана,

иллюстрирует сложность проблемы и подтверждает необходимость сбора (по возможности) всех мыслимых данных о пациенте: только так можно составить по-настоящему персонализированную диету. Новые технологии — например, глотание электронных капсул, способных распознавать состав микробиома по мере прохождения кишечника (по составу газов, продуцируемых микроорганизмами), — потенциально весьма полезны при определении по крайней мере одного ключевого аспекта данных на входе алгоритма⁴⁰. Мы уже видели попытки изменить генетический аппарат бактерий с целью лечения метаболических расстройств посредством влияния на микробиом (на приматах)⁴¹. На сегодня возможность составления научно обоснованных персональных диетических рекомендаций — вопрос будущего, но этот путь, скорее всего, приведет нас к лучшим результатам, нежели те, на которые мы опираемся, заиклившись на универсальных диетических рекомендациях.

Разобравшись с вопросом о диетах, мы получили отличную стартовую площадку для знакомства со следующей главой, в которой речь пойдет о том, как искусственный интеллект, помимо составления персонализированных диет, сможет улучшить состояние здоровья конечных потребителей и как виртуальный ассистент сможет взять на себя ответственность за наше медицинское просвещение.

Виртуальный медицинский ассистент

Сегодня мы уже доверяем машинам не просто что-то делать, но и решать, что и когда делать. Следующее поколение будет расти в новую эпоху — эпоху окружающих нас автономных умных аппаратов, с забавными именами или без.

Рэйчел Ботсман [\[24\]](#).

ИИ — это такая штука, которая может собрать кучу информации и рассказать вам то, чего вы сами не знаете о своем здоровье.

Цзюнь Ван

Когда в 2011 г. была представлена Siri для iPhone, это дало пищу множеству шуток. Даже пару лет спустя, когда меня пригласили в студию старого доброго шоу The Colbert Report и ведущий Стивен Колберт спросил Siri: «Я умираю?», робот невозмутимо ответил: «Честно говоря, я не знаю». Оказалось, что на многое Siri попросту неспособна: хотя 95% владельцев iPhone пробовали с ней общаться, первое впечатление было в основном негативным, и пользователи оставили попытки наладить контакт¹. Затем, в

2015 г., появилась программа Cortana от Microsoft, и вскоре мы начали получать от искусственного интеллекта советы по поводу маршрутов поездок и напоминания, что нам пора в аэропорт. В 2016 г. появился виртуальный голосовой ассистент компании Google с чрезвычайно креативным именем Google Assistant, отвечавший, как вы и сами догадываетесь, на очень широкий спектр поисковых запросов. К концу 2016 г. более 40% пользователей смартфонов сообщали, что пользуются одним из этих ассистентов². Мы уже совсем привыкли пользоваться услугами персональных ассистентов с искусственным интеллектом.

И как не упомянуть об Echo компании Amazon и о голосовых устройствах Dot, известных нам как Alexa: они взяли мир (ну по крайней мере США) штурмом. Еще в 2011 г. Джефф Безос написал, какой он видит систему Alexa: «Дешевый вездесущий компьютер в облаке, со всеми своими мозгами, с которым можно взаимодействовать посредством голоса — вы ему что-то говорите, а он вам отвечает»³. Первый вариант Alexa был представлен в конце 2014 г., но потребовалось еще несколько лет, чтобы ее популярность взлетела до небес. К концу 2016 г. выяснилось, что Amazon уже не поспевает за спросом: устройства Echo были полностью распроданы, облачный робот поселился более чем в 6 млн американских домов. Некоторые фанаты прозвали 2016-й годом «разговорной торговли» — программа стала настолько популярной, что в течение года более 250 000 человек попросили руки Alexa⁴. В 2018 г. устройства, в которых можно было использовать Alexa, составили 70% всех голосовых устройств с ИИ, причем пользуются ими более 60 млн американцев⁵. Эта программа стала настоящим «техническим единорогом» — тем самым редким продуктом, который кардинально изменил наш образ жизни⁶. До этого за всю историю США лишь одно изобретение сумело за два года покорить сердце каждого

четвертого американца — это iPhone, появившийся в 2007 г. (см. рис. 12.1).

Почему же этот прорыв — появление голосового персонального ассистента — произошел именно теперь?⁷ Оглядываясь назад, понимаешь, что этого не могло не произойти: людям проще общаться голосом, чем при помощи клавиатуры. Мой друг Бен Гринберг из компании WebMD говорит: «Черт побери, да наши внуки и правнуки наверняка нас засмеют за то, что мы вообще пользовались клавиатурой»⁸. Но дело не только в этом. Мы говорим — хоть по-английски, хоть по-китайски — в два-три раза быстрее, чем печатаем (неважно, записываем мы с голоса или просто набираем на клавиатуре что придет в голову), не говоря уже о том, что оговорок обычно меньше, чем опечаток, особенно в китайском языке, который очень труден для печати (см. рис. 12.2). Распознавание речи средствами искусственного интеллекта мы стали воспринимать всерьез только к 2016 г., когда технологии от Microsoft и Google «догнали» среднего человека, печатающего на клавиатуре, по частоте ошибок, которая снизилась до 5%. Теперь же искусственный интеллект в распознавании речи превзошел человека.

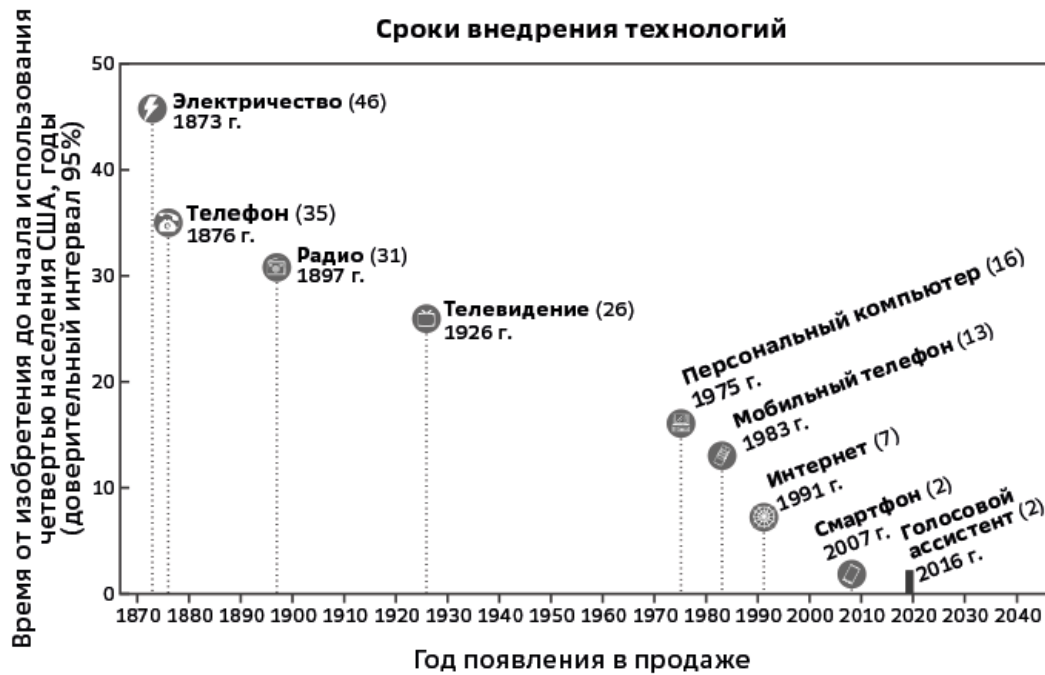


Рис. 12.1. Год появления технологии и время до начала ее использования каждым четвертым американцем. Источник: с изменениями из: "Happy Birthday World Wide Web," *The Economist* (2014): www.economist.com/graphic-detail/2014/03/12/happy-birthday-world-wide-web.

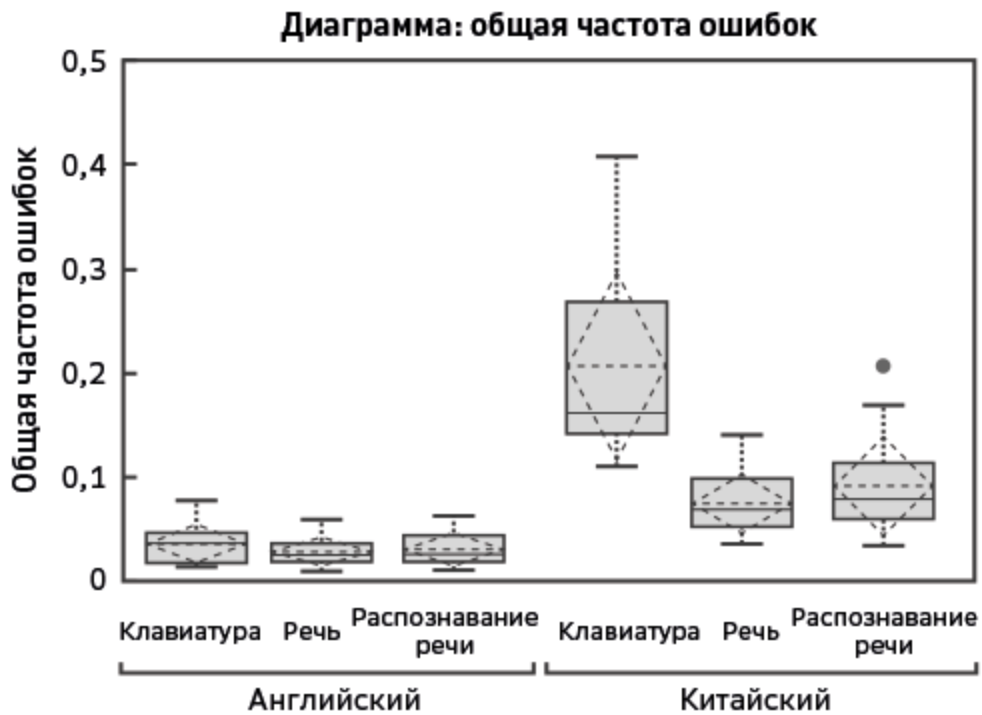
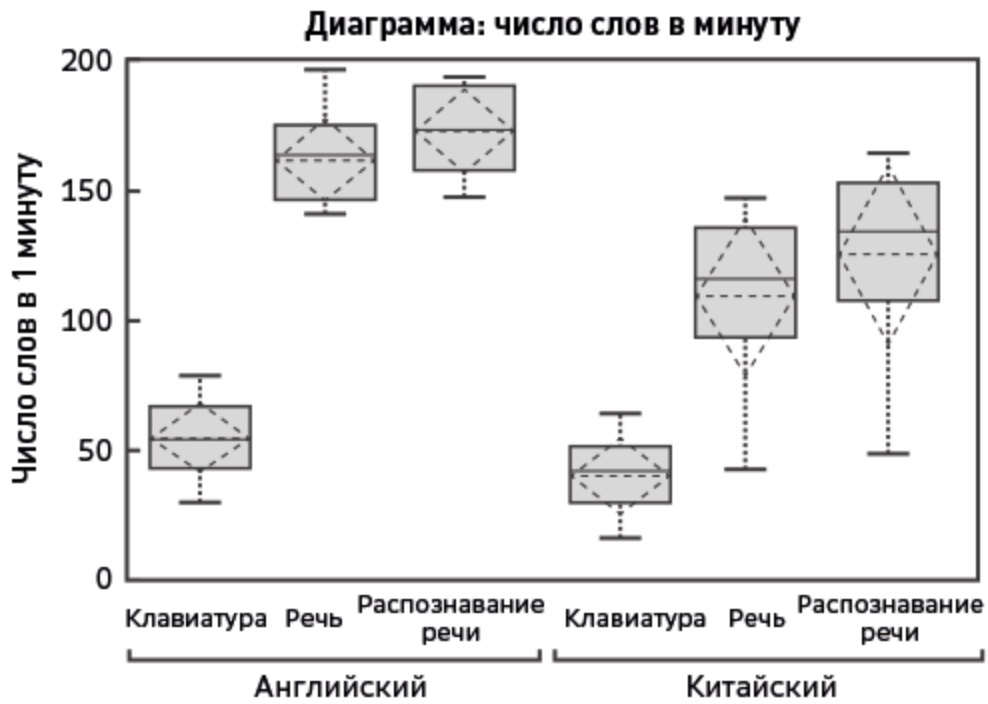


Рис. 12.2. Насколько быстрее мы можем говорить, чем писать, по-английски и по-китайски. Число ошибок значительно меньше при распознавании речи на китайском языке. С изменениями из: S. Ruan, *Speech Is 3x Faster Than Typing for English and Mandarin Text Entry on Mobile Devices*, arXiv (2016): http://hci.stanford.edu/research/speech/paper/speech_paper.pdf.

У распознавания голоса есть и другие преимущества. Отпадает необходимость в логине и пароле, что позволяет избежать сложностей с открытием приложений (которым зачем-то регулярно требуются обновления). Все это делает голос быстрым, удобным, легким в использовании и недорогим инструментом. Поэтому нет ничего удивительного, что в наше время программы распознавания голоса установлены на множестве устройств, интегрирующих возможности машинного обучения и обработки естественного языка, включая такие, как Google Home, Apple HomePod, DuerOS от Baidu, Clara Labs, x.ai, DigitalGenius, Howdy, Jibo, Samsung, DingDong от компании LingLong (это приложение активируют, говоря: «Динь-дон! Динь-дон!») и многие другие приложения, успешно конкурирующие с Alexa. Вспомним прогнозы, согласно которым к 2020 г. 75% американцев уже должны были иметь в своем распоряжении по крайней мере одного голосового ассистента помимо Alexa². И действительно, у многих моих коллег таких устройств уже несколько — Echo или Dot. Для удобства их ставят в разных комнатах.

Но что нам сегодня на самом деле дают голосовые ассистенты? В журнале *MIT Technology Review* говорится: «Так же как смартфоны изменили в нашей жизни буквально все, от современного этикета свиданий до скорости движения пешеходов, голосовые приложения с ИИ уже начинают переворачивать многие привычные аспекты нашего домашнего быта»¹⁰. Правда, этот «переворот» не слишком бросается в глаза — просто пользователь больше не пялится в экран смартфона, а говорит с цилиндрической трубкой. То, что делают эти ассистенты (заказывают продукты в магазинах или готовую еду, проигрывают музыку, выключают свет, рассказывают анекдоты (бородатые), составляют заметки, зачитывают прогноз погоды, вызывают такси и даже имитируют испускание газов), могут выполнять и многие другие средства. Разумеется, с цилиндром невозможно вести полноценный осмысленный разговор — он

ведь ничего не знает о мире. Чат-программа Xiaoice от Microsoft, разработанная для китайских пользователей, сумела поддержать самый длинный в истории распознавания и имитации речи диалог, но это была всего лишь машинная подделка — настоящее человеческое взаимодействие и рядом не стояло. В самом деле, 50 лет спустя после того, как в «Космической одиссее 2001 года» заговорил ЭАЛ-9000, все еще невозможно убедительно симитировать естественную беседу средствами искусственного интеллекта. В компании Amazon над проектом Alexa работают более 3 000 инженеров. Однако я спросил о перспективах голосового ИИ Педро Домингоса, ведущего ИТ-специалиста Вашингтонского университета, и он в ответ рассказал мне эту историю: «Я был на семинаре, который устраивали в Amazon, там мне дали это устройство, и я поставил его дома. Больше всего эта штука понравилась моему сыну. Он любит, чтобы Alexa загадывала ему загадки. Она это умеет. Но если вы загадаете ей одну из ее собственных загадок, Alexa даже не поймет вопроса — про ответ вообще молчу»¹¹. Впрочем, когда приложение Google Duplex продемонстрировало почти «человеческое» косноязычие — например, употребляя при заказе столика в ресторане сленговые словечки и мусорные междометия («вкурил», «э-э-э», «ну»), — могло показаться, что дело сдвинулось с мертвой точки¹².

Не подумайте, я вовсе не сомневаюсь — уверен, что со временем эти устройства будут становиться все умнее и разговорчивее. В конце концов, их усиленно обучают на материале миллиардов образцов человеческого общения. Alexa уже несколько лет сохраняет лидерство на рынке и загнала конкурентов в угол: учитывая опыт Amazon в работе с искусственным интеллектом, нет никаких сомнений в том, что возможности его голосовых ассистентов будут только расширяться. Премия от Alexa в \$3,5 млн, о которой было объявлено в 2018 г., будет присуждена тому, кто сумеет

проговорить с системой 20 минут так, чтобы беседа не отличалась от человеческой, — и, вероятно, послужит хорошим стимулом¹³. К способностям Alexa теперь добавлены десятки тысяч так называемых «навыков» (их можно сравнить с приложениями для смартфона), придуманных как специалистами Amazon, так и сторонними разработчиками. Не так-то просто изучить чужую культуру настолько, чтобы обеспечить в ее среде голосовую поддержку, однако Amazon научил Alexa говорить по-немецки, по-японски и по-французски. В разработке находятся другие языки.

У голосового ИИ есть и другие преимущества. Одно из самых очевидных — им могут пользоваться люди с тяжелыми нарушениями зрения, которых в мире насчитывается свыше 250 млн (в США среди слабовидящих и слепых — почти 600 000 детей в возрасте до 18 лет и более 3 млн людей старше 65 лет¹⁴). Бесплатное приложение от Microsoft Seeing AI распознает лица, сканирует штрихкоды на товарах в супермаркетах, различает денежные купюры и читает рукописные тексты. Alexa, однако, пошла еще дальше, и теперь у нее есть «навыки» выполнения бытовых задач в домашней обстановке — она умеет диктовать тексты сообщений и электронных писем, выбирать телевизионные передачи для просмотра или оценивать одежду и внешний вид пользователя (с помощью Echo Look). Все это дополняется такими технологиями, как Aira Tech или MyEye, представляющими собой умные очки с видеокамерой, датчиками и возможностью выхода в интернет.

Не будем забывать и о том, что в мире насчитывается около 780 млн взрослых людей, не умеющих читать и писать. Кроме того, сейчас доступны удивительные возможности перевода, которые ломают языковые барьеры в общении. Например, в Китае более 500 млн человек пользуются приложением iFlytek, которое превращает китайскую речь в сообщения, написанные по-английски, и наоборот¹⁵. Есть даже голосовые приложения,

способные работать в условиях повышенного шума, например приложение Xiaofeiyu, разработанное для водителей в Китае. Подобно распознаванию речи, глубокие нейронные сети теперь даже осваивают чтение по губам, что очень помогает глухим общаться со слышащими¹⁶.

Тем не менее существуют и недостатки, которые нельзя сбрасывать со счетов. Несмотря на то, что Alexa и другие программы активируются голосом (надо вслух произнести название «навыка» или приложения), присутствие в доме подслушивающего устройства вызывает у многих дрожь. Мне сразу вспоминается Марк Цукерберг, который заклеивает объектив веб-камеры своего ноутбука, опасаясь, что за ним могут наблюдать. Можно, конечно, выключить режим «всегда на связи» и чуть меньше тревожиться по поводу неприкосновенности частной жизни, но если устройство активировано, то компании-разработчики, разумеется, записывают некоторые разговоры, чтобы обучать и совершенствовать свою платформу (пользователи имеют возможность стирать всю записанную информацию, хотя мало кто это делает). По этой причине Alexa окрестили «оруэлловским Старшим Братом»¹⁷. А в 2017 г., как будто голосовой части было недостаточно для нагнетания страха, Amazon представил обновленные варианты Echo Plus с видеокамерой — Echo Spot с дисплеем, Echo Show с сенсорным экраном и уже упоминавшийся Echo Look: его машинный алгоритм способен подсказать, насколько эстетически привлекательно и стильно вы выглядите¹⁸. Кстати, эта способность ИИ заинтересовала и ученых¹⁹. Я не удивлюсь, если скоро Alexa будет подсказывать, в каком магазине мы можем обновить гардероб.

Уязвимость голосовых ассистентов в отношении взлома продемонстрировали так называемые атаки дельфинов — чтобы контролировать активируемые голосом устройства, можно

использовать ультразвук, который не различает человеческое ухо²⁰. Был даже один случай убийства, в ходе расследования которого Amazon вынудили предоставить следствию записи Echo, полученные в тот период, когда система не была активирована, а находилась в режиме прослушивания. Компания подчинилась требованиям властей, хотя изначально ссылалась на Первую поправку, отказываясь обнародовать записи (при этом газеты называли прецедент с Echo «бомбой с часовым механизмом под Конституцией»)²¹. Частная беседа одной супружеской пары в Орегоне была записана без их ведома, а потом случайно разослана всем контактам²². Эти примеры свидетельствуют о проблемах с защитой личных данных и конфиденциальностью.

Публицист Николас Карр, известный способностью выставлять на всеобщее обозрение темную сторону современных технологий, не преминул высказаться и по этому поводу: «Даже когда эти гаджеты за нами бесцеремонно шпионят, они дают нам убежище от грязной реальности со всеми ее конфликтами и проблемами. Гаджеты помещают нас в виртуальный мир, тщательно скроенный согласно нашим наклонностям и предубеждениям, в мир, который понимает нас и перестраивает себя в соответствии с нашими желаниями. Когда в Amazon решили опереться на мифологию, придумывая название для своего умного динамика, это было шедевром изобретательности. Каждый Нарцисс заслуживает своей Эхо»²³.

Кроме того, многие высказывали озабоченность по поводу неблагоприятного влияния голосовых ассистентов на детей, поскольку есть опасность возникновения зависимости от подобных устройств²⁴. Взять хотя бы заголовки в стиле «Когда ваш ребенок пытается сказать Alexa раньше, чем "мама"»: явственно прослеживаются опасения — а вдруг маленький ребенок слишком привяжется к всезнающему, всеслышающему и бестелесному голосу из колонки?²⁵

Несмотря на эти серьезные проблемы и тревоги, все же понятно, что голос станет наиболее предпочтительной платформой для персональных ассистентов. Технология Alexa не располагает к портативности — цилиндрическую колонку не положишь в карман. В идеале надо добиться так называемой «бесшовной» работы, незаметной для пользователя, — например, автоматической связи смартфона и говорящего или, что более вероятно, усовершенствования самого смартфона (с аватаром, голосом и текстовым режимом), который допускал бы такие возможности. Amazon уже устанавливает Alexa в умные часы и гарнитуры²⁶. Остается проблема голосового воспроизведения, когда текста слишком много (например, при выборе блюд из ресторанного меню), — в этом случае его лучше воспринимать с экрана. Для решения этих проблем нужно добиться оптимальной интеграции различных устройств, а также необходимо удовлетворительное решение проблемы шумового фона. Имея такой солидный опыт использования виртуальных ассистентов в обыденной жизни, мы готовы к распространению этого опыта на здравоохранение и медицину. Большая часть усилий по внедрению ИИ в медицину была направлена на расширение возможностей врачей-практиков и узких специалистов, а не на решение проблем пациентов и здоровых людей. Учитывая, что смартфоны есть почти у 80% населения (а вскоре у такого же числа людей будут и голосовые ассистенты), это выглядит как отличный фундамент для поддержки медицинских потребностей потребителей. Давайте теперь познакомимся с теми, кто приближает тот день, когда мы сможем открыть холодильник и спросить: «Alexa, что мне можно съесть?»

Современный виртуальный медицинский ассистент

Несмотря на то, что существует множество ИИ-приложений для поддержания здоровья и лечения хронических заболеваний, все

они решают очень узкие, специализированные задачи. Например, в главе 4 я рассказывал о браслете от компании AliveCor. В этом устройстве глубокое обучение применяется для анализа зависимости частоты сердечных сокращений от физической активности: пользователю дается рекомендация сделать ЭКГ, если пульс выходит за допустимые рамки или появляются признаки мерцательной аритмии. Это приспособление представляет собой типичное современное медицинское наручное устройство. Я не буду даже пытаться рассмотреть здесь все возможные примеры, но постараюсь рассказать достаточно, чтобы дать вам представление о том, на какой стадии внедрения ИИ в медицинское просвещение мы сейчас находимся. У всех этих начинаний есть одна общая черта: не было проведено ни одного рандомизированного контролируемого исследования, которое подтвердило бы пользу этих разработок в плане улучшения результатов лечения. Они оценивались на основании небольших ретроспективных исследований или непосредственных наблюдений. Это серьезный пробел, который, без сомнения, надо восполнить. Но все же стоит присмотреться к тому, что уже было сделано.

Первой целью подобных разработок стал сахарный диабет. Компания Onduo, совместное предприятие двух крупных фирм, Verily и Sanofi, добилась, пожалуй, самых впечатляющих результатов: ее разработка сочетает в себе функции ИИ-распознавания продуктов и блюд при помощи смартфона, текущего контроля уровня глюкозы и учета физической активности (пока это, правда, только подсчет сделанных шагов). Рекомендации выдаются в текстовом формате. Устройство от Wellrepper соединяет стратегию, основанную на Alexa, с результатами взвешивания и сканирования стоп. Больной сахарным диабетом становится на весы, и они сканируют стопы, выявляя при помощи классификатора машинного обучения признаки поражений, характерных для диабетической стопы.

Голосовой ассистент помогает собрать дополнительную информацию и дает советы по лечению и образу жизни²⁷. Virta — это дорогое (\$400 в месяц) приложение для смартфона, помогающее голосовыми советами облегчить течение сахарного диабета 2-го типа на основании разработанных компанией алгоритмов — с помощью контроля сахара крови, диеты, физических упражнений и приема лекарств²⁸. Другие стартапы, такие как Omada Health и Accolade, выбрали гибридное решение: сочетание искусственного интеллекта и обычного живого консультанта, которые совместно ведут больного диабетом. Стоит отметить, что такие компании, как Dexcom, Abbott и Medtronic — производители датчиков для измерения уровня глюкозы, — не имеют в своем распоряжении алгоритмов глубокого обучения, способных учитывать такие факторы, как питание, физическая активность, качество сна, стресс, микробиом кишечника и другие данные, которые могли бы помочь людям справиться с заболеванием. Эти компании продолжают использовать «тупые» традиционные алгоритмы (похожие на те, что анализируют результаты ЭКГ в 12 отведениях), которые просто предупреждают больных о том, что содержание сахара в их крови понизилось или повысилось, причем оценка основывается исключительно на предыдущих показателях.

Я уже упоминал о программе DayTwo и персонализированном алгоритме машинного обучения правильному питанию, созданном с целью оптимизировать гликемический ответ на пищу на основании данных о составе микробиома. Компания Veritas Genetics, которая секвенирует геном любого желающего всего за \$1 000, приобрела компанию, занимающуюся ИИ, чтобы интегрировать геномные данные и персонализированные рекомендации по питанию. Правда, до осуществления мечты о том времени, когда человек сможет спросить своего голосового помощника: «Alexa, стоит мне съесть этот последний кусок пиццы?»²⁹, еще далеко — нам не хватает знаний по

нутригеномике. Делались и попытки применить ИИ к программам по похудению — например, чат-бот Lark, позволивший добиться небольшого снижения веса в малой когорте испытуемых³⁰. ИИ-приложение компании Vida для похудения, лечения сахарного диабета и контроля артериального давления помогает, как утверждают его создатели, создать персонализированные планы действий на основании сообщений пациентов о стрессе, чувстве голода и уровне потребления энергии. Участие живых консультантов доказало свою эффективность при лечении многих из этих состояний, а работа компаний Noom и Iora Health может послужить основой для дальнейшего усовершенствования ИИ — или, возможно, для гибридного подхода, который представляется наиболее удачной стратегией.

Компания Tempus Labs применяет узконаправленный, ориентированный на конкретное заболевание подход к лечению рака. Как уже говорилось в главе 7 (в разделе про онкологию), эта компания собирает всеобъемлющие данные о пациентах, включая демографические данные, геномную последовательность опухолевых клеток, последовательность нуклеотидов в РНК, уровень иммунной реактивности, медицинские изображения, анализы крови на циркулирующую в ней опухолевую ДНК и данные об органоидах, а также сведения о примененном лечении и его результатах. Эта компания сотрудничает не только с большинством центров Национального института рака США — в конце 2017 г. она получила доступ к данным более 1 млн пациентов Американского общества клинической онкологии, сосредоточенным в базе CancerLinQ. Это хорошее дополнение к данным центров Национального института рака, так как база данных CancerLinQ отражает практику более 2 000 онкологов из сотни с лишним онкологических лечебных учреждений США. На основе этого беспрецедентного объема комплексных данных Tempus Labs совместно с разработчиками систем искусственного

интеллекта из компании Precision Health создает алгоритмы, направленные на улучшение результатов лечения онкологических заболеваний³¹.

В 2017 г. компания Second Opinion Health представила приложение для смартфонов под названием Migraine Alert. Больным с эпизодическими приступами мигрени предлагается собирать данные о потенциальных триггерах приступов — качестве сна, уровне физической активности, стрессе и погоде. Машинное обучение осуществляют на материале 15 приступов (это очень, очень много головной боли). Программа способна спрогнозировать приближение приступа с точностью до 85%, что позволяет пациенту принять лекарство для профилактики приступа, а не лечить уже возникшую боль³².

Приложение ResApp Health использует микрофон смартфона для выслушивания дыхания пациента. Алгоритмы машинного обучения могут с высокой (до 90%) точностью заподозрить у пациента несколько легочных заболеваний — острую или хроническую астму, пневмонию и хроническую обструктивную болезнь легких³³. Результаты такого выслушивания сравнили при помощи ИИ с результатами «живых» терапевтов, что позволило улучшить прогностическую ценность приложения³⁴.

Есть также много интеллектуальных чат-ботов (некоторые из них работают на основе Alexa и Google Home) и приложений для смартфона, выполняющих самые разнообразные функции: они выявляют симптомы, поощряют пациента своевременно принимать лекарства, отвечают на вопросы, связанные со здоровьем. К ним относятся Ada, Florence, Buoy, HealthTap, Your.MD, MedWhat и Babylon Health. В 2018 г. компания Babylon Health на своем сайте представила доклад, в котором сравнивала диагнозы, установленные ее чат-ботом, с диагнозами семи врачей, утверждая, что диагнозы бота были точнее. Компанию резко раскритиковали — как за методологические погрешности,

так и за раздувание собственных успехов³⁵. В том же ключе журналисты *Quartz* при содействии врачей оценили 65 навыков Alexa и медицинскую информацию, которую способна предоставить система. Заключение было однозначным: «Alexa — очень плохой врач»³⁶.

Еще одна область применения ИИ связана с пожилыми людьми. Интересно, что в приложении от компании *care.coach* голосовой ассистент имеет облик щенка, который, общаясь со стариками, помогает им лучше ориентироваться в окружающем мире³⁷. Шведский стартап *Aifloo* разработал браслет, который с помощью алгоритма искусственного интеллекта выявляет риск падения и привлекает внимание сиделки или медперсонала³⁸. Подобная технология никогда не сможет заменить настоящий заботливый человеческий уход, но может стать полезным дополнением к нему, особенно если учесть эту глубокую пропасть — рост численности пожилого населения и дефицит учреждений по уходу за престарелыми (а также недостаточное финансирование этих учреждений).

Словом, мы можем легко убедиться, что усилий, направленных на использование ИИ для оказания виртуальной медицинской помощи, предпринимается недостаточно. В целом поле приложения искусственного интеллекта в этой области достаточно узкое, собранные для машинного обучения данные скудны и неполны, валидация недостаточна, и, кроме того, отсутствуют внятные долгосрочные цели.

Свойства виртуального медицинского ассистента будущего

Создание более мощных медицинских ассистентов — это одновременно и технологическая, и политическая сложнейшая задача. На самом деле — и по причинам, которые мы уже рассматривали (но я хотел бы снова к ним вернуться), и по

причинам, еще не затронутым в этой книге, — самая сложная задача все же политическая. Это очень важно, и не только потому, что такие ассистенты — это «круто», но и потому, что они воплощают главное благо глубокой медицины: не просто помогать врачам лучше исполнять свой долг, но и помогать всем нам делать все возможное ради сохранения нашего собственного здоровья. Мы не сможем раскрыть весь мощный потенциал глубокой медицины, если у нас не будет виртуального ассистента (или чего-то подобного), который поможет нам в этом. Ни один живой человек, будь то врач или пациент, не в состоянии обработать и усвоить все данные. Это обещает сделать искусственный интеллект — но пока только обещает. Когда машины будут ориентированы на потребности пациентов, алгоритмическую функциональность можно будет поставить на службу множеству людей, чтобы они могли получить — из интереса или для дела — всю должным образом подготовленную полезную информацию, которая может им понадобиться. Ричард Хортон, главный редактор журнала *The Lancet*, часто выражающий скептицизм в отношении новых технологий, как-то написал: «Замена врача интеллектуальным медицинским роботом — это тема, которая постоянно всплывает в научно-фантастических романах, но идея персонализированных медицинских советов от цифрового ассистента, подкрепленных данными самонаблюдения со смартфона, уже не кажется такой уж неправдоподобной». Правда, нам пока не хватает многих важных кусочков этой мозаики.

Ценность виртуального медицинского ассистента — это ценность введенных в него данных, не более того. Стэнфордские ученые Джонатан Чен и Стивен Эш метко констатировали: «Ни один самый точный алгоритм, ни один самый мощный компьютер не сможет выжать информацию, которой нет в исходных данных»³⁹. Во-первых, в систему необходимо включить все персональные данные, касающиеся здоровья конкретного

человека (в идеале — начиная с внутриутробного периода): такие данные должны быть взаимосвязанными и непрерывно обновляться. До сих пор в медицине господствовал и продолжает господствовать редукционизм⁴⁰. Не случайно за созданием международного исследовательского проекта Human Genome Project (HGP) стояло стремление понять, как индивидуальные вариации генома влияют на риск конкретного человека заболеть той или иной болезнью, а также на вероятные результаты лечения. Это пример линейного мышления, которое не учитывает сложную природу здоровья и болезни, а также многомерные взаимодействия микробиома, иммунной системы, эпигенома, социальных связей, окружения... и многого, многого другого. Первым шагом должен стать сбор всех данных о человеке, объединенных в систему. Эту систему надо рассматривать как живой ресурс, который требуется подпитывать и дополнять всеми новыми существенными данными, будь то показания датчиков, стрессогенные факторы, смена работы, результаты исследования состава микробиома, рождение ребенка и многое, многое другое. Эти данные надо постоянно собирать и анализировать — но не докучая человеку, незаметно для него. Это означает, что система не должна требовать ручного ввода данных и вообще каких бы то ни было чрезмерных усилий от исследуемого. Это не так легко, как кажется: я на собственном опыте убедился, что невозможно учесть потребляемую нами пищу без ручного ввода данных в приложение для смартфона или на сайт. Когда я вводил данные о съеденной пище, физических нагрузках и качестве сна (детально все это описано в главе 11), у меня было одно-единственное утешение: что эта каторга продлится всего две недели. Любое обучение искусственного интеллекта, требующее больше нескольких дней, не может и не должно принимать в расчет то, что пациент добровольно будет вводить все необходимые данные.

Было предложено много остроумных пассивных решений, а некоторые из них уже находятся в стадии разработки. Когда я

работал консультантом в Google, компания в сотрудничестве с биомедицинской лабораторией Рочестерского университета разработала модель унитаза, который измерял артериальное давление сидящего на нем человека. Я сомневаюсь, что таким способом можно получить достоверные данные. Но в арсенале разработчиков есть и другие ненавязчивые инструменты для измерения важных параметров жизнедеятельности — например, когда человек стоит на электронных напольных весах или смотрит на себя в зеркало. Параллельно многие компании начали работать над созданием спектроскопических или колориметрических приложений для смартфонов, способных анализировать потребляемую пищу (про приложение от компании Onduo с функцией ИИ-распознавания продуктов и блюд уже говорилось выше). Это было бы прекрасно (при условии, что эти измерения окажутся точными), но пока эти приложения требуют усилий — физических и умственных — обследуемого, что делает их менее привлекательными. Человеку не добавит аппетита необходимость возиться со смартфоном еще и во время еды.

Более современные модели умных браслетов, Ionic от Fitbit или Versa, собирают больше данных: частоту сердечных сокращений, качество сна, интенсивность физической активности. Проблема с некоторыми из этих данных, которые теоретически представляют собой большую ценность для виртуального ИИ-консультанта, заключается в их качестве. Как уже говорилось выше, движения во время сна — лишь приближенное отражение мозговой активности, которую можно надежно оценить лишь при регистрации электрической активности мозга (с помощью электроэнцефалограммы). Кроме того, все мы прекрасно знаем, что при помощи цифровых трекеров можно подсчитать количество шагов: это удобно для определенных видов физической активности (например, для ходьбы), но не позволяет оценить физическую нагрузку во время езды на велосипеде или

при плавании. Основное условие — это качество вводимых данных: ошибки или пропуски сделают выходные данные ИИ-ассистента неадекватными.

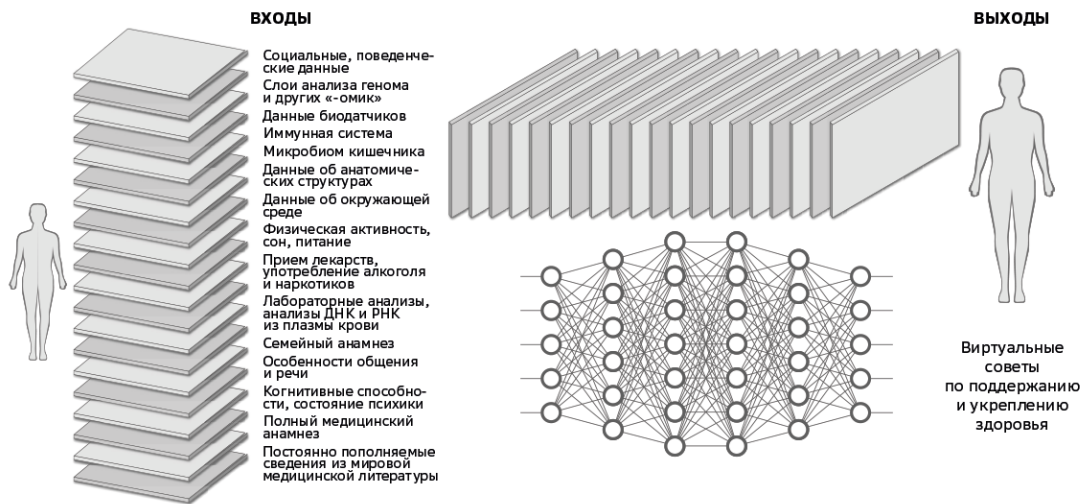


Рис. 12.3. Схема глубокой нейронной сети со всеми введенными в нее данными о человеке и данными медицинской литературы, что позволит обеспечить на выходе данные, пригодные для лечебных и профилактических рекомендаций.

На рис. 12.3 я предложил комплексную модель для глубокого машинного обучения, предназначенную для формирования индивидуальных советов по поводу здоровья. Вы можете заметить, что мы можем собрать действительно «большие данные» по человеку, что одновременно является настоящим вызовом и прекрасной возможностью для применения ИИ. Вероятно, для этого потребуются сотни скрытых слоев глубокой нейронной сети, чтобы получить желаемый выход — в режиме реального времени, точный, обладающий достаточной прогностической силой и полезный в плане поддержания и укрепления здоровья. Возможно, какие-то специалисты по искусственному интеллекту найдут эту модель чересчур упрощенной и нереалистичной. Но это та самая глубокая и многокомпонентная нейронная сеть, которая нам нужна: нейронная сеть со сложной архитектурой, которая потребует

привлечения других инструментов обучения искусственного интеллекта, возможно пока еще не созданных (вспомним о триумфе машины AlphaGo, описанной в главе 4: разработчики сочетали глубокое обучение, обучение с подкреплением и метод Монте-Карло для поиска по дереву).

Строго говоря, мы не знаем, из чего именно должен состоять «холистический» взгляд на каждого индивида: информативная, панорамная картина, по всей видимости, значительно варьирует от человека к человеку. Например, какие именно датчики необходимы для того, чтобы предупредить или лечить какое-то определенное заболевание? Данные транскриптомики и эпигеномики разнятся в зависимости от частей организма: они уникальны для каждого типа клеток, но большинство этих данных нам на сегодня недоступно. В организме присутствуют тысячи метаболитов, которые можно определить с помощью масс-спектрометрии, но это потребует огромных затрат. Аналогично, если мы попытаемся охарактеризовать работу иммунной системы человека, то полученные данные будут применимы только к определенному моменту времени, и ситуация осложнится вследствие разных методов оценки иммунитета — определения уровня аутоантител, анализа свойств Т- и В-клеток, секвенирования главного комплекса гистосовместимости или проточной цитометрии. В каких случаях необходим мониторинг циркулирующих в крови фрагментов опухолевых ДНК, а в каких — поиск специфических РНК для оценки сохранности таких органов, как головной мозг, печень, почки и сердце? Насколько часто надо осуществлять такой мониторинг? Какие данные и какие датчики для их сбора надо использовать для наблюдения за качеством воздуха и за наличием в нем цветочной пыльцы? Надеюсь, теперь вы понимаете, насколько необозримо количество биологических, физиологических, анатомических, психологических и экологических данных, из которых придется выбирать нужные.

Но есть вопросы и посложнее. Чем больше показателей жизнедеятельности мы регистрируем, тем выше вероятность, что нас попросту засосет в омут: у нас будет масса случайных находок, которые, напомним, мой коллега Исаак Коган окрестил «инциденталомами». Типичный пример — магнитно-резонансное или компьютерно-томографическое изображение всего тела неизбежно приводит к выявлению патологий или аномалий, требующих дальнейшего обследования, а иногда даже выполнения биопсии (которая почти всегда обнаруживает безобидные доброкачественные кисты или узелки). Это хитрая задачка для виртуального медицинского ассистента: как собрать максимум данных, чтобы получить на выходе не кучу ложноположительных результатов, а советы, призванные улучшить результаты лечения и обеспечить более адекватную терапию (или более качественную профилактику).

Разумеется, в организме происходят миллиарды взаимодействий, о которых мы очень мало знаем. Сетевой (системный) подход в медицине возьмет ИИ на вооружение: он поможет увидеть, понять и разобраться, как процесс X связан с процессами Y и Z (например, как сигналы головного мозга влияют на уровень артериального давления или каким образом микробиом может повышать риск заболевания раком). В медицине, помимо редукционизма, который чрезмерно упрощает представление о здоровье человека и не дает полной и адекватной картины взаимодействий, есть еще одна тяжкая проблема — проблема «четвертого измерения», то есть времени. Каждый человек представляет собой динамичную, постоянно развивающуюся и изменяющуюся (как в лучшую, так и в худшую сторону) систему, и, следовательно, как бы мы ни упорядочивали полученные данные, нам придется признать, что всегда существуют границы, за пределами которых интерпретация трудна или невозможна. Маркировать основополагающие

нейронные сети и устанавливать эталоны — весьма и весьма сложная задача.

Допустим, мы сможем использовать глубокое обучение и другие инструменты ИИ так, чтобы обойти проблему ложноотрицательных результатов и определить предел насыщения данными для каждого отдельного человека. Далее, допустим, что все трудности в разработке нашего виртуального медицинского ассистента, имеющего целью улучшение состояния здоровья пользователей, успешно преодолены. Но такой ИИ-консультант должен пройти через рандомизированное контролируемое исследование и выдержать окончательное клиническое валидационное испытание, чтобы его приняло медицинское сообщество. Сегодня на этот путь ступила только одна компания. В Китае компания iCarbonX, возглавляемая Цзюнь Ваном, который прежде был директором крупнейшей китайской компании, занимавшейся геномом человека, привлекла более \$600 млн от частных инвесторов и завязала партнерские отношения с многими корпорациями, включая SomaLogic, HealthTell, AOBiome, General Atomic Technologies Corp, Robustnique, Imagu, PatientsLikeMe, а также двумя крупнейшими китайскими страховыми компаниями — AIA и China Life⁴¹. Данные, которые планирует собирать компания, частично пересекаются с данными, приведенными на рис. 12.3: образ жизни, секвенирование ДНК, протеомика, метаболомика, оценка функции иммунной системы при помощи аутоантител, транскриптомика, исследование кишечного микробиома, мониторинг содержания глюкозы в крови. Эти исследования предусматривают использование зеркал и унитазов (не говоря уже о смартфонах) для сбора данных. Поставлена грандиозная задача: получить данные миллионов людей и создать на этой основе совершенного виртуального медицинского ИИ-ассистента в форме чат-бота. Девиз компании: «Управляй своей жизнью. Цифровыми средствами». Есть мнения, что компании

потребуется обследовать не 1 млн, а 10 млн человек и потратить намного больше заявленных \$600 млн, чтобы воплотить в жизнь эти далекоидущие планы. И все же сам этот факт указывает на то, что сделана хотя бы первая попытка создать более широкую базу для медицинского ИИ-консультирования.

Возможно, это слишком дерзкая попытка (невзирая на то, что iCarbonX обеспечила себе такую мощную поддержку со стороны авторитетных компаний) создать алгоритмы для всех аспектов человеческого здоровья. Возможно, имело смысл ограничиться отдельными острыми заболеваниями или состояниями, которые можно предотвратить (например, инфарктом миокарда, приступами бронхиальной астмы, эпилептическими припадками или сепсисом), или теми хроническими заболеваниями, которые на сегодня лучше всего поддаются лечению (включая артериальную гипертензию, сахарный диабет, депрессию или различные типы рака). Но такой более узкий подход чреват опасностью — на выбор критериев полезности тех или иных данных может повлиять личная пристрастность специалистов, а сами они могут пренебречь способностью нейросетей к самостоятельным открытиям, не опирающимся на базовую гипотезу. Но, вероятнее всего, общепринятым станет именно такой подход — компромисс, позволяющий двигаться вперед, пусть и не холистическим путем. Хотя этот путь — ИИ-консультирование по конкретным заболеваниям — может быстрее привести к успеху и валидации, нам не следует терять из вида основную цель — сохранение и укрепление здоровья.

Но при любом подходе, универсальном или узком, система должна обучаться на основе всей доступной биологической и медицинской литературы, чтобы виртуальный ИИ-консультант работал максимально эффективно. Если мой ортопед не помнит о моем редком врожденном заболевании (рассекающем остеохондрите) или об особенностях послеоперационной физиотерапии при этом заболевании, то виртуальный ассистент

мог бы оказать ему серьезную поддержку только в одном случае — если бы эта информация хранилась в его собственной памяти. Получить в свое распоряжение всю медицинскую литературу, доступную для немедленного использования, — цель более сложная, чем забить память статьями из «Википедии». Автоматизированная обработка и сортировка по качеству всей информации, извлеченной из более чем 2 млн публикуемых ежегодно статей, недоступна искусственному интеллекту — во всяком случае, на сегодня. Но уже разрабатываются методы извлечения информации из статей при помощи ИИ, что, безусловно, будет иметь большое значение для перспективы виртуального медицинского консультирования⁴². Пока же можно прибегнуть к «промежуточной» стратегии: скажем, обрабатывать только материал, который публикуется в самых авторитетных биомедицинских журналах. Моя уверенность, что в конечном счете весь корпус медицинской литературы будет переработан алгоритмами искусственного интеллекта, только укрепилась после бесед с разработчиками ИИ компании Google и другими специалистами.

Есть и другие трудности, не связанные с наукой. Самая большая из них — это получение всех необходимых персональных данных. Особенно вредна в этом отношении мысль, будто надежным источником таких данных могут служить электронные истории болезни. Как мы уже успели убедиться, нет ничего более далекого от истины. ЭМК — это узкий, неполный и изобилующий ошибками взгляд на здоровье пациента. В будущем как раз электронные истории болезни и станут сдерживающим фактором при создании виртуального медицинского ассистента. Входные данные для глубокого машинного обучения должны быть надежными, полными и достоверными, и скепсис в отношении американских электронных историй болезни подтолкнул меня написать следующий твит, который я так и озаглавил: «Ваши. Медицинские. Данные» (см. табл. 12.1).

**Мой список из 24 причин, почему вы вправе владеть
данными о своем здоровье и о своих заболеваниях**

1. Это ваш организм.
 2. Вы дорого за него платите.
 3. Эти данные дороже всего на свете.
 4. Они продаются, воруются и взламываются, и вы, как правило, об этом не знаете.
 5. В этих данных множество ошибок, которые из раза в раз копируются, и вы не можете никак их отредактировать.
 6. Вы можете и хотите добавлять новые данные, но вам некуда их деть.
 7. Главная ценность — это конфиденциальность ваших данных.
 8. Единственный путь этого достичь — децентрализация их хранения.
 9. Сейчас по закону распоряжаться этой информацией могут только больницы и лечащие врачи.
 10. Больницы не могут и не имеют права делиться этой информацией с вами.
 11. Врачи (более чем в 65% случаях) не выдадут вам данные из вашей истории болезни.
 12. У вас больше прав делиться своей информацией, чем у ваших врачей.
 13. Вы могли бы поделиться своей информацией для научных исследований, но у вас ее нет.
 14. За свою жизнь вы побывали у многих врачей: ни в одной системе здравоохранения и ни у одного страхователя нет полной информации о состоянии вашего здоровья.
 15. Строго говоря, ни в одном лечебном учреждении (во всяком случае, в США) нет данных о вашем здоровье, которые охватывали бы всю вашу жизнь от рождения до настоящего времени.
 16. Электронные истории болезни придуманы для того, чтобы получить максимальные выплаты от страховых компаний, а не ради заботы о вашем здоровье.
 17. Вы будете более заинтересованы в лечении, и оно будет намного эффективнее, если все данные будут у вас на руках.
 18. Для врачей, делящихся с пациентами данными историй болезни, это в конце концов становится естественным процессом.
 19. Данные историй болезни должны обновляться постоянно.
 20. В настоящее время доступ к медицинским данным и управление ими выглядят неадекватно.
 21. Около 10% сканов и снимков приходится дублировать исключительно из-за их недоступности пациентам.
 22. Вы вполне в состоянии выдержать правду о своем здоровье.
 23. Вы должны владеть и распоряжаться своими собственными данными, это должно стать вашим гражданским правом.
 24. Это может спасти вам жизнь.
-

Ниже я вкратце рассмотрю эти 24 пункта. Поскольку это ваш организм, ваше тело и вы заплатили за данные о нем, то вы и должны ими распоряжаться — вы, а не врачи и больницы, которые во всех штатах (за исключением одного) на законном основании владеют вашими данными. Если вы сами будете владеть и распоряжаться своими данными, то тем самым снизите вероятность взлома, вероятность их незаконной кражи и продажи без вашего ведома. В последнее время часто говорится о конце эпохи неприкосновенности частной жизни — но это не касается медицинских данных. Конфиденциальность и безопасность ваших данных зависит от их децентрализации — мощные серверы, где они обычно хранятся, в основном и становятся мишенями мошеннических кибератак. В идеале хранилище должно быть минимальным по размеру — ваше личное или семейное хранилище данных в облаке или на блокчейн-платформе. Мы уже убедились, что все электронные истории болезни изобилуют ошибками, которые врачи копируют и переносят из одного документа в другой, не говоря уже о том, что при посещении разных врачей на пациента каждый раз заводят новую историю болезни. Но даже если записи в электронной истории болезни точны, помните: задача содержащейся там информации — увеличить страховой счет, а не улучшить состояние вашего здоровья за счет полноты данных о нем.

Сейчас, когда есть датчики, способные непрерывно регистрировать такие физиологические параметры, как глюкоза крови или сердечный ритм, эта неполнота данных становится только очевиднее; можно вспомнить и о данных геномного анализа, которые в историях болезни попросту отсутствуют. Разумеется, сегодня очень немногие согласятся доверить свои геномные данные историям болезни, которыми распоряжаются системы здравоохранения или врачи, так как в этом случае эта

информация может попасть в руки компаний, продающих страховые полисы или устанавливающих долгосрочную инвалидность. Надо также признать, что многие другие данные — например, состав диеты или даже показатели измеренного в туалете артериального давления — предназначены отнюдь не для общего пользования; многим это кажется недопустимым, и я уважаю такую точку зрения. До тех пор, пока не будет обеспечена надежная защита конфиденциальных личных данных и пока мы не выясним, кому же все-таки они принадлежат, у нас сохранятся веские причины никому не доверять информацию о собственном здоровье во всей ее полноте.

При современном положении вещей пациенту очень трудно получить доступ к собственным данным. Большинство американских врачей весьма неохотно делятся своей (а на самом деле вашей) информацией. Больницы и медицинские учреждения по всей стране вовлечены в «информационную блокаду» — никто не хочет делиться собранными индивидуальными данными из страха утратить контроль за пациентами. Один из способов сохранения такого контроля — это использование медицинскими учреждениями для записи данных своих собственных форматов файлов, которые не читаются чужим ПО, что в итоге превращается в проблему и для тех, кто пытается разработать виртуального ИИ-консультанта, и для тех медучреждений, которым нужны данные конкурентов. Несмотря на то, что Министерство здравоохранения и социальных служб США призывает больницы отказаться от этой порочной практики, а некоторые законы и нормы призваны ее предотвратить, проблема по-прежнему существует.

Я, как и многие мои коллеги, всегда утверждал, что право распоряжаться собственными медицинскими данными должно считаться гражданским правом⁴³. Я считаю, что именно к этой конечной цели надо стремиться и что она когда-нибудь неизбежно станет реальностью в США, но нельзя годами и

десятилетиями покорно ждать, если мы хотим получить полноценного виртуального медицинского консультанта. В некоторых других странах уже сегодня пытаются приблизить будущее. Возьмем маленькую постсоветскую страну Эстонию, которую *The New Yorker* назвал «Цифровой республикой»: «Принципом эстонской системы здравоохранения, которая использует блокчейн-платформу для защиты конфиденциальных данных, является право индивида владеть всей имеющей к нему отношение информацией, которая содержится в медицинских документах»⁴⁴. Никто не имеет права даже одним глазом заглянуть в эти данные — необходимо уведомить органы здравоохранения и обосновать необходимость этого. Эффективность эстонской системы здравоохранения в сравнении с американской просто поражает. У парамедиков есть доступ к приложениям, где они могут узнать все необходимые данные о пациенте еще до прибытия на место, а развитая телемедицина обеспечивает возможность мониторинга жизненно важных функций организма в режиме реального времени (интерпретируются эти данные при помощи ИИ). Благодаря этому врачи могут помогать пациенту на расстоянии и, кроме того, исключается назначение несовместимых друг с другом лекарств. Хотя в других странах пока нет такой всепроникающей цифровой инфраструктуры, но, например, в Финляндии и Швейцарии система здравоохранения уже передоверяет гражданам право распоряжаться собственной медицинской информацией. Это действующие модели, которые доказывают, что такой подход не только возможен, но и выгоден: граждане этих стран открыто высказались за право «собственности» на данные о состоянии своего здоровья. Эти страны уже заложили фундамент для успешного создания виртуального медицинского ассистента.

Следующий вопрос касается формы, в которую будет облечен этот помощник. В конце концов мы будем избавлены от

необходимости общаться с «цилиндрами» (то есть от того, что нам предлагают Amazon и Google). Мой друг Брайан Голдман, канадский врач скорой помощи, посвятил целую главу своей книги «Сила доброты» рассказу о «самых добрых в мире» роботах, созданных для общения с людьми, особенно с пожилыми, страдающими старческим слабоумием и другими расстройствами⁴⁵. Роботы, которых Голдман видел в действии в Японии (такие, как Telenoid, созданный специалистами из Университета Осаки и Института исследований передовых методов телекоммуникации), — это только начало. Главный генератор идей и вдохновитель успехов на этом поприще — Хироси Исигуро: он создает роботов, удивительно похожих на человека (у некоторых моделей — самые настоящие «человеческие» руки⁴⁶). А гонконгская компания Hanson Robotics создала робота Софию — это еще один пример робота с человекоподобной внешностью (вспомним героиню фильма «Из машины»), причем его способность взаимодействовать с человеком все растет⁴⁷. Однако надо помнить, что голосовой советчик будущего должен быть максимально портативным. Поэтому мне кажется, что прототипом могут стать аватары в виде человеческих лиц, созданные компанией Soul Machines из Окленда (Новая Зеландия). У устройств этой компании есть встроенные ИИ-датчики, улавливающие настроение человека и степень его утомления. Аватары постоянно находятся в зрительном контакте с пациентом, а их способность поддерживать беседу постоянно совершенствуется⁴⁸. Такие аватары уже работают в некоторых аэропортах и банках, а следующим шагом будет перенос этих программ в смартфоны, планшеты и браслеты. В настоящее время в Новой Зеландии проводят исследования на предмет создания систем ИИ для первичной догоспитальной диагностики и первой помощи.

Помимо формы устройств, есть и другие проблемы, которыми следует заниматься уже сейчас. Начнем с того, что многие не захотят иметь дело ни с ИИ-консультантом, ни с его элементами из-за вполне оправданного страха перед Старшим Братом и перед вторжением в свою частную жизнь: этих людей бессмысленно заверять, что их данные в безопасности. Но если ИИ-консультант сможет улучшить результаты лечения и снизить его стоимость, работодатели и медицинские страховые компании захотят внедрить эти устройства в повседневную медицинскую практику, что создаст напряженность и этические проблемы: ведь многие люди захотят сохранить независимость (и будут иметь на это полное право). Кроме того, пусть это всего лишь ПО и алгоритмы, но стоимость такого ИИ-консультанта может оказаться достаточно высокой — и мы получим лишь усугубление уже существующих проблем, связанных с неравенством в сфере здравоохранения.

Во многом будущий окончательный успех (или неуспех) медицинских ИИ-консультантов будет зависеть от того, поменяется ли человеческое поведение: тяжесть так называемого «бремени болезней» связана прежде всего с плохим качеством жизни, с бедностью. Вот что пишут Митеш Патель и его коллеги: «Судьба внедрения едва ли не каждого усовершенствования в медицине практически целиком зависит от человеческого поведения»⁴⁹. В этой сфере хватает пессимизма. Возьмем для примера Эзекию Эмануэля, который писал: «Нет никаких оснований думать, что виртуальная медицина заставит большинство пациентов лучше заботиться о себе, какими бы изощренными ни были самые совершенные гаджеты. Многие начинания, многие попытки внедрить высокие технологии во имя улучшения здоровья так и не увенчались успехом»⁵⁰. За последние годы мы сильно преуспели в науке о поведении, но до сих пор не очень хорошо понимаем, как сделать наш образ жизни более здоровым. Тереза Марто из Кембриджского университета,

один из ведущих специалистов в этой области, отмечает, что мы не лезем в море, если там есть акулы, но полностью игнорируем предупреждения, касающиеся нездорового образа жизни⁵¹. Она, как и многие другие ведущие специалисты, настаивает, что для изменения поведения надо воздействовать на бессознательные психические процессы — незаметно, но ощутимо, как бы подталкивая людей к нужным поведенческим решениям. Нам еще только предстоит найти стимулы, которые позволят «подталкивать» людей к изменению привычек, связанных со здоровьем, — помимо финансового стимулирования, геймификации или элементов соревновательности. Однако мы все же совершенствуем модели, прогнозирующие человеческое поведение, причем как онлайнное, так и офлайнное, и эти модели помогут определить, какие люди будут положительно реагировать на стимулы, а какие — нет⁵². Это звучит отрезвляюще — что перспективы новой машинной эпохи в здравоохранении могут быть разрушены человеческой природой. Но это потенциальное препятствие следует преодолеть — если мы, конечно, хотим, чтобы виртуальные медицинские консультанты преобразили нашу повседневную реальность. Внушает оптимизм одно исследование, проведенное в Финляндии: в нем участвовало более 7 000 человек, поставленных в известность о генетическом риске развития сердечных заболеваний. В ходе наблюдения, продолжавшегося полтора года, значительная доля участников из группы самого высокого риска отказалась от курения (17%) и сбросила лишний вес (14%)⁵³. Эти результаты противоречат известному представлению, будто «персонализированная информация о риске» ни на что не влияет⁵⁴. Возможно, сочетание легкого «подталкивания» со стороны ИИ и индивидуализации данных и стимулов поможет справиться с этим серьезным препятствием.

Сегодня самой совершенной формой искусственного интеллекта считают алгоритмы самоуправяемого автомобиля. Мне думается, что вершиной здравоохранения будущего станет виртуальный медицинский консультант, обучающий человека самостоятельно управлять своим здоровьем. Я понимаю, что на этом пути нас ждет множество препятствий, но все же уверен, что когда-нибудь эта система будет создана и докажет свою клиническую эффективность. Если мы смогли отправить человека на Луну, придумать интернет и создать Google-карты Земли, то неужели мы не сможем достичь и этой цели? Давайте поиграем в футурологов: вот как все это может выглядеть в реальности.

«— Боб, я заметила, что у вас повысились показатели частоты сердечных сокращений и артериального давления в течение последних 10 дней. Вы можете взять смартфон и сделать снимок глазного дна?

— Да, Рэйчел, уже делаю.

— Боб, на сетчатке нет никаких признаков того, что ваше артериальное давление вышло из-под контроля. У вас не было боли в груди?

— Нет, Рэйчел.

— Учитывая вашу генетическую предрасположенность к ишемической болезни сердца, я просто хочу удостовериться, что все в порядке.

— Спасибо, Рэйчел. У меня были какие-то странные ощущения в нижней челюсти, когда я в последний раз тренировался на беговой дорожке, но я остановился, и через несколько минут все прошло.

— Боб, это может быть стенокардия. Думаю, что тест с нагрузкой позволит исключить этот диагноз. Я посмотрела ваш график на следующую неделю и предварительно договорилась с доктором Джонсом на вторник, на 16:00, если это вас устроит.

— Спасибо, Рэйчел.

— Не забудьте захватить с собой кроссовки и спортивный костюм. Но ближе к нужной дате я еще раз напомню вам об обследовании».

«— Дэвид, меня беспокоит какой-то дискомфорт в животе.

— Сочувствую, Карен. Давно ли появилось это ощущение?

— Около двух часов назад, Дэвид, и, кажется, мне становится все хуже.

— Карен, где вы ощущаете боль?

— С правой стороны, Дэвид.

— Что и когда вы ели в последний раз?

— Недавно я съела гамбургер, картошку фри и выпила чаю со льдом.

— Понятно, Карен. Нет ли у вас тошноты?

— Нет, Дэвид, у меня только болит живот.

— Возьмите смартфон, прикрепите ультразвуковой датчик и положите его на живот.

— Я положила, Дэвид.

— Карен, изображение неудовлетворительное. Сдвиньте датчик вверх и немного вправо.

— Так, Дэвид?

— Да, так намного лучше. Я вижу, что у вас камни в желчном пузыре, и, вероятно, этим объясняется дискомфорт. У вашей матери были камни, и, кроме того, вы страдаете генетической предрасположенностью к желчнокаменной болезни.

— Да, похоже на правду, Дэвид.

— Позвольте мне связаться с доктором Джонсом и узнать, что он порекомендует. Судя по изображению, такие камни можно попытаться растворить без операции, медикаментозным способом».

«— Рэнди, я только что получила данные о составе вашего микробиома и проанализировала их.

— Отлично, Робин, и что же показал анализ?

— Основная бактерия у вас — *Bacteroides stercoris*. Ее у вас в 20 раз больше, чем в среднем по популяции. Я только что сверился с литературой и нашел публикацию в *Nature* за прошлую неделю. Там сказано, что эта бактерия может быть причиной резкого повышения концентрации глюкозы в крови после приема углеводов.

— Робин, я очень тревожусь, потому что датчик глюкозы показал множество всплесков после еды, а я предрасположена к сахарному диабету. И ты же знаешь, что я в последний месяц сбросила почти пять килограммов и стала больше заниматься гимнастикой.

— Все правильно, Рэнди. Я позволю себе проконсультироваться со специалистами YouViome и узнаю, что они посоветуют изменить в микробиоме. Скоро буду.

[В течение пяти минут играет ваша любимая музыка.]

— Рэнди, они говорят, что нет необходимости принимать пробиотики, но советуют ограничить количество углеводов в пищевом рационе, а через месяц снова проверить концентрацию глюкозы.

— Хорошо, Робин.

— Рэнди, в вашем кишечнике присутствует также бактерия *S. faecalis*, а это означает, что у вас повышен риск рака толстой кишки. Последнюю колоноскопию вам делали семь лет назад. Я могу согласовать время проведения процедуры? Или вы предпочитаете сдать кровь на присутствие опухолевой ДНК?

— Я хочу сдать кровь. Эта чертова колоноскопия — настоящая пытка.

— Я заказала набор реактивов. Он поступит в среду».

«— Сара, как вы дышите?

— Хорошо, Кэти.

— Вы приближаетесь к местности, где высока вероятность приступа бронхиальной астмы, Сара.

— Спасибо, что предупредила.

— Сара, давайте проведем исследование функции внешнего дыхания.

— Давайте... я уже выдохнула в мундштук.

— Данные получены, Сара. Содержание окиси азота понижено, снижен объем форсированного выдоха. Советую сделать два пшика из ингалятора.

— Сделано, Кэти. Я вижу, ты обозначила другой маршрут с обходом Франт-стрит.

— Это будет дольше всего на две минуты.

— Что ты скажешь о функции дыхания?

— Похоже, действует неблагоприятное сочетание — снижение уровня физических нагрузок и повышение содержания пылицы в воздухе. Датчики загрязнения воздуха не показывают ничего тревожного ни дома, ни на работе.

— Я буду больше ходить пешком, Кэти».

«— Джон, прошлой ночью насыщение гемоглобина кислородом упало до 67%».

— Энн, я забыл надеть маску ViPAP.

— Джон, в это время артериальное давление поднялось до 195 и оставалось высоким всю ночь: верхнее в среднем составляло 155.

— Значит, дело не в сонном апноэ, Энн?

— Нет, Джон, вы прибавили в весе больше пяти килограммов, и, вероятно, причина в том, что вы забросили физические упражнения на целую неделю.

— У меня спина разламывается, мне только и остается что сидеть целыми днями и есть.

— Да, но я же вас предупреждала!

— Ладно, Энн, хватит. Мне это надоело, ты уволена».

Надеюсь, эти примеры дают представление о том, что нам может дать медицина в сочетании с искусственным интеллектом. Я постарался подчеркнуть необходимость в холистических данных и в «страховке» со стороны врачей и специалистов. В

итоге виртуальный медицинский консультант станет истинным благом для пациентов, хотя, конечно, это дело весьма отдаленного будущего.

Теперь мы готовы перейти к заключительной главе «Глубокой медицины», и в этой главе будущее поможет нам вернуть утраченное прошлое.

Глубокая эмпатия

Учась разговаривать со своими больными, врач учится любить свою работу. Он ничего не теряет, но многое приобретет, если впустит в свою душу страдающего человека.

Анатолий Бруайяр [\[25\]](#)

Можно надеяться, что таким путем мы построим не дивный новый мир, не некую идеальную утопию, а достигнем куда более скромной, но желанной цели — истинно человеческого общества.

Олдос Хаксли

Осенью 1975 г. я впервые переступил порог медицинского факультета вместе с 90 другими новоиспеченными студентами, большинство которых только что окончили колледж. Почти все мы были в той или иной степени идеалистами. В то время большой популярностью пользовался телесериал «Доктор Маркус Уэлби», где главным героем был семейный врач с классическим подходом к пациенту, а кроме того, в повторе шел и другой сериал — «Доктор Килдэр». То были времена простой и понятной медицины — медицины, в которой еще было место душевному отношению к пациенту. Существовало не так много

специфических инструментальных методов исследования (помимо рентгена) или лабораторных анализов, которые можно было назначить пациенту. Записи об амбулаторном приеме или больничном обходе делали в истории болезни от руки. На первичный прием пациента отводилось не меньше часа, а на повторный — полчаса. Не существовало такого понятия, как «частная поликлиника». Не было преискуранта на врачебные «услуги». Не было ежемесячных отчетов врачей о «производительности». Административный аппарат амбулаторий и больниц был невелик. Естественно, не было никаких электронных историй болезни, и никто не требовал проводить с компьютером в два раза больше времени, чем с пациентом. В медицинских учреждениях было не найти даже печатных машинок. Не существовало даже самого термина «система здравоохранения». В американском здравоохранении было всего 4 млн рабочих мест, а на одного пациента в год тратилось \$800 — менее 8% ВВП¹.

За какие-то 40 лет произошли разительные перемены. Медицина превратилась в крупный бизнес — крупнейший в стране. В здравоохранении США насчитывается 16 млн рабочих мест (самый крупный источник занятости в США), существует и множество «некоммерческих» систем здравоохранения с прибылями, исчисляемыми десятками миллиардов долларов. Теперь за один год мы тратим на одного пациента больше \$11 000, а всего на здравоохранение уходит \$3,5 трлн в год, то есть 19% ВВП. Некоторые медикаменты и курсы лечения стоят больше \$1 млн, цены большинства современных противораковых препаратов начинаются со \$100 000 за один курс, а многие лекарства, которые необходимо принимать всю жизнь, обходятся в \$2 000 в месяц и больше. А если еще и ввести поправки на инфляцию, рост численности населения и его старение, то сразу станет понятно, что этот поезд мчится под откос. Учреждения здравоохранения привлекают крупные инвестиции: Kaiser Health

— свыше \$40 млрд, Ascension Health— более \$17 млрд, Cleveland Clinic— более \$9 млрд².

Экономика здравоохранения стремительно растет, а практическая медицина становится все более и более обезличенной и «бесчеловечной». Удивительно, но еще 90 лет назад Френсис Пибоди предсказывал, что это неизбежно произойдет: «Больницы... готовы выродиться в бесчеловечные бездушные фабрики»³. (Замечу в скобках: единственная журнальная статья, которая приведена в ссылках на эту главу, — как раз статья Пибоди.) Под убаюкивающий аккомпанемент разговоров о «персонализированной» медицине интересы бизнеса взяли верх над оказанием собственно медицинской помощи. Медиков вынуждают к максимальной производительности, от них требуют только прибыли. Мы тратим все меньше и меньше времени на пациентов, и тех минут, что нам остаются, не хватает на доверительное человеческое общение. Медицина давно погрязла в неэффективности, ошибках, расточительстве и посредственных результатах. За последние несколько десятилетий медики полностью утратили способность по-настоящему заботиться о пациентах. Время первичного приема сократилось до 12 минут, повторного — до семи. Давно канули в Лету времена Маркуса Уэлби.

Искусственный интеллект коренным образом преобразит медицину. И вовсе не обязательно к лучшему. Сегодня сфера его приложения достаточно узка, а все преимущества ИИ пока лишь в проекте, но рано или поздно с ним придется иметь дело всем — не только рентгенологам, патологоанатомам и дерматологам, но и врачам всех специальностей, медсестрам, фельдшерам, инструкторам ЛФК, специалистам по паллиативной медицине и парамедикам. Мы станем свидетелями значительного повышения производительности и эффективности — не только отдельных людей, но и учреждений здравоохранения в целом. Потребуется много лет для того, чтобы воплотить все это в жизнь, но в

конечном счете это станет самой масштабной трансформацией медицины за всю ее историю. Предельная текучесть рабочего процесса, к которой мы придем, затронет все аспекты здравоохранения (каким мы его знаем сегодня), причем обернуться это может как благом, так и злом. Поэтому уже сегодня надо разобраться в этом вопросе, чтобы понимать заранее, что мы движемся в верном направлении.

Дар времени

Одно из важнейших потенциальных благ от ИИ в медицине — экономия времени. Больше половины медработников отмечают у себя профессиональное выгорание, удручающе огромное число врачей (среди молодых специалистов доля достигает одной четверти) страдают выраженной депрессией⁴. Каждый год в США сводят счеты с жизнью 300–400 врачей⁵. Выгорание приводит к врачебным ошибкам, а врачебные ошибки ведут к выгоранию. Надо что-то делать. Оптимальный временной баланс между работой и личной жизнью, включая возможность побыть наедине с собой, пообщаться с семьей и друзьями (или даже со своими пациентами), может быть, и не панацея. Но начать можно и с этого.

Время — жизненно важный фактор качества помощи, которую получает пациент, а следовательно, и результата лечения. В 2018 г. Национальное бюро экономических исследований опубликовало статью Елены Андреевой и ее коллег из Университета Пенсильвании. Авторы изучали эффект длительности посещений на дому пациентов, выписанных из больниц, где они находились в связи с теми или иными острыми заболеваниями. В исследовании было убедительно показано, что каждая «лишняя» минута, проведенная у больного любым медицинским специалистом (медсестрой, инструктором ЛФК и т.д.), снижает вероятность повторной госпитализации в среднем

на 8%⁶. Для совместителей этот показатель еще выше — 16% на каждую дополнительную минуту, а для медсестер он составляет 13%. Из всех факторов, влияющих на частоту повторных госпитализаций, время оказалось самым важным.

В 1895 г. знаменитый канадский врач Уильям Ослер писал: «Ни один случай невозможно удовлетворительно разобрать и понять меньше, чем за полчаса. Больной человек любит, когда ему посвящают много времени, и не получает никакого удовлетворения от десяти-двенадцатиминутного осмотра»⁷. Это верно и сегодня, спустя 120 лет. И будет верно всегда.

Дэвид Мельтцер, врач-терапевт из клиники Чикагского университета, изучал важность длительности общения пациента с врачом. В частности, он проанализировал важность непрерывности наблюдения — когда врач, осуществляющий амбулаторное наблюдение, посещает пациента и в больнице. Мельтцер утверждает, что такой подход сокращает продолжительность госпитализаций на 20%: это позволяет экономить миллионы долларов, а также снижает риск внутрибольничных инфекций и других осложнений, связанных с пребыванием на больничной койке. Эта польза была затем подтверждена в исследованиях, проведенных медицинским консорциумом Kaiser Permanente и Университетом Вандербильта⁸.

Эти исследования наглядно демонстрируют, как важно посвящать пациенту достаточно времени. Длительность посещения не только укрепляет доверие и повышает качество общения врача и пациента, но и влияет на результаты обследования и лечения (что, кстати, приводит и к снижению расходов на лечение). Это похоже на предварительную инвестицию, которая потом окупается большими дивидендами. Такой подход полностью противоречит стремлению к повышению «производительности» в медицине, когда врача заставляют принимать как можно больше больных, затратив как

можно меньше времени. Конечно, такая экономия денег отнимает у врача драгоценное время. В одном исследовании под названием Healthy Work Place («Здоровое рабочее место»), в котором участвовали 168 врачей из 34 клиник, было показано, что темп работы является одним из важнейших факторов, определяющих удовлетворение от труда⁹. В прекрасной статье психолога Эшли Уилланс и ее коллег под названием «Покупка времени ведет к счастью», опубликованной в 2017 г., говорится, что экономия времени повышает удовлетворенность жизнью. Авторы изучили самых разнообразных испытуемых, репрезентативно представляющих население США, Канады, Дании и Нидерландов; кроме того, отдельно была рассмотрена группа из 800 нидерландских миллионеров. Ощущение счастья росло параллельно количеству «купленного» времени: это соотношение было универсальным и не зависело от места проживания, доходов и социального статуса; таким образом, расхожая поговорка, что нельзя купить счастье, была опровергнута¹⁰. Осуществляемый в настоящее время в медицинской школе Стэнфордского университета проект Time Bank («Банк времени») показывает, как это работает. Банк времени учрежден для того, чтобы вознаграждать врачей за время, посвященное такой недооцениваемой деятельности, как наставничество, заседания в комитетах или выполнение работы за коллег. В качестве вознаграждения врачи получают ваучеры, которые позволяют им экономить время, заказывая услуги (уборка квартиры, доставка еды). Эта стратегия позволяет повысить удовлетворенность работой и качество жизни, а также снизить текучесть кадров¹¹.

Подобно моим однокурсникам в далеком 1975 г., большинство людей, пришедших в медицинскую профессию, мечтали помогать пациентам: врачи видят в этом еще и особую привилегию. Разочарование в профессии во многом обусловлено невозможностью гуманистического отношения к этой высокой

миссии. Это очень хорошо выразили Дэвид Розенталь и Абрахам Вергезе:

«Коротко говоря, большую часть того, что называется рабочим временем, мы проводим не рядом с пациентом, а в кабинетах или за компьютером. Наше внимание так часто отвлекается от жизни, тел и душ людей, вверивших нам заботу о себе, что врачи, глядящие на экраны мониторов, а не на больных, стали культурным клише нашего времени. Как только технологии позволили нам лечить пациентов дистанционно, вдали от постели больного и от медсестринского поста, мы немедленно дистанцировались и от индивидуальности, от уникальности пациентов (как и от наших собственных коллег), посвятив все свое рабочее время компьютеру¹²».

Искусственный интеллект способен вернуть нам этот дар — дар времени, которое мы могли бы посвятить пациентам. В 2018 г. Институт исследований публичной политики опубликовал обширный доклад, озаглавленный «Улучшение качества здравоохранения для всех», в котором было указано, что применение искусственного интеллекта и высоких технологий позволит высвободить более 25% времени на непосредственную работу с больными, причем это касается самых разных клинических специальностей¹³. Самым важным результатом может стать освобождение лечащего врача от заполнения электронной медицинской документации. В клинике медицинского факультета Университета Колорадо изъятие компьютеров из врачебных кабинетов (с заменой их живыми помощниками) привело к разительному снижению частоты профессионального выгорания врачей — от 53 до 13%¹⁴. Разумно предположить, что использование технологии обработки естественного языка возымеет такой же эффект. Но само по себе техническое решение не сработает, если руководство на всех уровнях не признает, что медицина не должна быть «конвейерной». Рональд Эпштейн и Майкл Привитера в статье

для *The Lancet* утверждают: «Врачам, лишенным иллюзий вследствие ориентации администраторов на производительность и отсутствия подтверждения ценностей и отношений, поддерживающих ощущение высокой цели, нужны просвещенные руководители, которые понимают, что медицина — это гуманистическая профессия, а не сборочный конвейер»¹⁵. По сути, авторы абсолютно правы: в комитетах должны заседать не только начальники. Если повышение эффективности врачебного труда используется администраторами исключительно как средство подстегнуть производительность (заставить врачей принимать и вести больше пациентов, читать больше снимков или просматривать больше препаратов), то тем самым врачей попросту лишают дара времени. Вполне возможно, что так будет и в дальнейшем: в конце концов, это сами врачи допустили внедрение в практику никому не нужных шаблонов электронных историй болезни и записей, никто не выступил против компании Epic (одного из производителей систем ведения ЭМК), которая настаивала на включение в контракты с врачами и больницами особого пункта, запрещающего всякую критику электронных историй болезни, и даже препятствовала публикации скриншотов¹⁶. На этот раз врачам надо самим проявить инициативу, если они хотят сохранить свою профессию.

К несчастью, активность врачей едва ли будет поддержана профессиональными медицинскими организациями — во всяком случае, не в США. Во-первых, таких организаций, где были бы полноценно представлены практикующие врачи, просто нет: членство в Американской медицинской ассоциации охватывает едва ли треть практикующих врачей¹⁷. Хуже того, даже такое куцее представительство оказывается, по сути, мнимым: профессиональные медицинские группы работают в основном как ремесленные цеховые гильдии, обеспечивающие покрытие расходов своих постоянных членов. Тем не менее для потенциального влияния есть серьезный капитал. Из семи самых

влиятельных лоббистских групп в правительстве США, работавших в 2017 г., четыре представляли организации здравоохранения: Pharma Research and Manufacturers (\$25,8 млн), Blue Cross Blue Shield (\$24,3 млн), Американская больничная ассоциация (\$22,1 млн) и Американская медицинская ассоциация (\$21,5 млн)¹⁸. Сегодня, к великому сожалению, все эти возможности используются лишь для защиты финансовых интересов, а не интересов пациентов и врачей.

Но даже если технологии дадут врачам больше времени, одного этого будет недостаточно. Корень проблемы — необходимость перемен в отношении врачей к пациентам и к взаимодействию с ними, и этих перемен нужно обязательно добиться, если мы хотим, чтобы медицина стала по-настоящему глубокой.

Быть человеком

В настоящее время медицине катастрофически не хватает эмпатии, но это лишь отчасти связано с дефицитом времени.

Мэттью Касл, английский врач, опубликовал рассказ «Выгорание», в котором он перенес самого себя в 2100 г.: теперь он ИИ-врач. Он прошел глубокое обучение, в его распоряжении все возможные знания о молекулярных и нейропсихиатрических особенностях каждого пациента, он может воспроизвести всю биологическую и медицинскую литературу и давать одновременно тысячи консультаций. ИИ, большие данные — казалось бы, утопия, но руководство требует от него... человечности. Врач доходит до выгорания и требует шестимесячного отпуска, объясняя это так: «Проблема в вашем требовании — "развить у себя способность к эмпатии"! Касл пишет: «Неважно, насколько мощным будет программное обеспечение человека или машины: потребуйте от них невозможного, и они откажут»¹⁹.

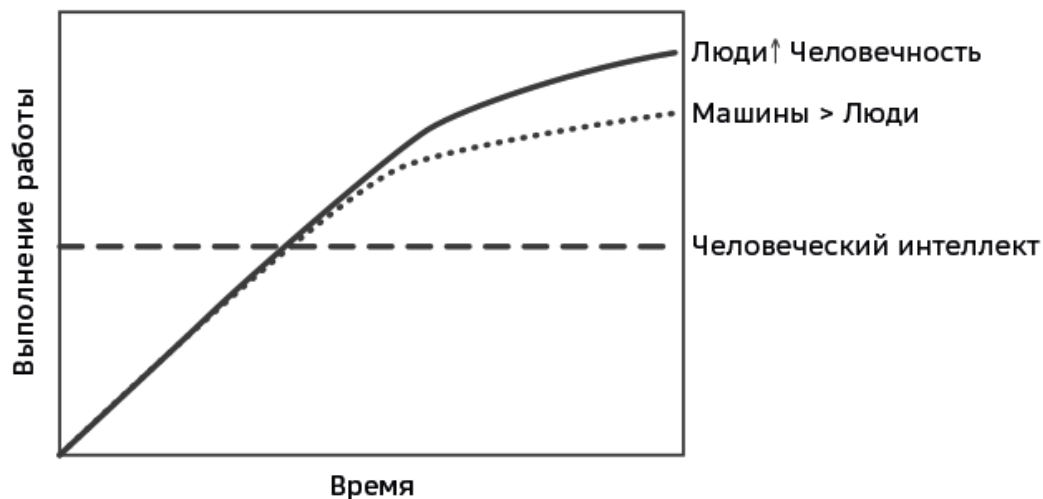


Рис. 13.1. С течением времени человеческий интеллект и работоспособность едва ли значительно изменятся в лучшую сторону. В некоторых узких областях машины смогут выполнять работу намного лучше, чем люди. Наш долг в медицине — поднять свои человеческие качества на новый уровень.

Машины понемногу становятся умнее, а людям придется пойти другим путем — стать более человечными. На рис. 13.1 я попытался изобразить, что имею в виду. Человеческая работоспособность едва ли изменится в обозримом будущем, и в определенных узких областях машины постепенно начнут превосходить человека по качеству работы. Чтобы вывести труд человека на новый уровень, нам надо усовершенствовать свои человеческие качества, которые всегда будут отличать нас от машин. Примечательно, что именно эмпатию машины никогда не смогут имитировать, несмотря на все усилия по созданию общительных роботов или приложений, изображающих эмпатию. Известно, что ученые пытаются создать искусственный интеллект, который способен улавливать человеческие эмоции (гнев, печаль) и видеть, когда человек устал, а когда у него просто плохое настроение²⁰. Определенную способность к эмпатии получают виртуальные цифровые личности, создаваемые наиболее продвинутыми робототехническими компаниями, но даже специалисты по искусственному интеллекту этих компаний

признают, что между человеком и роботом всегда будет существовать пропасть: что невозможно «впрыснуть в машину человечность» — то неизъяснимое свойство, «личностную составляющую», которую японцы называют *сондзай-кан*²¹. А эмпатия — как раз одна из таких черт, которые делают человека человеком. Позвольте мне добавить к эмпатии способность любить, смеяться, плакать, мечтать, бояться, горевать, радоваться, доверять, заботиться, страдать, исследовать, рассказывать истории, вдохновлять, уважать других, быть любопытным, творческим, благодарным, веселым, добрым и щедрым, уметь выражать свои чувства и понимать чужие. Мало того, человек умеет приспосабливаться, человек стремится к новизне, обладает здравым смыслом и культурой, у него есть способность к абстракциям и пониманию контекста. У человека есть душа. И многое другое.

Брайан Кристиан, специалист по искусственному интеллекту, пишет о том, что значит быть человеком, в книге «Самый человечный человек» (The Most Human Human): «Быть человеком — это значит быть человеком, уникальной особой личностью со своей биографией, со своим характером, со своим взглядом на мир; искусственный интеллект предполагает, что граница между интеллектуальными машинами и людьми особенно хорошо стирается, когда размывается эта идентичность человека». Вот еще одна причина, по которой мы не имеем права допустить этого стирания и размывания.

Важный пункт современной редакции клятвы Гиппократова, которую приносят американские врачи, — утверждение, что «сочувствие и понимание порой важнее ножа хирурга и лекарства травника». Эмпатия — это основа взаимодействия и общения с пациентами. В систематическом обзоре 964 оригинальных исследований, в которых изучалась способность врачей к эмпатии, была выявлена достоверная положительная корреляция между эмпатией и успехом лечения, удовлетворенностью

пациента, выполнением им врачебных назначений и снижением тревоги и стресса²².

Эмпатия очень важна для нашей способности видеть чужие страдания²³. Как это ни странно, но нас, врачей, учат избегать в общении с пациентами слова «страдание». В «Руководстве по стилю общения Американской медицинской ассоциации» говорится, что мы должны «избегать говорить о больных как о жертвах и не применять к ним каких бы то ни было эмоционально окрашенных терминов, подразумевающих беспомощность (пораженные чем-либо, страдающие чем-либо и т.д.)». Томас Ли, автор журнала *The New England Journal of Medicine*, утверждает: «...теоретически человеческое страдание надо учитывать и по возможности предотвращать, но важно говорить пациенту, что у него такое-то заболевание, осложнение или побочный эффект, избегая словосочетаний типа "страдать болезнью" или "страдать от заболевания", даже если мы знаем, что пациент по-настоящему страдает, — ведь тем самым мы берем на себя непомерную ответственность за пациента еще и на личностном уровне в дополнение к тяжкому бремени ответственности, связанной с другими нашими обязанностями». Поэтому неудивительно, что существуют страховые коды, ставки возмещения и таблетки в связи с повышенной тревожностью, но нет способов облегчить страдание.

Нет и машин, способных на это: облегчению страданий помогают человеческие узы, а их создание требует времени — и доверия.

Недавно я осматривал пациентку, молодую женщину, которая пришла ко мне за «вторым мнением» относительно нескольких эпизодов предотвращенной «внезапной сердечной смерти». Сам этот термин пропитан холодностью, он воспринимается даже хуже, чем «сердечная недостаточность», и эту холодность надо заменить чем-то более теплым. Слова, которыми мы описываем страдания наших пациентов, очень важны — ведь людям с ними

жить и каждый день думать о бренности своего бытия. Для предотвращения следующих эпизодов смертельно опасных нарушений сердечного ритма пациентке, молодой женщине, имплантировали дефибрилятор. Для этого под кожу вшили довольно внушительный аппарат, соединенный с сердцем. Травматична даже сама процедура установления устройства. Но страдала пациентка не из-за этого. Решив поделиться со мной своими страхами и сомнениями, она начала рассказывать, что они с мужем хотят ребенка, но... В этом месте она зарыдала и едва смогла договорить сквозь слезы, что не хочет передавать свои «плохие гены» ребенку. Я и сам чуть не заплакал — так проникся ее горем. Может быть, я принял этот рассказ так близко к сердцу, потому что моя дочь в то время была беременна.

Больная страдала не из-за того, что пришлось пережить ей самой, а из-за того, что она боялась передать болезнь своей дочери или сыну. Я взял ее за руку и попытался успокоить. Этот жест успокоил и меня самого. Я сказал ей, что мы выполним секвенирование ее генома и постараемся найти мутацию, которая послужила причиной нарушений сердечного ритма. Если мы ее найдем, сказал я, то можно будет попробовать выбрать эмбрион так, чтобы эта мутация не передалась ребенку. Через несколько месяцев мы смогли обнаружить мутацию. Молодая пациентка и ее муж вздохнули с облегчением — теперь они могли зачать ребенка, не терзаясь тревогой и страхом. Этот случай убедил меня, что термин «истинная медицина» все же имеет право на существование.

Учитывая важность эмпатии в деле оптимизации работы врача и психосоциальных результатов лечения, очень важно понимать, как укрепляется эмпатия и что ее губит. Зак Кен и его коллеги осуществили обширный анализ 64 исследований, 10 из которых они сочли безусловно спланированными и проведенными. Эти исследования показали, что врачебную эмпатию можно воспитывать и культивировать²⁴. К сожалению, пока врач

получает медицинское образование, эмпатия ослабевает — ведь он сталкивается с суровыми реалиями медицинской практики. Как замечает по этому поводу клинический резидент Дэвид Скейлз, у практикующих врачей просто не хватает времени на заботу о пациентах, хотя именно этого — адекватной заботы — заслуживают пациенты и именно этого желают сами врачи. Медики во всем обвиняют «временной прессинг, создаваемый системой страховых выплат, которая во главу угла ставит количество принятых пациентов, а не качество их обследования, а также отсутствие контроля за хаотичной рабочей обстановкой и необходимость бесконечно отвлекаться на административную и организационную работу»²⁵. Мы знаем, что врачи набирают мало баллов при тестировании на уровень сопереживания, или коэффициент эмпатии (Empathy Quotient). У альтруистов он равен 60–70 баллам, у художников и музыкантов — около 50, у врачей — 40, у психопатов — меньше 10²⁶. Мы теперь способны выявить нейроанатомию эмпатии, проследить активацию и подавление активности структур, соответствующих определенной биологической, психологической и социальной деятельности. Впрочем, обнадеживает, что пластичность головного мозга позволяет усваивать критически важные социальные навыки — эмпатию, сострадание, умение поставить себя на место другого человека. Эти изменения сродни гипертрофии определенных участков мозга, выявленной в свое время у лондонских таксистов. Например, в одном исследовании 300 взрослых людей, не являющихся медиками, прошли обучение, целью которого было усиление чуткости (под этим имели в виду внимательность и умение предугадывать реакцию при взаимодействии), отзывчивости (заботливость, сострадание, социальная мотивация, умение справляться с негативными эмоциями) и объективности (метакогнитивные навыки, способность поставить себя на место другого человека и т.д.). Обследования методом фМРТ, проведенные во время и после обучения,

показали, что во всех областях мозга, связанных с поведением, за девять месяцев обучения произошли значимые морфологические изменения²⁷. Итак, надежда, подкреплённая анатомическими и эмпирическими данными, есть, и мы, вероятно, в итоге все же сможем привить всем медикам способность к эмпатии и обучить их соответствующим социальным навыкам. Целители, в конце концов, тоже нуждаются в исцелении. Не надо для этого ждать эпидемии депрессии и волны самоубийств среди врачей.

Чуткость

Эмпатия — это только начало. Проблема взаимоотношений врача и больного намного глубже, чем наличие или отсутствие эмпатии. Для того чтобы отношения между людьми были подлинно глубокими, важны многие факторы. Главная причина, по которой я попросил своего друга Абрахама Вергезе написать предисловие к этой книге, заключается в том, что он стал истинным пионером «чуткости» — искусства и науки человеческих связей — и даже запустил крупную инициативу²⁸. Сам Вергезе говорит об этом так: «Чуткость очень важна как для пациентов, так и для врачей, это фундамент доверия во всех межличностных взаимодействиях». А потом он даёт окончательное определение: «Это призывный клич для врачей и пациентов, наша общая позиция, единственное, что не подлежит никакому компромиссу, исходный пункт всякой реформы, главное слово, которое мы должны начертать на наших знаменах. Чуткость. Точка»²⁹.

Шэрон Роман, больная с рассеянным склерозом, писала: «... когда руки покрываются грубыми мозолями, когда уши перестают слышать, а врачебные осмотры все больше напоминают допросы с пристрастием, наступает время для пересмотра» — пересмотра выбора врача³⁰. Нет никаких сомнений в том, что наши пациенты хотят видеть врачей чуткими

— чтобы врачи их выслушивали и проявляли личное участие. Это в наше время редкость. Вместо того, чтобы слушать, врач перебивает. И действительно: с начала беседы и до момента, когда врач перебивает больного, проходит в среднем 18 секунд. Восемнадцать³¹. Это желание взять быка за рога вместо того, чтобы дать больному шанс рассказать свою горестную историю, вполне соответствует чудовищному «временному прессингу», которому подвергаются семейные и больничные врачи. Этот прессинг убивает саму возможность лучше познакомиться с людьми, понаблюдать за их эмоциями в отношении собственного состояния и симптомов, выслушать их теории, почему с ними произошло то, что произошло. Отец современной медицины Уильям Ослер сказал: «Просто слушайте пациента — он сам расскажет вам свой диагноз». Мой друг Джером Группман написал целую книгу под названием «Как думают доктора»^[26] — о вреде неспособности слушать и нежелания дать пациенту право голоса. Знаменитая журналистка NBC Андреа Митчелл, размышляя о своей карьере, вспомнила поразительный и действенный совет, данный ей покойным Тимом Рассертом, ее начальником: «Всегда прислушивайтесь к паузам в ответах собеседника». Это в равной мере относится и к медицине³². Мы должны предоставить пациенту роль рассказчика: даже если искусственный интеллект и сможет синтезировать из разрозненных записей, лабораторных данных и медицинских изображений что-то внятное, он никогда не сможет изложить историю жизни и болезни пациента так, как это сделает он сам. Мы, врачи, обучены брать сбор анамнеза в свои руки, но это неверная концепция — она исключает равноправный разговор, когда оба собеседника и говорят, и слушают³³. Именно в таком разговоре обнажаются самые сокровенные чувства, и единственное, что нужно врачу, — это «время для беседы с пациентом при понимании ценности такого контакта»³⁴.

Вспоминается рассказ студентки о ее первом больном. Джулия Шон написала о своей встрече с мистером Б., которого коллеги описывали как «63-летнего пациента с ХСН при нормальной ФВД и... э-э-э... ЛГ и ХОБЛ с острой декомпенсацией ЗСН». Шон, однако, живо представила себе, как мистер Б., у которого была тяжелая сердечная недостаточность, тяжело, со свистом дыша, пересекает на кресле-каталке улицу. «Я просто физически слышала его влажные хрипы, когда он останавливался передохнуть на другой стороне улицы, — писала она. — Интересно, многие ли обходили его стороной, лишь бы не видеть этой картины?» Девушка задумалась, каким больные видят идеального врача-целителя. Слушая шутки и рассказы мистера Б., Шон чувствовала, что это она тут пациентка, которая учится у своего больного ценить красоту жизни. Этот первый больной научил студентку важности «слушать пациентов, учиться у них и любить их»³⁵.

История Шон показывает, как важно убрать защитные барьеры, разрушить стену, отделяющую людей друг от друга, что в конечном счете приводит к возникновению глубоких отношений между врачом и пациентом. Есть множество способов сузить эту пропасть. В некоторых больницах врачи дают пациентам свои фотографии, рассказывают им о своей семье, о том, где живут, какие у них увлечения и интересы, не касающиеся медицины³⁶. Хотя это и прямо противоречит тому, чему нас учили столетиями, налицо первые попытки нащупать дорогу к истинно гуманистической медицине будущего.

Когда-то, в далеком уже 1999 г., через несколько лет после смерти своего сына от лейкоза, Джон Иглхарт, редактор журнала *Health Affairs*, написал короткое введение к новой рубрике журнала — «Важность разговора». Он придумал эту рубрику, потому что «голоса пациентов, их близких и тех, кто за ними ухаживает, часто теряются в беспощадной и бессердечной суете... крупного бизнеса»³⁷. С тех пор в рубрике вышло множество

статей, а другие журналы — *The Lancet* и *Annals of Internal Medicine* — переняли этот опыт. Во втором случае рубрика получила название «Что значит быть врачом». Я сам каждую неделю читаю статьи в этих рубриках, чтобы подпитывать собственную эмпатию и чуткость в общении с пациентами³⁸. Мне очень понравилась недавняя статья «Вы меня не знаете». В ней рассказывается, как мужчина, госпитализированный с опухолью мозга, постоянно говорит своему лечащему врачу Кейт Роулэнд, что она его не знает. Обессиленный, умирающий человек говорит: «Тот, кого вы видите, — не я». Читая его некролог, она вспомнила, что у нее осталась визитная карточка этого пациента, — и она 10 лет носила эту карточку в кармане рядом со своей как напоминание о том, что пациент был прав и она действительно его не знала³⁹. Вот именно! Мы почти никогда (а возможно, и не «почти») по-настоящему не знаем своих пациентов — но если у нас мало времени, если мы не проявляем чуткость во время осмотра, если голос пациента для нас ничего не значит, то у нас нет даже теоретических шансов его узнать. Уверяю вас, мы никогда не создадим искусственный интеллект, способный по-настоящему *знать* пациента, — это даже в межличностных отношениях требует огромного труда как от врача, так и от пациента. Искусственный интеллект может дать нам время, но все остальное зависит только от нас.

Рита Черон, врач клиники Колумбийского университета, пионер нарративной медицины, рассказывает, как она изменила подход к практике для того, чтобы обеспечить чуткость во время приема:

«Я, как правило, задавала пациентам миллион вопросов об их здоровье, симптомах, диете и физических нагрузках, об их предыдущих заболеваниях и перенесенных хирургических операциях. Теперь я этого не делаю. Мне кажется более полезным другой подход: я демонстрирую больному личное участие и даю ему полную возможность рассказать все, что, как он считает, я

должна знать о его состоянии... Я сижу напротив пациента, опустив руки на колени, чтобы ничего не писать в его присутствии, а только внимательно слушать. Вероятно, я иногда слушаю пациента с открытым ртом — от удивления тем, что мне оказана высочайшая честь узнать другого человека с его же слов, которые льются свободно и непрерывно, в той форме, которую избрал сам пациент для того, чтобы сообщить все, что мне надо о нем знать»⁴⁰.

Неотъемлемая составляющая чуткости — способность к тщательному детальному наблюдению. Двадцать лет назад я сильно удивился, узнав, что Йельская школа медицины объявила о новом обязательном курсе: студентов обучали искусству наблюдать... в художественном музее⁴¹. Вергезе тоже отдал дань этому направлению, написав для рубрики «Важность разговора» следующее: «Мой инструмент — это мой взгляд медика, стремление связать то, что я вижу, с патологией, и на первый взгляд может показаться, что это не имеет никакого отношения к разглядыванию одинаковых цветковых пятен или хаотично брошенных на холст мазков. Но я учился подробному и глубоко внутреннему наблюдению». Для развития способности к наблюдению Абрахам водит своих студентов в картинную галерею Стэнфорда⁴².

Надо сказать, что это не просто смелые заявления энтузиастов, таких как Вергезе и Черон. В 2017 г. небольшая группа студентов-первокурсников Пенсильванского университета участвовала в рандомизированном исследовании воздействия посещений Филадельфийского музея изящных искусств на результаты обучения в сравнении с контрольной группой. Занятия в музее предусматривали шесть полуторачасовых экскурсий за трехмесячный период. При сравнении выяснилось, что посещение музея улучшило способность студентов описывать как художественные, так и медицинские изображения⁴³. Дэвид

Эпштейн и Малкольм Гладуэлл написали редакционный комментарий к этой статье, озаглавив его «Эффект Темина» (в честь нобелевского лауреата Говарда Темина, который не только открыл обратную транскриптазу, но и глубоко разбирался в философии и литературе⁴⁴). Вот что в нем говорилось: «Выводить будущих врачей в музей, за стены больницы, — это значит выводить их из привычного в новый для них мир, что делает их более способными медиками».

Невролог Сара Паркер описала поразительный пример человеческих уз, эмпатии и чуткого наблюдения перед лицом трагедии, когда не было произнесено ни одного слова:

«Врач вышел из палаты и сказал постовой медсестре, что у него, вероятно, только что случился инсульт. К моменту, когда я его осматривала, у доктора развилась полная афазия, правосторонний гемипарез. Симптоматика нарастала по мере прогрессирования геморрагического инсульта — по мере того, как в ткань мозга изливалось все больше и больше крови. Он не понимал обращенную к нему речь, не мог сказать, как себя чувствует, но понимал, что на мне белый халат. Он распознавал тон моего голоса. Он распознавал выражение моего лица. Он взял меня за руку своей левой рукой и несколько раз ее пожал, глядя мне прямо в глаза. Это был момент установления связи. Это был момент, когда двое людей понимают, что каждый из них думает и чувствует, не произнося при этом ни единого слова. Он понимал, что дело плохо. Он понимал, что и я это понимаю. Он понимал, что я хочу ему помочь, но понимал и то, что я могу сделать очень немного. Он был испуган, но вел себя как сильный и мужественный человек. Он осознавал и свое положение, и наиболее вероятный исход, и всем своим видом говорил мне, что не видит в таком исходе ничего необычного. Он понимал, что мне не все равно. Это был момент покоя. Человек смотрел в глаза смерти, он испытывал страх, но понимал, что происходит. Этот человек жаждал человеческого участия. Человек, который всю

жизнь успокаивал других, пытался теперь успокоить меня, пока я пыталась успокоить его и вселить в него надежду»⁴⁵.

Есть определенная ирония в том, что главный герой одного из популярных современных сериалов «Добрый доктор» — молодой хирург, аутист с синдромом саванта. Ему достаточно нескольких секунд, чтобы, глядя на рентгеновский снимок, увидеть то, чего не видят другие врачи, и поставить верный диагноз⁴⁶. Впрочем, не надо быть савантами, чтобы развить у себя способность к более проницательному наблюдению. Конечно, это требует времени и упорства. Кроме того, посещение музеев обогащает.

Объективное обследование

Наблюдение не исчерпывается выслушиванием рассказа пациента. Далее следует объективное (или физикальное) исследование, которое, будучи по сути «возложением рук», олицетворяет то самое личное участие: это крайне интимное действие, в ходе которого один человек раздевается, чтобы его смог осмотреть и ощупать другой. Физическая природа объективного осмотра — полная противоположность алгоритму. В последнее время я наблюдаю, как умирает этот ритуал: налицо упадок искусства объективного обследования. Врачи уже не имеют прямого касательства к больным — в самом буквальном смысле. Все чаще коллеги пишут в истории болезни о состоянии того или иного органа: «В пределах нормы». Но на самом деле это зачастую переводится как «Мы это не смотрели». Это же намного легче — назначить эхокардиограмму, чем тратить время на объективное исследование, понимая при этом, что оно может дать более ценную информацию, нежели УЗИ. Сейчас становится нормой не предлагать больному раздеться, хотя это является обязательной частью врачебного осмотра. Выслушивать при помощи фонендоскопа через одежду — профанация. Объективное исследование, помимо всего прочего, необходимо для завоевания

доверия пациента. Наружный осмотр должен всегда дополняться ощупыванием, выстукиванием и выслушиванием. Это обследование — квинтэссенция человеческого фактора в медицине, и от него ни в коем случае нельзя отказываться. Вергезе пишет в связи с этим: «Я на опыте знаю, что пациенты, принадлежащие к любой культуре, очень много ждут от ритуала, в ходе которого врач их осматривает, и очень быстро раскусывают поверхностность и небрежность, когда врач прикладывает фонендоскоп к одежде, а не к коже, и тычет пальцами в живот вместо того, чтобы тщательно его прощупать, а спустя 30 секунд после начала осмотра предлагает больному одеться. Ритуалы осмотра и объективного исследования — это трансформация, преобразование, это преодоление порога, а в случае осмотра в больничной палате это преобразование цементирует отношения врача и больного, так как говорит: "Я увижу твою болезнь изнутри, я буду с тобой, зная тебя изнутри". Это очень важно, чтобы врачи не забывали о нужности этого ритуала»⁴⁷. Неудивительно, что Вергезе очень высоко ценит физиотерапевтов и массажистов — единственных специалистов, которые действительно осматривают человеческое тело⁴⁸.

По большей части этот недостаток объясняют все тем же дефицитом времени. Я полностью согласен с наблюдением Вергезе: «Я заметил, что на протяжении последних 20 лет мы в США стали все меньше и меньше прикасаться к больным: физикальное исследование, квалифицированное исследование у постели больного постепенно превращается в чистый фарс»⁴⁹.

Все это заставило меня вспомнить одного больного, который пришел ко мне на прием, когда я только-только переехал из Кливленда в Сан-Диего. Этому больному была ранее выполнена операция аортокоронарного шунтирования, но при проведении теста с нагрузкой были выявлены изменения, заставившие заподозрить стенокардию. Больной торопился, и я осматривал его вместе с коллегой-кардиологом, который готовился выполнить

пациенту катетеризацию сердца. Когда я пришел в кабинет, врач уже закончил физикальное обследование и поделился со мной результатами в присутствии пациента и его жены. Мы все вчетвером обсудили ситуацию, согласовали план дальнейшего обследования, и вскоре после этого больной отправился в лабораторию для катетеризации. У пациента оказалось сужение в шунте. Это место было расширено, укреплено стентом, и на следующее утро больного выписали домой. Когда я зашел к нему, то ожидал увидеть довольного жизнью джентльмена, которого я знал как будто всю жизнь. Однако, к моему огорчению, он был расстроен и явно мною недоволен. Когда я спросил его, в чем дело, он ответил: «Вы меня не осмотрели». Я извинился, и мы расстались друзьями. Но и по сей день я помню тот случай — тогда я понял, насколько важно объективное обследование, насколько оно успокаивает пациента, вселяет в него надежду и уверенность. И я всегда выполняю этот ритуал, даже если его только что провел до меня другой врач и даже если я знаю, что этот осмотр ничего не даст. И конечно же, я и сам был разочарован и расстроен, когда после тотального протезирования коленного сустава, да еще и на фоне долгого и трудного восстановления, ортопед ни разу не осмотрел мое колено...

Недавно Майкл Аминофф, невролог клиники Калифорнийского университета в Сан-Франциско, опубликовал свои размышления — как он видит неврологическое обследование в будущем:

«Неврологическое обследование требует времени, терпения, усилий и опыта, а выполняется зачастую в трудных или не самых приятных условиях, в то время как назначение снимка или лабораторного исследования требует всего лишь заполнения бланка. При этом ответственность перекладывается на другого врача. Так зачем, спрашивается, осматривать пациента и выполнять неврологическое исследование? <...> Особенно важный аспект физикальной диагностики — создание уз между

врачом и пациентом, что помогает установлению особого отношения (взаимопонимания и взаимоуважения). Это довольно трудно понять врачу, который — пока — сам не был пациентом. Искусство клинической неврологии предполагает умение взаимодействовать с больным на человеческом уровне и соотносить все данные (клинические, инструментальные или лабораторные) с контекстом, в котором они были получены. Если технологии убивают в медицине человечность, то качество медицинской помощи — или каких-то ее аспектов — неизбежно снизится. Это как голосовая почта, которая облегчает общение, но одновременно порождает неуверенность, разочарование и нетерпение из-за отсутствия прямого человеческого контакта. Клиническое неврологическое обследование восстанавливает контакт врача и больного и позволяет решать клинические проблемы в контексте врачебного здравого смысла, которому угрожает упрощающий алгоритмический подход⁵⁰».

Для того чтобы вернуть объективному исследованию его ценность, нам надо подумать, как изменились медицинские технологии, и приспособиться к этим изменениям. Когда я проходил резидентуру в клинике Калифорнийского университета в Сан-Франциско, моим руководителем стал мой медицинский кумир, мой идеал — доктор Кану Чаттерджи. Большую часть времени мы, резиденты, проводили вместе с ним у постели больного в кардиологическом отделении интенсивной терапии. Мы беседовали с больными, внимательно присматриваясь к их грудной клетке и шее. Нам надо было оценить кровенаполнение шейных вен и венный пульс, выявить возможное нарушение ритмичности пульсации сонных артерий, посмотреть, нет ли аномалий верхушечного толчка, и только после этого продолжить обследование. После осмотра наступал черед пальпации, прощупывания пульса на лучевой артерии (на запястье), пульса на сонных артериях и пальпации верхушечного толчка. Потом мы несколько минут посвящали тщательному выслушиванию

(аускультации) сердечных тонов. Выслушивание выполнялось в нескольких положениях пациента — лежа на спине, на боку, сидя. Одновременно мы выслушивали шумы, шумы трения и щелчки. После такого крайне тщательного, неторопливого и методичного исследования Чаттерджи мог с точностью до 1–2 мм ртутного столба предсказать величину давления в сердечных полостях. Я был просто очарован этими замечательными возможностями, но и пациенты придавали огромное значение физикальной диагностике. Это на следующие несколько десятилетий приучило меня к тщательному объективному обследованию пациентов. Я выполнял его, будучи преподавателем и во время совместных осмотров пациентов с коллегами. Я хотел быть как Кану Чаттерджи, хотя так и не смог достичь уровня его несравненного мастерства.

Стетоскопу уже больше 210 лет, и, хотя он остается символом медицинского искусства, настало время переосмыслить роль инструментов физикального исследования. В своем современном виде стетоскоп — это всего лишь две резиновые трубки, которые ничего не записывают, — в лучшем случае они проводят звуки, издаваемые внутренними органами. Я никогда не смогу дать пациенту послушать шумы его сердца, даже если оно рокочет как работающая стиральная машина. Кроме того, пациент все равно не поймет, что означают эти шумы. Теперь у нас есть УЗИ-приложения для смартфона, способные дать наглядную картину работающего сердца, и нам не приходится строить эту картину на основании выслушиваемых тонов и шумов. Мы можем зафиксировать и сохранить это изображение, показать его пациенту, чтобы он смог увидеть, как выглядит его сердце изнутри; мы можем растолковать пациенту, что означает это изображение и какое значение все это имеет для его здоровья. Подобно искусственному интеллекту, эта технология улучшает некоторые аспекты медицины и способна напрямую повысить

качество медицинского общения, укрепив связь между врачом и пациентом.

Отношения «врач–пациент»

Основы основ — эмпатия, чуткость, общение, «возложение рук» и физикальное исследование — это кирпичики, из которых складывается бесценное отношение между врачом и пациентом. Это семена доверия — из них вырастает спокойствие пациента и чувство исцеления. Они помогают искренне заботиться о пациенте, а врачу дают ощущение профессиональной состоятельности, чувство удовлетворения от возможности действительно помочь больному, облегчить его страдания. Эти гуманистические отношения трудно определить количественно и оцифровать, и это лишний раз подчеркивает, что никакая машина никогда не сможет полностью заменить врача.

Пациенты, ищущие помощи, неизбежно уязвимы. Впервые встречаясь с врачом, они оказываются в хитрой ловушке — для того чтобы открыться врачу, требуется доверие, но незнакомому человеку трудно довериться сразу⁵¹. В этот момент своей наивысшей уязвимости пациент сталкивается с врачами, которых в университетах учили держать с пациентом эмоциональную дистанцию. Это в высшей степени неверно. Как могут больные, не доверяя врачу, рассказать ему о своих самых интимных и деликатных секретах? А как пациенту решиться доверить свою жизнь такому врачу, если речь идет о серьезной операции с неизвестным исходом?

Важным аспектом этих отношений является умение врача сообщать пациентам плохие новости. Это ни в коем случае нельзя доверять алгоритмам. Существует метод, которым врачи руководствуются, сообщая пациенту неприятные, а порой и страшные известия. Он называется SPIKES — ряд непрременных условий при беседе с пациентом: нужно говорить с больным в

спокойной, уединенной обстановке (Setting); больной должен представлять себе свое положение (Patient perspective); необходимо определить, какую информацию смогут воспринять пациент и его родственники (Information); важно дать пациенту возможность высказаться после получения известия (Knowledge); врачу следует непременно выказать сочувствие, сказав, что он понимает, каково сейчас пациенту (Empathize); надо сразу же познакомить больного с дальнейшей стратегией лечения (Strategize). Из всех врачей онкологи чаще всего сталкиваются с необходимостью сообщать пациенту страшную правду — свыше 20 000 раз за всю карьеру⁵².

Даниэла Оффри, врач и писательница, прекрасно понимающая суть отношений врача и пациента, замечает: «Нам дана уникальная возможность с близкого расстояния видеть стойкость человеческого духа». И все же медицинская профессия побуждает сохранять эмоциональную дистанцию⁵³. Неукоснительное следование методу SPIKES не является гарантией человеческого сочувствия. Как замечает Оффри, когда умирает пациент, мы, врачи, говорим, что «потеряли больного», словно медицина — это какое-то бюро находок. Многие ли врачи присутствуют на похоронах своих умерших пациентов? А что это, если не наивысшее проявление эмпатии? Доктор Грегори Кейн рассуждает о будущем, когда «археологи будут изучать остатки нашего общества и дивиться медицинским технологиям, свидетельства которых — искусственные суставы, сосудистые стенты, протезы сердечных клапанов и титановые пластины — отыщутся в местах наших захоронений». Это может показаться главным наследием современной медицины, но Кейн, видя слезы женщины, которая расстраивается из-за отсутствия контакта с врачом, лечившим ее мужа от рака легких, считает иначе: «Мне хотелось бы надеяться, что нашу эпоху будут характеризовать найденные в архивах письма с утешениями — как подтверждение личных уз, связывавших врачей с их пациентами и их

безутешными близкими, как доказательство сохранившейся в нас человечности»⁵⁴.

Простое действие — отправить семье письмо с соболезнованиями — может утишить скорбь, воздать должное человеческой жизни и показать важность сохранения человеческого достоинства. Это несет в себе просветление и воодушевление. Я однажды прочел поучительную статью «Величайший дар: как смерть пациента научила меня быть врачом» за авторством Лоуренса Каплана, врача клиники Филадельфийского Университета Темпла. Сын одного пациента прислал Каплану письмо: «Спасибо за все, что вы сделали для моего отца. Для меня это значит больше, чем вы можете себе представить». К письму была приложена фотография: два молодых деревца, посаженные рядом, — одно в честь отца, второе в честь его лечащего врача. Каплан пишет, как это письмо заставило его переосмыслить свое отношение к пациентам, а фотография саженцев до сих пор стоит у него на столе в кабинете, напоминая о том, что на самом деле важно в нашей жизни⁵⁵.

К счастью, в большинстве случаев общение врача с больным не касается вопросов жизни и смерти — и даже технических вопросов лечения как такового. Речь идет, как правило, об исцелении, о возвращении здоровья. Вергезе красноречиво описывает эту разницу:

«Мы, вероятно, ждем чего-то большего, нежели просто "лечение". Давайте назовем это, за неимением другого термина, исцелением. Скажем, если вас ограбили, но преступника на следующий день схватили, а отнятые вещи вернули, то вы будете удовлетворены лишь отчасти, и это можно уподобить лечению, но не исцелению: ощущение психологического насилия никуда не денется. То же самое и с болезнью: лечение — это прекрасно, но мы хотим и исцеления, мы хотим волшебства, которое способен произвести врач своей личностью, своей эмпатией, своей заразительной уверенностью. Возможно, эти качества в избытке

встречались в допенициллиновую эпоху, когда едва ли можно было рассчитывать на что-то другое. Но в наши дни, в нашу эпоху генной терапии и узкой специализации, "управляемого медицинского обслуживания" и вечного дефицита времени, преобладает другая тенденция — сосредоточиться на заболевании, на лечении, на магии спасения и сохранения жизни»⁵⁶.

Почти 100 лет назад Пибоди уже писал об этом: «Значение близких личных отношений между врачом и пациентом невозможно переоценить, так как в подавляющем большинстве случаев успех диагностики и лечения непосредственно зависит от этих отношений»⁵⁷. Если между врачом и пациентом существуют по-настоящему искренние отношения, то исцеление наступает легко и естественно. В этих случаях пациент верит врачу, верит в то, что тот всегда в тяжелой ситуации окажется рядом и сделает для больного все возможное, чего бы ему это ни стоило. Именно этого жаждут практически все пациенты, но именно это становится дефицитом в наше время и в нашу эпоху. Это надо изменить; мы должны, мы обязаны восстановить примат человеческих связей по мере того, как искусственный интеллект играет все возрастающую роль в диагностике и в лечебной медицинской практике. Для этого надо оживить старые традиции медицинского образования, традиции подготовки будущих врачей, и начинать эти изменения надо уже сегодня.

Медицинское образование

Мы отбираем будущих врачей на основании оценок в колледже и результатов приемных испытаний — Medical College Admission Test (MCAT). Медицинские факультеты начали практиковать вступительные экзамены еще в конце 20-х гг. прошлого века, что позволило сократить число случайных людей в медицине на 50%. В 1948 г. испытания официально получили это название — MCAT.

Тест предусматривает оценку способностей к наукам, аналитического мышления, умения рассуждать. За прошедшие десятилетия тест не раз претерпевал мелкие изменения. В течение многих лет в тестирование входила письменная работа, но в самом свежем варианте теста (2015 г.) ее уже нет. Теперь основной упор делается на биологические и биохимические дисциплины, биологические и психосоциальные основы поведения, а также на умение логически мыслить.

Ежегодно на этой основе для обучения в медицинских высших учебных заведениях отбирают около 20 000 студентов (из приблизительно 52 000 абитуриентов)⁵⁸. Но в тесте нет никаких способов оценки эмоционального интеллекта или способности к эмпатии. А ведь мы, опираясь исключительно на количественные критерии успехов в познании наук, можем случайно отсеять людей, которые самой судьбой предназначены сочувствовать другим, которые лучше других умеют общаться и смогут стать образцовыми целителями. Не готовя почву для сегодняшних — и будущих — технологических возможностей, мы обрекаем на неудачу всякую попытку возрождения гуманизма в медицине.

В связи с этим мне вспоминается недавняя новость: в Китае ИИ-робот Сяои впервые в истории робототехники успешно сдал экзамен на врачебную лицензию. Неужели мы отбираем будущих врачей на тех же основаниях и пользуясь теми же критериями, которым может соответствовать (и даже превзойти их) робот с искусственным интеллектом? Я вполне разделяю мнение, высказанное Джои Ито, который в свое время бросил колледж, а потом стал профессором и заведующим лабораторией средств коммуникации в Массачусетском технологическом институте. Ито заметил, что если бы у нас была система, доступная в любой момент и обладающая всей информацией, которую надо помнить для поступления в медицинскую школу, «то, возможно, это доказывало бы, что такую информацию и не надо запоминать». Несомненно, мы движемся именно в этом направлении. Знания о

медицине и о пациентах можно и нужно передоверить машинным алгоритмам. Врачей от их автоматических помощников и подмастерьев будут отличать человечность, умение общаться с пациентами, понимать и облегчать страдание. Да, будет нужен контроль за выходными данными и решениями, принятыми алгоритмами, и это потребует от врача высокой квалификации, естественно-научной и математической подготовки. Но в системе отбора будущих врачей решающим качеством должен стать эмоциональный интеллект, который заменит качества, которые будут менее востребованы на фоне широкого применения искусственного интеллекта.

Теперь давайте перейдем к тому, что происходит во время обучения будущих врачей. Почти все 170 медицинских и остеопатических школ, за несколькими исключениями (по странному совпадению в их число входят медицинский колледж Лернера, где я начинал учиться в Кливленде, и медицинский колледж Ларнера при Вермонтском университете), продолжают опираться на традиционную систему — чтение лекций и проведение семинаров, не переходя к более прогрессивной системе активного обучения, уже доказавшей свою эффективность⁵⁹. В большинстве медицинских учебных заведений не учат слушать рассказы пациентов, не учат искусству наблюдения и не культивируют эмпатию, несмотря на то, что польза от такой подготовки была подтверждена в рандомизированных исследованиях.

Кроме того, нам необходимо перестроить то, что делается в головах у студентов-медиков, переориентировать их на людей, а не на заболевания. Слишком часто больничные обходы и последующие обсуждения пациентов проводятся по принципу «перевертывания карточек»: врач-преподаватель обсуждает со студентами заболевание пациента, его состояние и результаты лабораторных анализов и инструментальных исследований, даже не подходя к постели больного. Даже установление диагноза

теперь зачастую не требует контакта с пациентом: диагноз ставят на основании снимков, изображений и результатов анализов, без физикального осмотра. Разумеется, это быстрее и проще, чем знакомиться с пациентом как с личностью. Рана Одиш, врач из Детройта, наглядно показала это на примере работы с двумя группами студентов-медиков: участники одной группы назывались «патологи», а участники другой — «гуманисты». Группа патологов получала прекрасную диагностическую подготовку — распознавание кожных поражений, выслушивание сердечных шумов, знакомство с каскадом свертывания крови. Группа гуманистов получила такую же подготовку, но, кроме того, ее участников обучали, как следует действовать в контексте живого человеческого общения, как давать пациентам высказываться — и, следовательно, узнавать, чем они живут, что для них важно, что их тревожит. Если пациент на приеме начинал плакать, то это не мешало «патологам» поставить верный диагноз, но как реагировать на слезы, они не знали. Представители группы «гуманистов», настроенные на эмоции пациентов, не доводят дело до слез — они распознают «напряжение голосовых связок и показную храбрость» и успокаивают пациента заранее, до того, как он начинает плакать. Одиш далее пишет:

«Лишить врачей способности сочувствовать и после этого рассчитывать, что они смогут, справившись с этим недостатком, проявлять эмпатию и сопереживать, — по меньшей мере лицемерие... Это путь в никуда. Медицина не может исцелять в вакууме. Ей нужны связи... Мы бросили все ресурсы на развитие однобокого мышления молодых врачей. Они обучены видеть только болезнь. Они запрограммированы на пренебрежение. Но их можно обучить и многому другому — глубине, красоте, эмпатии. Все — врачи и пациенты в равной степени — заслуживают большего⁶⁰».

В книге «Человек наедине с верой» (The Lonely Man of Faith) раввин Джозеф Соловейчик толкует два различных представления личности Адама в первых главах Книги Бытия, а совсем недавно Дэвид Брукс, колумнист *The New York Times*, представил более современное описание этих двух Адамов в книге «Путь к характеру»^[27]. Первый Адам ориентирован вовне, он честолюбив, ориентирован на цель и желает покорить мир. Напротив, второй Адам находит опору в себе, в нем есть моральный стержень, и он готов жертвовать собой на благо других. В большинстве ведущих медицинских школ поощряется «гонка вооружений» — там стараются наклепать побольше Адамов-1, нацеленных на академические достижения (как проницательно отмечает Джонатан Сток из Йельской школы медицины⁶¹). Нам же надо воспитывать вторых Адамов — а к этой цели ответственные за медицинское образование относятся слишком пренебрежительно.

Есть и много других критически важных элементов, которые необходимо включить в программы медицинских учебных заведений. Будущим врачам необходимо более глубоко разбираться в науках, связанных с обработкой данных, им нужны биоинформатика, вычислительная биология, теория вероятности, основы глубокого обучения нейронных сетей. Значительная часть их усилий, направленных на обследование и лечение больных, будет поддерживаться алгоритмами, и врачам необходимо понимать их недостатки, чтобы избежать предрассудков, ошибок и неверной трактовки результатов, сохранять здравый смысл. Кроме того, очень важно, чтобы интересы и предпочтения пациента во взаимодействии человека и машины всегда ставились на первое место. Мы не можем позволить миру алгоритмов навязать нам медицинский патернализм, мы не имеем права и дальше поддерживать неограниченное право врачей на контроль за данными о пациентах и на утаивание медицинской информации — с чем, кстати, следовало бы уже

давно покончить (эта проблема подробно рассматривается в моей книге «Теперь пациент вас увидит»)⁶². Некоторые технологии не связаны напрямую с искусственным интеллектом, но и они требуют переосмысления методов преподавания медицины: так, нам необходимо модернизировать объективное обследование, если врачи будут все активнее применять новые инструменты диагностики — например, встроенные в смартфоны УЗИ-устройства. Во многих случаях виртуальная телемедицина заменит непосредственные посещения врача, а это потребует обучения «сетевой манере» обследования — то есть совершенно иным, новым навыкам. Такой интернет-контакт — тоже встреча лицом к лицу, но, как и при отсутствии реального физикального исследования, врачу будет сложнее из-за невозможности тесного контакта, «возложения рук» и непосредственного обследования, даже притом что самые чувствительные датчики дистанционно передадут все необходимые данные. Медицинские школы пока не готовы к этим неизбежным изменениям и трудностям — учебные планы составляются мастодонтами, которые изо всех сил сопротивляются неотвратимому наступлению машин. Путь к глубокой эмпатии в медицине проходит через модернизацию медицинского образования. Голоса протеста против старой системы мы слышим от нового поколения, например от Хэйдера Джаведа Уоррайха, студента-практиканта из Университета Дьюка: «Молодые врачи готовы сочетать в лечении технологические нововведения и ориентацию на пациента, но готовы ли к этому старые врачи и пациенты, которых они лечат?»⁶³

Искусственный интеллект в медицине

Искусственный интеллект только начинает проникать в медицину. Уже появилось множество компьютерных алгоритмов и многообещающих изобретений в этой области, но пока они

довольно далеки от реальности и ждут доказательства своей клинической эффективности. Однако, учитывая, как быстро развивается эта сфера в последние несколько лет, учитывая тот факт, что машины уже превосходят людей в решении конкретных медицинских задач, число которых будет быстро расти, следует признать, что узконаправленный искусственный интеллект прочно займет свое место. Это улучшит условия труда многих медиков — и за счет быстрой и точной интерпретации изображений, а также способности видеть недоступное человеческому зрению, и благодаря устранению из кабинетов компьютерной клавиатуры, что позволит восстановить атмосферу участия и живого общения во время врачебного приема. И в то же время у всех желающих будет возможность беспрепятственно собирать, обновлять и обрабатывать свои медицинские данные (включая всю доступную медицинскую литературу) и использовать их в самых разнообразных целях — от составления оптимальной диеты до поддержания психического здоровья. Все это должно быть окружено мерами предосторожности, которые гарантируют пациентам право владеть и распоряжаться своими медицинскими данными, дадут возможность врачам наконец-то взять верх над администраторами, готовыми принести человеческие связи в жертву повышению производительности труда, и обеспечат сохранение конфиденциальности и надежное хранение данных.

Машинная медицина вовсе не обязательно должна стать нашим роком, нашим неизбежным будущим. Конечно, технологический подход может только усугубить уже существующее в здравоохранении глубокое разобщение, однако следующей остановкой на пути вперед может стать и более гуманная медицина при поддержке алгоритмических машинных средств. Триада глубокого фенотипирования (более обширного, недостижимого прежде знания о множестве слоев медицинских данных человека), глубокого обучения и глубокой эмпатии может

стать средством преодоления экономического кризиса здравоохранения благодаря созданию персонализированных методов профилактики и лечения, что позволит оставить в прошлом десятилетия беспорядочного расточительства медицинских ресурсов. Но мне все же думается, что это всего лишь вторичные цели использования искусственного интеллекта медицины. Она — наш шанс (возможно, последний) вернуть настоящую медицину. Чуткость. Эмпатию. Доверие. Заботу. Человечность.

Если вы когда-нибудь испытывали по-настоящему сильную боль, то знаете, каким одиноким и покинутым чувствует себя при этом человек: ведь никто не понимает, каково ему на самом деле, какое невыразимое отчаяние его захлестывает. Конечно, вас может успокоить любимый человек, друг или родственник, и это, безусловно, поможет. Но куда надежнее поможет больному, страдающему человеку поддержка со стороны врача, которому он доверяет и который укрепляет его веру в то, что все пройдет, что врач всегда будет рядом, что все будет хорошо. Именно такого человеческого участия, человеческой заботы мы жаждем, когда болеем. Именно эти отношения может помочь восстановить искусственный интеллект. Вероятно, второго шанса у нас не будет — так давайте воспользуемся первым.

БЛАГОДАРНОСТИ

Эта книга, пожалуй, самая трудная из всех моих книг, и этому было множество причин. Я не специалист в области информатики, но, по счастью, у меня была возможность обращаться за советами к самым разным специалистам, включая Педро Домингоса, Фэй-Фэй Ли, Гэри Маркуса, Пирса Кина, Хью Харви, Джереми Говарда, Джо Ледсама и Олафа Роннебергера. Всем им я очень благодарен за бесценную помощь в отношении технической составляющей и погружения в контекст.

Область медицинского искусственного интеллекта, хотя она и очень молода, развивается крайне быстро, новости поступают каждую неделю, а иногда и каждый день. Обзор и усвоение всего этого материала за прошедшие несколько лет представляли собой труднейшую задачу — изучить и обработать несколько сотен ссылок, и я очень благодарен Мишель Миллер из Научно-исследовательского института Скриппса за ее поддержку. Мои коллеги по Институту Скриппса Стивен Штайнхубл, Дэниел Оран, Эмили Спенсер и Джорджо Куэр оказали мне неоценимую помощь своей конструктивной критикой.

Издателем и главным редактором всех трех моих книг был Т. Дж. Келлехэр, и я очень благодарен ему за вдумчивое отношение к делу. Катинка Мэдсон, мой неизменный литературный агент, стойко поддерживала меня во всех перипетиях, связанных с написанием и изданием книги.

Мое счастье и мое везение еще и в том, что я работаю в медицине с 1985 г., сразу после завершения кардиологической подготовки. Любовь к лечению пациентов по-прежнему со мной, и я очень высоко ценю воодушевление, которое всегда испытывал от общения с больными, воодушевление, которое всегда стояло за моим желанием приблизить светлое будущее здравоохранения. Со многими пациентами меня связывает бесценная дружба, продолжающаяся более 30 лет, и я очень благодарен всем им за оказанное доверие.

Я нахожусь в неоплатном долгу перед многими учреждениями, с которыми я имел честь сотрудничать. В течение нескольких лет я был членом совета директоров компании Dexcom, работал советником в компаниях Illumina, Verily, Walgreens, Blue Cross Blue Shield Association, Quest Diagnostics, а с недавнего времени — и в Tempus Labs. Не думаю, что это как-то повлияло на содержание книги, но очень важно, чтобы вы знали, что у меня есть потенциальные конфликты интересов. Исследовательский институт Скриппса, который я учредил в 2006 г., получает серьезное финансирование от Национальных институтов здравоохранения и фонда Qualcomm: без этого финансирования наши исследования были бы невозможны. Одновременно я работаю главным редактором Medscape, ведущего профессионального медицинского сайта.

И наконец, я хочу выразить благодарность моей жене Сьюзен, которая всегда поддерживала меня в тех ленивых усилиях, которых требовали работа с материалом и написание книг, за ее многолетнюю — в течение 40 лет — заботу обо мне. Мы счастливы, что наши дети Сара и Ивен, а также внуки Джулиан и Изабелла живут в нескольких минутах ходьбы от нашего дома в Ла-Холье. Именно дети и внуки заставляют меня часто думать о будущем, в котором, надо надеяться, их здоровье будет в большей сохранности, чем наше.

ПРИМЕЧАНИЯ

ПРЕДИСЛОВИЕ

1. Broyard, A., *Intoxicated by My Illness*. 2010. New York: Ballantine Books, курсив автора предисловия.
2. Califf, R. M., and R. A. Rosati, "The Doctor and the Computer." *Western Journal of Medicine*, 1981 October. 135 (4): pp. 321–323. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC1273186/>.

ГЛАВА 1. ЗНАКОМСТВО С ПРИМЕНЕНИЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В МЕДИЦИНЕ

1. Sisson, P., "Rady Children's Institute Sets Guinness World Record," *San Diego Union Tribune*. 2018.
2. Krizhevsky, A., I. Sutskever, and G. Hinton, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," *ACM Digital Library*. 2012: NIPS'12 Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems, pp. 1097–1105.
3. Topol, E. J., "Individualized Medicine from Prewomb to Tomb." *Cell*, 2014. 157 (1): pp. 241–253.
4. Schwartz, W. B., "Medicine and the Computer: The Promise and Problems of Change." *The New England Journal of Medicine*, 1970. 283 (23): pp. 1257–1264.
5. Peabody, F. W., "The Care of the Patient." *MS/JAMA*, 1927. 88: pp. 877–882.

ГЛАВА 2. ПОВЕРХНОСТНАЯ МЕДИЦИНА

1. Singh, H., A. N. Meyer, and E. J. Thomas, "The Frequency of Diagnostic Errors in Outpatient Care: Estimations from Three Large Observational Studies Involving US Adult Populations." *BMJ Quality & Safety*, 2014. 23 (9): pp. 727–731.
2. Cassel, C. K., and J. A. Guest, "Choosing Wisely: Helping Physicians and Patients Make Smart Decisions About Their Care." *JAMA*, 2012. 307 (17): pp. 1801–1802; Mason, D. J., "Choosing Wisely: Changing Clinicians, Patients, or Policies?" *JAMA*, 2015. 313 (7): pp. 657–658; Casarett, D., "The Science of Choosing Wisely — Overcoming the Therapeutic Illusion." *The New England Journal of Medicine*, 2016. 374 (13): pp. 1203–

- 1205; "Choosing Wisely: Five Things Physicians and Patients Should Question," *An Initiative of the ABIM Foundation*. American Academy of Allergy & Immunology. 2012.
3. Smith-Bindman, R., "Use of Advanced Imaging Tests and the Not-So-Incidental Harms of Incidental Findings." *JAMA Internal Medicine*, 2018. 178 (2): pp. 227–228.
 4. Casarett, "The Science of Choosing Wisely."
 5. Brownlee, S., et al., "Evidence for Overuse of Medical Services Around the World." *The Lancet*, 2017. 390 (10090): pp. 156–168; Glasziou, P., et al., "Evidence for Underuse of Effective Medical Services Around the World." *The Lancet*, 2017. 390 (10090): pp. 169–177; Saini, V., et al., "Drivers of Poor Medical Care." *The Lancet*, 2017. 390 (10090): pp. 178–190; Elshaug, A. G., et al., "Levers for Addressing Medical Underuse and Overuse: Achieving High-Value Health Care." *The Lancet*, 2017. 390 (10090): pp. 191–202.
 6. Epstein, D., "When Evidence Says No, But Doctors Say Yes," *The Atlantic*. February 22, 2017.
 7. Bakris, G., and M. Sorrentino, "Redefining Hypertension — Assessing the New Blood-Pressure Guidelines." *The New England Journal of Medicine*, 2018. 378 (6): pp. 497–499.
 8. Singletary, B., N. Patel, and M. Heslin, "Patient Perceptions About Their Physician in 2 Words: The Good, the Bad, and the Ugly." *JAMA Surgery*, 2017. 152 (12): pp. 1169–1170.
 9. Brody, B., "Why I Almost Fired My Doctor," *The New York Times*. October 12, 2017.
 10. Oaklander, M., "Doctors on Life Support," *Time*. 2015.
 11. Panagioti, M., et al., "Association Between Physician Burnout and Patient Safety, Professionalism, and Patient Satisfaction: A Systematic Review and Meta-Analysis," *JAMA Internal Medicine*, 2018.
 12. Wang, M. D., R. Khanna, and N. Najafi, "Characterizing the Source of Text in Electronic Health Record Progress Notes." *JAMA Internal Medicine*, 2017. 177 (8): pp. 1212–1213.
 13. Jha, S., "To put this in perspective. Your ATM card works in Outer Mongolia, but your EHR can't be used in a different hospital across the street." Twitter, 2017.
 14. Welch, H. G., et al., "Breast-Cancer Tumor Size, Overdiagnosis, and Mammography Screening Effectiveness." *The New England Journal of Medicine*, 2016. 375 (15): pp. 1438–1447.
 15. "Early Detection of Cancer." Harding Center for Risk Literacy. 2018. <https://www.harding-center.mpg.de/en/fact-boxes/early-detection-of-cancer>; Pinsky, P. F., P. C. Prorok, and B. S. Kramer, "Prostate Cancer Screening — a Perspective on the Current State of the Evidence." *The New England Journal of Medicine*, 2017. 376 (13): pp. 1285–1289; "Prostate-Specific Antigen-Based Screening for Prostate Cancer: A Systematic Evidence Review for the U. S. Preventive Services Task Force," in *Evidence Synthesis Number 154*, 2017.
 16. Fraser, M., et al., "Genomic Hallmarks of Localized, Non-Indolent Prostate Cancer." *Nature*, 2017. 541 (7637): pp. 359–364.
 17. Pinsky, Prorok, and Kramer, "Prostate Cancer Screening." *The New England Journal of Medicine*, 2017.
 18. Ahn, H. S., H. J. Kim, and H. G. Welch, "Korea's Thyroid-Cancer 'Epidemic' — Screening and Overdiagnosis." *The New England Journal of Medicine*, 2014. 371 (19): pp. 1765–1767.
 19. Welch, H. G., "Cancer Screening, Overdiagnosis, and Regulatory Capture." *JAMA Internal Medicine*, 2017. 177 (7): pp. 915–916.
 20. Welch et al., "Breast-Cancer Tumor Size, Overdiagnosis, and Mammography Screening Effectiveness." *The New England Journal of Medicine*, 2016. 375 (15), 1438–1447;

- Welch, "Cancer Screening, Overdiagnosis, and Regulatory Capture."
21. Ghajar, C. M., and M. J. Bissell, "Metastasis: Pathways of Parallel Progression," *Nature*. 2016; Hosseini, H., et al., "Early Dissemination Seeds Metastasis in Breast Cancer," *Nature*. 2016; Townsend, J., "Evolution Research Could Revolutionize Cancer Therapy," *Scientific American*. 2018.
 22. Kohane, I. S., Interview with Isaac S. Kohane conducted by Sarah Miller. *Pharmacogenomics*, 2012. 13 (3): pp. 257–260.
 23. Welch, "Cancer Screening, Overdiagnosis, and Regulatory Capture."
 24. Centers for Medicare and Medicaid Services. August 8, 2018. www.cms.gov/.
 25. Silverman, E., "Why Did Prescription Drug Spending Hit \$374B in the US Last Year? Read This," *The Wall Street Journal*. 2015; Berkrot, B., "U. S. Prescription Drug Spending as High as \$610 Billion by 2021: Report," Reuters. 2017.
 26. Schork, N. J., "Personalized Medicine: Time for One-Person Trials." *Nature*, 2015. 520 (7549): pp. 609–611.
 27. Villarosa, L., "Why America's Black Mothers and Babies Are in a Life-or-Death Crisis," *The New York Times*. 2018.

ГЛАВА 3. МЕДИЦИНСКИЙ ДИАГНОЗ

1. Tversky, A., and D. Kahneman, "Judgment Under Uncertainty: Heuristics and Biases." *Science*, 1974. 185 (4157): pp. 1124–1131.
2. Lewis, M., *The Undoing Project: A Friendship That Changed Our Minds*. 2016. New York: W. W. Norton.
3. Obermeyer, Z., et al., "Early Death After Discharge from Emergency Departments: Analysis of National US Insurance Claims Data." *BMJ*, 2017. 356: p. j239.
4. Singh, H., A. N. Meyer, and E. J. Thomas, "The Frequency of Diagnostic Errors in Outpatient Care: Estimations from Three Large Observational Studies Involving US Adult Populations." *BMJ Quality & Safety*, 2014. 23 (9): pp. 727–731.
5. Brush, J. E., Jr., and J. M. Brophy, "Sharing the Process of Diagnostic Decision Making." *JAMA Internal Medicine*, 2017. 177 (9): pp. 1245–1246.
6. Tversky and Kahneman, "Judgment Under Uncertainty."
7. Brush and Brophy, "Sharing the Process of Diagnostic Decision Making."
8. "The Internal Medicine Milestone Project," in *The Accreditation Council for Graduate Medical Education and the American Board of Internal Medicine*. 2012.
9. Tetlock, P., *Superforecasting*. 2015. New York: Penguin Random House.
10. Lewis, *The Undoing Project*.
11. Lewis, *The Undoing Project*.
12. Yagoda, B., "The Cognitive Biases Tricking Your Brain," *The Atlantic*. 2018.
13. Redelmeier, D. A., and A. Tversky, "Discrepancy Between Medical Decisions for Individual Patients and for Groups." *The New England Journal of Medicine*, 1990. 322 (16): pp. 1162–1164.
14. Coussens, S., "Behaving Discretely: Heuristic Thinking in the Emergency Department," *Harvard Scholar*. 2017.
15. Tversky and Kahneman, "Judgment Under Uncertainty."
16. Lewis, *The Undoing Project*.
17. Tversky and Kahneman, "Judgment Under Uncertainty."

18. Topol, E., *The Creative Destruction of Medicine: How the Digital Revolution Will Create Better Health Care*. 2012. New York: Basic Books.
19. Yagoda, "The Cognitive Biases Tricking Your Brain."
20. Там же.
21. Schiff, G. D., et al., "Diagnostic Error in Medicine: Analysis of 583 Physician-Reported Errors." *Archives of Internal Medicine*, 2009. 169 (20): pp. 1881–1887.
22. Semigran, H. L., et al., "Evaluation of Symptom Checkers for Self Diagnosis and Triage: Audit Study." *BMJ*, 2015. 351: p. h3480.
23. Van Such, M., et al., "Extent of Diagnostic Agreement Among Medical Referrals." *Journal of Evaluation in Clinical Practice*, 2017. 23 (4): pp. 870–874.
24. Muse, E., et al., "From Second to Hundredth Opinion in Medicine: A Global Platform for Physicians." *NPJ Digital Medicine*, на момент написания книги находится в печати.
25. Human Diagnosis Project. August 8, 2018. www.humandx.org/.
26. Khazan, O., "Doctors Get Their Own Second Opinions," *The Atlantic*. 2017.
27. "Doctor Evidence Brings Valuable Health Data to IBM Watson Ecosystem," IBM Press Release. 2015.
28. Ross, C., and I. Swetlitz, "IBM Pitched Its Watson Supercomputer as a Revolution in Cancer Care: It's Nowhere Close," *Stat News*. 2017.
29. Patel, N. M., et al., "Enhancing Next-Generation Sequencing-Guided Cancer Care Through Cognitive Computing." *The Oncologist*, 2018. 23 (2): pp. 179–185.
30. Patel, et al., "Enhancing Next-Generation Sequencing-Guided Cancer Care Through Cognitive Computing."
31. Mukherjee, S., "A. I. Versus M. D.: What Happens When Diagnosis Is Automated?," *The New Yorker*. 2017.
32. Ross and Swetlitz, "IBM Pitched Its Watson Supercomputer as a Revolution in Cancer Care."
33. Herper, M., "MD Anderson Benches IBM Watson in Setback for Artificial Intelligence in Medicine," *Forbes*. 2017.
34. Ross and Swetlitz, "IBM Pitched Its Watson Supercomputer as a Revolution in Cancer Care."
35. Muoio, D., "IBM Watson Manager, Academics Describe Challenges, Potential of Health Care AI," *MobiHealthNews*. 2017.
36. Harari, Y. N., *Homo Deus*. 2016. New York: HarperCollins, p. 448.
37. Beam, A. L., and I. S. Kohane, "Translating Artificial Intelligence into Clinical Care." *JAMA*, 2016. 316 (22): pp. 2368–2369.

ГЛАВА 4. ЧТО ТАКОЕ ГЛУБОКОЕ ОБУЧЕНИЕ

1. Dillon, J. J., et al., "Noninvasive Potassium Determination Using a Mathematically Processed ECG: Proof of Concept for a Novel 'Blood-Less,' Blood Test." *Journal of Electrocardiology*, 2015. 48 (1): pp. 12–18.
2. Vic Gundotra, Frank Petterson, and Simon Prakash interview with Eric Topol, *AliveCor*. November 2017.
3. Gundotra, Petterson, and Prakash interview with Topol.
4. Там же.
5. Comstock, J., "Apple, Stanford Launch Apple Heart Study to Improve Atrial Fibrillation Detection," *MobiHealthNews*. 2017; Loftus, P., and T. Mickle, "Apple Delves Deeper into

- Health," *The Wall Street Journal*. 2017, p. B5.
6. Gonzalez, R., "The New ECG Apple Watch Could Do More Harm Than Good," *Wired*. 2018. <https://www.wired.com/story/ecg-apple-watch/>; Dormehl, L., "Why We Should Be Wary of Apple Watch 'Ultimate' Health Guardian Claims," *Cult of Mac*, 2018. <https://www.cultofmac.com/577489/why-we-should-be-wary-of-apple-watch-ultimate-health-guardian-claims/>; Victory, J., "What Did Journalists Overlook About the Apple Watch 'Heart Monitor' Feature?" *HealthNewsReview*, 2018. <https://www.healthnewsreview.org/2018/09/what-did-journalists-overlook-about-the-apple-watch-heart-monitor-feature/>.
 7. Goodfellow, I., Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*, ed. T. Dietterich. 2016. Cambridge, MA: MIT Press.
 8. Domingos, P., *The Master Algorithm*. 2018. New York: Basic Books.
 9. Mazzotti, M., "Algorithmic Life," *Los Angeles Review of Books*. 2017.
 10. Harari, Y. N., *Homo Deus*. 2016. New York: HarperCollins, p. 348.
 11. Там же.
 12. Beam, A. L., and I. S. Kohane, "Big Data and Machine Learning in Health Care." *JAMA*, 2018. 319 (13): pp. 1317–1318.
 13. Turing, A. M., "On Computable Numbers with an Application to the Entscheidungsproblem." *Proceedings of the London Mathematical Society*, 1936. 42 (1): pp. 230–265. doi: 10.1112/plms/s2-42.1.230.
 14. Turing, A. M., "Computing Machinery and Intelligence." *Mind*, 1950. 49: pp. 433–460. <https://www.csee.umbc.edu/courses/471/papers/turing.pdf>.
 15. Rumelhart, D. E., G. Hinton, and R. J. Williams, "Learning Representations by Back-Propagating Errors." *Nature*, 1986. 323: pp. 533–536.
 16. Parloff, R., "Why Deep Learning Is Suddenly Changing Your Life," in *Fortune*. 2016.
 17. Mukherjee, S., "A. I. Versus M. D. What Happens When Diagnosis Is Automated?," *The New Yorker*. 2017.
 18. Kasparov, G., *Deep Thinking*. vol. 1, 2017. New York: PublicAffairs.
 19. Krizhevsky, A., I. Sutskever, and G. Hinton, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," *ACM Digital Library*. 2012: NIPS'12 Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems, pp. 1097–1105.
 20. Esteva, A., et al., "Dermatologist-Level Classification of Skin Cancer with Deep Neural Networks." *Nature*, 2017. 542 (7639): pp. 115–118.
 21. Brynjolfsson, E., and T. Mitchell, "What Can Machine Learning Do? Workforce Implications." *Science*, 2017. 358 (6370): pp. 1530–1534.
 22. Lin, X., et al., "All-Optical Machine Learning Using Diffractive Deep Neural Networks," *Science*. 2018.
 23. LeCun, Y., Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep Learning." *Nature*, 2015. 521 (7553): pp. 436–444.
 24. Brynjolfsson, E. and T. Mitchell, "What Can Machine Learning Do? Workforce Implications." *Science*, 2017. 358 (6370): pp. 1530–1534.
 25. Schaeffer, J., et al., "Checkers Is Solved." *Science*, 2007. 317 (5844): pp. 1518–1522; Sheppard, B., "World-Championship-Caliber Scrabble." *Artificial Intelligence*, 2002. 134 (1–2): pp. 241–275.
 26. Mnih, V., et al., "Human-Level Control Through Deep Reinforcement Learning." *Nature*, 2015. 518.
 27. "Why AI Researchers Like Video Games," *The Economist*. 2017.

- [28.](#) Okun, A., and A. Jackson, "Conversations with AlphaGo." *Nature News & Views*, 2017. 550.
- [29.](#) Moscovitz, I., "Artificial Intelligence's 'Holy Grail' Victory," *Motley Fool*. 2017.
- [30.](#) Silver, D., et al., "Mastering the Game of Go with Deep Neural Networks and Tree Search." *Nature*, 2016. 529 (7587): pp. 484–489.
- [31.](#) Tegmark, M., *Life 3.0: Being Human in the Age of Artificial Intelligence*. 2017. New York: Penguin Random House.
- [32.](#) Silver, D., et al., "Mastering the Game of Go Without Human Knowledge." *Nature*, 2017. 550 (7676): pp. 354–359.
- [33.](#) Singh, S., A. Okun, and A. Jackson, "Artificial Intelligence: Learning to Play Go from Scratch." *Nature*, 2017. 550 (7676): pp. 336–337.
- [34.](#) Silver, D., et al., *Mastering Chess and Shogi by Self-Play with a General Reinforcement Learning Algorithm*. arXiv, 2017.
- [35.](#) Tegmark, M., "Max Tegmark on Twitter." Twitter, 2017.
- [36.](#) Bowling, M., et al., "Heads-Up Limit Hold 'Em Poker Is Solved." *Science*, 2015. 347 (6218): pp. 145–149.
- [37.](#) Moravcik, M., et al., "DeepStack: Expert-Level Artificial Intelligence in Heads-Up No-Limit Poker." *Science*, 2017. 356 (6337): pp. 508–513.
- [38.](#) Brown, N., and T. Sandholm, "Superhuman AI for Heads-Up No-Limit Poker: Libratus Beats Top Professionals." *Science*, 2017. 359 (6374): pp. 418–424.
- [39.](#) "Collective Awareness: A Conversation with J. Doyne Farmer," *Edge*. 2018.
- [40.](#) Markoff, J., "Researchers Announce Advance in Image-Recognition Software," *The New York Times*. 2014.
- [41.](#) Li, F. F., "How We're Teaching Computers to Understand Pictures," *TED*. 2015.
- [42.](#) Snow, J., "Google's New AI Smile Detector Shows How Embracing Race and Gender Can Reduce Bias," *MIT Technology Review*. 2017.
- [43.](#) Fowler, G., "Apple Is Sharing Your Face with Apps: That's a New Privacy Worry," *The Washington Post*. 2017.
- [44.](#) Там же.
- [45.](#) Erlich, Y., *Major Flaws in "Identification of Individuals by Trait Prediction Using Whole-Genome Sequencing Data."* arXiv, 2017; Lippert, C., et al., *No Major Flaws in "Identification of Individuals by Trait Prediction Using Whole-Genome Sequencing Data."* arXiv, 2017; Reardon, S., "Geneticists Pan Paper That Claims to Predict a Person's Face from Their DNA," *Nature News & Comment*. 2017.
- [46.](#) Sheridan, K., "Facial-Recognition Software Finds a New Use: Diagnosing Genetic Disorders," *Stat News*. 2017.
- [47.](#) Sandoiu, A., "Why Facial Recognition Is the Future of Diagnostics," *Medical News Today*. 2017; Timberg, C., "How Apple Is Bringing Us into the Age of Facial Recognition Whether We're Ready or Not," *The Washington Post*. 2017.
- [48.](#) Hoffman, J., "Reading Pain in a Human Face," *The New York Times*. 2014.
- [49.](#) Nikolov, S., S. Blackwell, R. Mendes, *Deep Learning to Achieve Clinically Applicable Segmentation of Head and Neck Anatomy for Radiotherapy*. arXiv, 2018. <https://arxiv.org/abs/1809.04430>.
- [50.](#) Shoham, Y., et al., *Artificial Intelligence Index 2017 Annual Report*. 2017.
- [51.](#) Upson, S., "The AI Takeover Is Coming: Let's Embrace It," in *Backchannel*. 2016.
- [52.](#) Lewis-Kraus, G., "The Great A. I. Awakening," *The New York Times*. 2016.
- [53.](#) Knight, W., "An Algorithm Summarizes Lengthy Text Surprisingly Well," *MIT Technology Review*. 2017; Shen, J., et al., *Natural TTS Synthesis by Conditioning WaveNet on Mel*

- Spectrogram Predictions*. arXiv, 2017. 1. 54. Steinberg, R., "6 Areas Where Artificial Neural Networks Outperform Humans," *Venture Beat*. 2017.
54. Gershgorn, D., "Google's Voice-Generating AI Is Now Indistinguishable from Humans," *Quartz*. 2017.
55. Quain, J. R., "Your Car May Soon Be Able to Read Your Face," *The New York Times*. 2017, p. B6.
56. Dixit, V. V., S. Chand, and D. J. Nair, "Autonomous Vehicles: Disengagements, Accidents and Reaction Times." *PLoS One*, 2016. 11 (12): p. e0168054.
57. Halpern, S., "Our Driverless Future," *New York Review of Books*. 2016.
58. Shladover, S., "The Truth About 'Self-Driving' Cars." *Scientific American*, 2016, pp. 53–57.

ГЛАВА 5. СЕРЬЕЗНЫЕ ТРУДНОСТИ

1. Davis, S. E., T. A. Lasko, G. Chen, E. D. Siew, and M. E. Matheny, "Calibration Drift in Regression and Machine Learning Models for Acute Kidney Injury." *Journal of the American Medical Informatics Association*, 2017. 24 (6): pp. 1052–1061.
2. Chollet, F., *Deep Learning with Python*. 2017. Shelter Island, NY: Manning.
3. Knight, W., "Facebook Heads to Canada for the Next Big AI Breakthrough," *MIT Technology Review*. 2017.
4. Marcus, G., *Deep Learning: A Critical Appraisal*. arXiv, 2018.
5. Hsu, J., "Will the Future of AI Learning Depend More on Nature or Nurture?," in *Spectrum IEEE*. 2017.
6. Rosenfeld, A., R. Zemel, and J. K. Tsotsos, *The Elephant in the Room*. arXiv, 2018. <http://arxiv.org/abs/1808.03305>.
7. Li, Y., X. Bian, and S. Lyu, *Attacking Object Detectors via Imperceptible Patches on Background*. arXiv, 2018. <https://arxiv.org/abs/1809.05966>.
8. Somers, J., "Is AI Riding a One-Trick Pony?," *MIT Technology Review*. 2017.
9. Perez, C. E., "Why We Should Be Deeply Suspicious of BackPropagation," *Medium*. 2017.
10. Marcus, *Deep Learning*.
11. Hinton, G., S. Sabour, and N. Frosst, *Matrix Capsules with EM Routing*. 2018. ICLR. Simonite, T., "Google's AI Wizard Unveils a New Twist on Neural Networks," *Wired*. 2017.
12. Silver, D., et al., "Mastering the Game of Go Without Human Knowledge." *Nature*, 2017. 550 (7676): pp. 354–359.
13. Marcus, G., *Gary Marcus Interviews with Eric Topol*, ed. E. Topol. 2017.
14. Collados, J. C., *Is AlphaZero Really a Scientific Breakthrough in AI?* 2017. <https://medium.com/@josecamachocollados/is-alphazero-really-a-scientific-breakthrough-in-ai-bf66ae1c84f2>.
15. Brouillette, M., "Deep Learning Is a Black Box, but Health Care Won't Mind," *MIT Technology Review*. 2017.
16. Miotto, R., et al., "Deep Patient: An Unsupervised Representation to Predict the Future of Patients from the Electronic Health Records." *Scientific Reports*, 2016. 6: p. 26094.
17. Domingos, P., *Pedro Domingos Interviews with Eric Topol*, ed. E. Topol. 2017.
18. Campolo, A., et al., *AI Now 2017 Report*, ed. S. B. Andrew Selbst. 2017, AI Now Institute.
19. Knight, W., "The Dark Secret at the Heart of AI," *MIT Technology Review*. 2017; Kuang, C., "Can A. I. Be Taught to Explain Itself?" *The New York Times*. 2017.

- [20.](#) Knight, "The Dark Secret at the Heart of AI."
- [21.](#) Caruana, R., et al., "Intelligible Models for Health Care: Predicting Pneumonia Risk and Hospital 30-Day Readmission," *ACM*. 2015.
- [22.](#) Kuang, "Can A. I. Be Taught to Explain Itself?"
- [23.](#) O'Neil, C., *Weapons of Math Destruction: How Big Data Increases Inequality and Threatens Democracy*. 2016. New York: Crown.
- [24.](#) Zhao, J., et al., *Men Also Like Shopping: Reducing Gender Bias Amplification Using Corpus-Level Constraints*. arXiv, 2017.
- [25.](#) Simonite, T., "Machines Taught by Photos Learn a Sexist View of Women," *Wired*. 2017.
- [26.](#) Spice, B., "Questioning the Fairness of Targeting Ads Online," *Carnegie Mellon University News*. 2015.
- [27.](#) Caliskan, A., J. J. Bryson, and A. Narayanan, "Semantics Derived Automatically from Language Corpora Contain Human-Like Biases." *Science*, 2017. 356 (6334): pp. 183–186.
- [28.](#) Barr, A., "Google Mistakenly Tags Black People as 'Gorillas,' Showing Limits of Algorithms," *The Wall Street Journal*. 2015; Crawford, K., "Artificial Intelligence's White Guy Problem," *The New York Times*. 2016.
- [29.](#) Angwin, J., et al., "Machine Bias," *ProPublica*. 2016.
- [30.](#) O'Neil, *Weapons of Math Destruction*.
- [31.](#) Wang, Y., and M. Kosinski, "Deep Neural Networks Are More Accurate Than Humans at Detecting Sexual Orientation from Facial Images." *Journal of Personality and Social Psychology*, 2018. 114 (2): pp. 246–257.
- [32.](#) Chen, S., "AI Research Is in Desperate Need of an Ethical Watchdog," *Wired*. 2017.
- [33.](#) Snow, J., "New Research Aims to Solve the Problem of AI Bias in 'Black Box' Algorithms," *MIT Technology Review*. 2017.
- [34.](#) Snow, "New Research Aims to Solve the Problem of AI Bias in 'Black Box' Algorithms," *MIT Technology Review*. 2017; Tan, S., et al., *Detecting Bias in Black-Box Models Using Transparent Model Distillation*. arXiv, 2017.
- [35.](#) Crawford, K., "Artificial Intelligence — with Very Real Biases," *The Wall Street Journal*. 2017.
- [36.](#) Vanian, J., "Unmasking A. I.'s Bias Problem," *Fortune*. 2018; Courtland, R., "Bias Detectives: The Researchers Striving to Make Algorithms Fair," *Nature*. 2018.
- [37.](#) Simonite, T., "Using Artificial Intelligence to Fix Wikipedia's Gender Problem," *Wired*. 2018.
- [38.](#) Miller, A. P., "Want Less-Biased Decisions? Use Algorithms," *Harvard Business Review*. 2018; Thomas, R., "What HBR Gets Wrong About Algorithms and Bias," *Fast AI*. 2018.
- [39.](#) Adamson, A. S., and A. Smith, "Machine Learning and Health Care Disparities in Dermatology." *JAMA Dermatology*, 2018.
- [40.](#) Harari, Y. N., *Homo Deus*. 2016. New York: HarperCollins, p. 348. 41. Lee, K. F., "The Real Threat of Artificial Intelligence," *The New York Times*. 2017.
- [41.](#) Upson, S., "Artificial Intelligence Is Killing the Uncanny Valley and Our Grasp on Reality," *Wired*. 2017.
- [42.](#) Condliffe, J., "AI Shouldn't Believe Everything It Hears," *MIT Technology Review*. 2017.
- [43.](#) Cole, S., "AI-Assisted Fake Porn Is Here and We're All Fucked," *Motherboard*. 2017.
- [44.](#) Suwajanakorn, S., S. M. Seitz, and I. Kemelmacher-Shlizerman, "Synthesizing Obama: Learning Lip Sync from Audio." *ACM Transactions on Graphics*, 2017. 36 (4): pp. 1–13.
- [45.](#) Knight, W., "Meet the Fake Celebrities Dreamed Up by AI," *MIT Technology Review*. 2017; Karras, T., et al., *Progressive Growing of GANs for Improved Quality, Stability, and*

- Variation. arXiv, 2017.
46. Erlich, Y., et al., *Re-identification of Genomic Data Using Long Range Familial Searches*. bioRxiv, 2018.
 47. Shead, S., "Google DeepMind Has Doubled the Size of Its Healthcare Team," *Business Insider*. 2016; Shead, S., "DeepMind's First Deal with the NHS Has Been Torn Apart in a New Academic Study," *Business Insider*. 2017.
 48. Там же.
 49. Kahn, J., "Alphabet's DeepMind Is Trying to Transform Health Care — but Should an AI Company Have Your Health Records?," *Bloomberg*. 2017.
 50. Kahn, J., "Alphabet's DeepMind Is Trying to Transform Health Care."
 51. Там же.
 52. Shead, "Google DeepMind Has Doubled the Size of Its Healthcare Team"; Shead, "DeepMind's First Deal with the NHS Has Been Torn Apart in a New Academic Study."
 53. Gebru, T., et al., "Using Deep Learning and Google Street View to Estimate the Demographic Makeup of Neighborhoods Across the United States." *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2017. 114 (50): pp. 13108–13113; Lohr, S., "How Do You Vote? 50 Million Google Images Give a Clue," *The New York Times*. 2017.
 54. Campolo et al., *AI Now 2017 Report*.
 55. Somers, J., "The Coming Software Apocalypse," *The Atlantic*. 2017.
 56. Papernot, N., and I. Goodfellow, "Privacy and Machine Learning: Two Unexpected Allies?," *cleverhans-blog*. 2018.
 57. Etzioni, O., "How to Regulate Artificial Intelligence," *The New York Times*. 2017; Simonite, T., "Do We Need a Speedometer for Artificial Intelligence?" *Wired*. 2017.
 58. Bonnefon, J. F., A. Shariff, and I. Rahwan, "The Social Dilemma of Autonomous Vehicles." *Science*, 2016. 352 (6293): pp. 1573–1576.
 59. Там же.
 60. Там же.
 61. *Road traffic injuries*, ed. World Health Organization. 2018.
 62. Howard, B., "Fatal Arizona Crash: Uber Car Saw Woman, Called It a False Positive," *Extreme Tech*. 2018.
 63. *AI for Healthcare: Balancing Efficiency and Ethics*, ed. Infosys. 2017. <https://www.infosys.com/smart-automation/Documents/ai-healthcare.pdf>.
 64. Anthes, E., "The Shape of Work to Come." *Nature*, 2017. 550 (7676): pp. 316–319.
 65. Fuhrmans, V., "A Future Without Jobs? Think Again," *The Wall Street Journal*. 2017.
 66. Kaplan, J., "Don't Fear the Robots," *The Wall Street Journal*. 2017.
 67. Manyika, J., et al., *Jobs Lost, Jobs Gained: Workforce Transitions in a Time of Automation*. ed. McKinsey Global Institute. 2017. <https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/featured%20insights/future%20of%20organizations/what%20the%20future%20of%20work%20will%20mean%20for%20jobs%20skills%20and%20wages/mgi-jobs-lost-job-s-gained-report-december-6-2017.ashx>.
 68. Mason, E. A., "A.I. and Big Data Could Power a New War on Poverty," *The New York Times*. 2018.
 69. Nedelkoska, L., and G. Quintini, "Automation, Skills Use and Training," in *OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 202*. 2018: OECD, Paris.
 70. Gibney, E., "AI Talent Grab Sparks Excitement and Concern." *Nature News & Comment*, 2016. 532 (7600); Metz, C., "N.F.L. Salaries for A. I. Talent," *The New York Times*. 2017.

- pp. B1, B5; Winick, E., "It's Recruiting Season for AI's Top Talent, and Things Are Getting a Little Zany," *MIT Technology Review*. 2017.
71. Etzioni, O., "Workers Displaced by Automation Should Try a New Job: Caregiver," *Wired*. 2017.
 72. Pogue, D., "How Well Do Movies Predict Our Tech Future?," *Scientific American*. 2018.
 73. Bundy, A., "Smart Machines Are Not a Threat to Humanity." *Communications of the ACM*, 2017. 60 (2): pp. 40–42.
 74. Dowd, M., "Elon Musk's Billion-Dollar Crusade to Stop the A. I. Apocalypse," *Vanity Fair*. 2017.
 75. *Strategic Plan FY 2014–2018*. HHS Strategic Plan 2017.
 76. Dowd, "Elon Musk's Billion-Dollar Crusade to Stop the A. I. Apocalypse"; Russell, S., "Should We Fear Supersmart Robots?," *Scientific American*. 2016, pp. 58–59.
 77. Metz, C., "Mark Zuckerberg, Elon Musk and the Feud over Killer Robots," *The New York Times*. 2018.
 78. Dowd, "Elon Musk's Billion-Dollar Crusade to Stop the A. I. Apocalypse"; Tegmark, M., *Life 3.0: Being Human in the Age of Artificial Intelligence*. 2017. New York: Penguin Random House.
 79. Там же.
 80. Там же.
 81. Grace, K., et al., *When Will AI Exceed Human Performance? Evidence from AI Experts*. arXiv, 2017.
 82. Khatchadourian, R., "The Doomsday Invention," *The New Yorker*. 2015.
 83. Tegmark, *Life 3.0*.

ГЛАВА 6. ВРАЧИ-«ПАТТЕРНИСТЫ» И ИЗОБРАЖЕНИЯ

1. Jha, S., "Should Radiologists Interact with Patients to Stay Relevant?," *Medscape*. 2017.
2. Wang, X., et al., *ChestX-ray8: Hospital-Scale Chest X-ray Database and Benchmarks on Weakly-Supervised Classification and Localization of Common Thorax Diseases*. arXiv, 2017.
3. Lewis-Kraus, G., "The Great A. I. Awakening," *The New York Times*. 2016.
4. Sweeney, E., "Increasingly Powerful AI Systems Are Accompanied by an 'Unanswerable' Question," *FierceHealthcare*. 2017.
5. Rajpurkar, P., et al., *CheXNet: Radiologist-Level Pneumonia Detection on Chest X-Rays with Deep Learning*. arXiv, 2017.
6. Oakden-Rayner, L., "CheXNet: An In-Depth Review," *lukeoakdenrayner.wordpress.com*. 2018.
7. Pachter, L. "When high profile machine learning people oversell their results to the public it leaves everyone else worse off. And how can the public trust scientists if time and time again they are presented with hype instead of science?" Twitter, July 20, 2018. <https://twitter.com/lpachter/status/999772391185137664>.
8. Jha, S., "Will Computers Replace Radiologists?," *Medscape*. 2016.
9. "Imagine Your World with Watson," *IBM Blog*, 2016.
10. "Mind-Reading Algorithms Reconstruct What You're Seeing Using Brain-Scan Data," *MIT Technology Review*. 2017.
11. Spiegel, A., "Why Even Radiologists Can Miss a Gorilla Hiding in Plain Sight," *Shots — Health News*. 2013.

- [12.](#) Там же.
- [13.](#) Harvey, H., "Nightmare on ML Street: The Dark Potential of AI in Radiology," *Towards Data Science*. 2017.
- [14.](#) Yates, E. J., L. C. Yates, and H. Harvey, "Machine Learning 'Red Dot': Open-Source, Cloud, Deep Convolutional Neural Networks in Chest Radiograph Binary Normality Classification." *Clinical Radiology*, 2018.
- [15.](#) Orcutt, M., "Why IBM Just Bought Billions of Medical Images for Watson to Look At," *Technology Review*. 2015.
- [16.](#) Gillies, R. J., P. E. Kinahan, and H. Hricak, "Radiomics: Images Are More than Pictures, They Are Data." *Radiology*, 2016. 278 (2): pp. 563–577.
- [17.](#) Akkus, Z., et al., "Predicting Deletion of Chromosomal Arms 1p/19q in Low-Grade Gliomas from MR Images Using Machine Intelligence." *Journal of Digital Imaging*, 2017. 30 (4): pp. 469–476.
- [18.](#) Ridley, E. L., "Machine Learning Can Help Predict KRAS Mutation Status," *Aunt Minnie*. 2017.
- [19.](#) Bahl, M., et al., "High-Risk Breast Lesions: A Machine Learning Model to Predict Pathologic Upgrade and Reduce Unnecessary Surgical Excision." *Radiology*, 2018. 286 (3): pp. 810–818.
- [20.](#) Gale, W., et al., *Detecting Hip Fractures with Radiologist-Level Performance Using Deep Neural Networks*. arXiv, 2017. <https://arxiv.org/abs/1711.06504>.
- [21.](#) Sohn, J. H., and T. Vu, "Data-Driven Lung Cancer Risk Stratification of Pulmonary Nodules in Chest CT Using 3D Convolutional Neural Network," in *UCSF Department of Radiology & Biomedical Imaging Symposium*. 2017.
- [22.](#) Ridley, E. L., "Deep Learning Differentiates Liver Masses on CT," *Aunt Minnie*. 2017.
- [23.](#) Arbabshirani, M. R., et al., "Advanced Machine Learning in Action: Identification of Intracranial Hemorrhage on Computed Tomography Scans of the Head with Clinical Workflow Integration." *NPJ Digital Medicine*, 2018. 1 (9).
- [24.](#) Yee, K. M., "AI Algorithm Matches Radiologists in Breast Screening Exams," *Aunt Minnie*. 2017.
- [25.](#) Ridley, E. L., "Deep Learning Shows Promise for Bone Age Assessment," *Aunt Minnie*. 2017.
- [26.](#) Nam, J. G., et al., "Development and Validation of a Deep Learning-Based Automated Detection Algorithm for Malignant Pulmonary Nodules on Chest Radiographs." *Radiology*, 2018. <https://pubs.rsna.org/doi/10.1148/radiol.2018180237>.
- [27.](#) Bar, A., et al., *Compression Fractures Detection on CT*. arXiv, 2017.
- [28.](#) Shadmi, R., V. Mazo, and O. Bregman-Amitai, "Fully-Convolutional Deep-Learning Based System for Coronary Calcium Score Prediction from Non-Contrast Chest CT." *IEEE Xplore*, 2018.
- [29.](#) Idrus, A. A., "Zebra Medical to Offer AI-Based Image Analysis on Google Cloud," *FierceBiotech*. 2017.
- [30.](#) Siegel, E., "Will Radiologists Be Replaced by Computers? Debunking the Hype of AI," *Carestream*. 2016.
- [31.](#) Chockley, K., and E. J. Emanuel, "The End of Radiology? Three Threats to the Future Practice of Radiology." *Journal of the American College of Radiology*, 2016. 13 (12): pp. 1415–1420.
- [32.](#) Ip, G., "How Robots May Make Radiologists' Jobs Easier, Not Redundant," *The Wall Street Journal*. 2017.

- [33.](#) Silverman, L., "Scanning the Future, Radiologists See Their Jobs at Risk," *National Public Radio*. 2017.
- [34.](#) Grisham, S., "Medscape Physician Compensation Report 2017," *Medscape*. 2017.
- [35.](#) Bergen, M., "The AI Doctor Orders More Tests," *Bloomberg*. 2017.
- [36.](#) Bryan, R. N., "Look Ahead — Machine Learning in Radiology," *RSNA News*. 2016.
- [37.](#) D'Avolio, L., "Thoughts on JAMA's 'Adapting to Artificial Intelligence' by Jha and Topol," LinkedIn. 2017.
- [38.](#) Recht, M., and R. N. Bryan, "Artificial Intelligence: Threat or Boon to Radiologists?" *Journal of the American College of Radiology*, 2017. 14 (11): pp. 1476–1480.
- [39.](#) LeCun, Y., "Disruption in the Workplace: Artificial Intelligence in the 21st Century." YouTube. 2017. https://www.youtube.com/watch?v=OgW4e_ZY26s&t=49s.
- [40.](#) Silverman, "Scanning the Future."
- [41.](#) Harvey, H., "Can AI Enable a 10 Minute MRI?," *Towards Data Science*. 2018.
- [42.](#) Bresnick, J., "Machine Learning 84% Accurate at Flagging Dementia Within 2 Years," *Health IT Analytics*. 2017.
- [43.](#) Oakden-Rayner, L., et al., "Precision Radiology: Predicting Longevity Using Feature Engineering and Deep Learning Methods in a Radiomics Framework." *Scientific Reports*, 2017. 7 (1): p. 1648.
- [44.](#) Kruskal, J. B., et al., "Big Data and Machine Learning—Strategies for Driving This Bus: A Summary of the 2016 Intersociety Summer Conference." *Journal of the American College of Radiology*, 2017. 14 (6): pp. 811–817.
- [45.](#) Levenson, R. M., et al., "Pigeons (*Columba livia*) as Trainable Observers of Pathology and Radiology Breast Cancer Images." *PLoS One*, 2015. 10 (11): p. e0141357.
- [46.](#) Wang, D., et al., *Deep Learning for Identifying Metastatic Breast Cancer*. arXiv, 2016.
- [47.](#) Yu, K. H., et al., "Predicting Non-Small Cell Lung Cancer Prognosis by Fully Automated Microscopic Pathology Image Features." *Nature Communications*, 2016. 7: p. 12474.
- [48.](#) Hou, L., et al., *Patch-Based Convolutional Neural Network for Whole Slide Tissue Image Classification*. arXiv, 2016.
- [49.](#) Liu, Y., et al., *Detecting Cancer Metastases on Gigapixel Pathology Images*. arXiv, 2017.
- [50.](#) Cruz-Roa, A., et al., "Accurate and Reproducible Invasive Breast Cancer Detection in Whole-Slide Images: A Deep Learning Approach for Quantifying Tumor Extent." *Scientific Reports*, 2017. 7: p. 46450.
- [51.](#) Ehteshami Bejnordi, B., et al., "Diagnostic Assessment of Deep Learning Algorithms for Detection of Lymph Node Metastases in Women with Breast Cancer." *JAMA*, 2017. 318 (22): pp. 2199–2210.
- [52.](#) Golden, J. A., "Deep Learning Algorithms for Detection of Lymph Node Metastases from Breast Cancer: Helping Artificial Intelligence Be Seen." *JAMA*, 2017. 318 (22): pp. 2184–2186.
- [53.](#) Yang, S. J., et al., "Assessing Microscope Image Focus Quality with Deep Learning." *BMC Bioinformatics*, 2018. 19 (1): p. 77.
- [54.](#) Wang et al., *Deep Learning for Identifying Metastatic Breast Cancer*.
- [55.](#) Wong, D., and S. Yip, "Machine Learning Classifies Cancer." *Nature*, 2018. 555 (7697): pp. 446–447; Capper, D., et al., "DNA Methylation-Based Classification of Central Nervous System Tumours." *Nature*, 2018. 555 (7697): pp. 469–474.
- [56.](#) Coudray, N., et al., "Classification and Mutation Prediction from Non-Small Cell Lung Cancer Histopathology Images Using Deep Learning." *Nature Medicine*, 2018.
- [57.](#) Granter, S. R., A. H. Beck, and D. J. Papke Jr., "AlphaGo, Deep Learning, and the Future of the Human Microscopist." *Archives of Pathology & Laboratory Medicine*, 2017. 141 (5):

- pp. 619–621.
58. Sharma, G., and A. Carter, "Artificial Intelligence and the Pathologist: Future Frenemies?" *Archives of Pathology & Laboratory Medicine*, 2017. 141 (5): pp. 622–623.
 59. Jha, S., and E. J. Topol, "Adapting to Artificial Intelligence: Radiologists and Pathologists as Information Specialists." *JAMA*, 2016. 316 (22): pp. 2353–2354.
 60. Patel, N. M., et al., "Enhancing Next-Generation Sequencing-Guided Cancer Care Through Cognitive Computing." *The Oncologist*, 2018. 23 (2): pp. 179–185.
 61. Wolf, J. A., et al., "Diagnostic Inaccuracy of Smartphone Applications for Melanoma Detection." *JAMA Dermatology*, 2013. 149 (4): pp. 422–426.
 62. Resneck, J. S., Jr., et al., "Choice, Transparency, Coordination, and Quality Among Direct-to-Consumer Telemedicine Websites and Apps Treating Skin Disease." *JAMA Dermatology*, 2016. 152(7): pp. 768–775.
 63. Esteva, A., et al., "Dermatologist-Level Classification of Skin Cancer with Deep Neural Networks." *Nature*, 2017. 542(7639): pp. 115–118.
 64. Esteva et al., "Dermatologist-Level Classification of Skin Cancer with Deep Neural Networks."
 65. Codella, N., Q. B. Nguyen, and S. Pankanti, *Deep Learning Ensembles for Melanoma Recognition in Dermoscopy Images*. arXiv, 2016.
 66. Haenssle, H. A., et al., "Man Against Machine: Diagnostic Performance of a Deep Learning Convolutional Neural Network for Dermoscopic Melanoma Recognition in Comparison to 58 Dermatologists." *Annals of Oncology*, 2018.
 67. Leachman, S. A., and G. Merlino, "Medicine: The Final Frontier in Cancer Diagnosis." *Nature*, 2017. 542 (7639): pp. 36–38.
 68. Esteva et al., "Dermatologist-Level Classification of Skin Cancer with Deep Neural Networks."
 69. Zakhem, G. A., C. C. Motosko, and R. S. Ho, "How Should Artificial Intelligence Screen for Skin Cancer and Deliver Diagnostic Predictions to Patients?" *JAMA Dermatology*, 2018.
 70. Leswing, K., "Apple CEO Tim Cook Gave a Shout-Out to a \$100-per-Year App for Doctors — Here's What It Does," *Business Insider*. 2017.

ГЛАВА 7. ВРАЧИ, НЕ РАБОТАЮЩИЕ С ОБРАЗАМИ

1. Gellert, G., and L. Webster. *The Rise of the Medical Scribe Industry: Implications for Advancement of EHRs*, in *HiMSS 16*. 2016. Las Vegas, NV.
2. Wang, M. D., R. Khanna, and N. Najafi, "Characterizing the Source of Text in Electronic Health Record Progress Notes." *JAMA Internal Medicine*, 2017. 177 (8): pp. 1212–1213.
3. Bach, B., "Stanford-Google Digital-Scribe Pilot Study to Be Launched," in *Scope*. 2017, Stanford Medicine.
4. Moja, L., et al., "Effectiveness of Computerized Decision Support Systems Linked to Electronic Health Records: A Systematic Review and Meta-Analysis." *American Journal of Public Health*, 2014. 104 (12): pp. e12–22.
5. Horwitz, R. I., et al., "From Evidence Based Medicine to Medicine Based Evidence." *The American Journal of Medicine*, 2017. 130 (11): pp. 1246–1250.
6. Lacy, M. E., et al., "Association of Sickle Cell Trait with Hemoglobin A1c in African Americans." *JAMA*, 2017. 317 (5): pp. 507–515.

7. Wong, T. Y., and N. M. Bressler, "Artificial Intelligence with Deep Learning Technology Looks into Diabetic Retinopathy Screening." *JAMA*, 2016. 316 (22): pp. 2366–2367.
8. Там же.
9. Gulshan, V., et al., "Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs." *JAMA*, 2016. 316 (22): pp. 2402–2410.
10. Szegedy, C., et al., *Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision*. arXiv, 2015.
11. Gulshan et al., "Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs."
12. *IBM Machine Vision Technology Advances Early Detection of Diabetic Eye Disease Using Deep Learning*. 2017.
13. Bleicher, A., "Teenage Whiz Kid Invents an AI System to Diagnose Her Grandfather's Eye Disease." *IEEE Spectrum*, 2017; Lagasse, J., "Teenage Team Develops AI System to Screen for Diabetic Retinopathy," *MobiHealthNews*. 2017.
14. Abramoff, M., et al., "Pivotal Trial of an Autonomous AI-Based Diagnostic System for Detection of Diabetic Retinopathy in Primary Care Offices." *NPJ Digital Medicine*, 2018.
15. Keane, P. and E. Topol, "With an Eye to AI and Autonomous Diagnosis." *NPJ Digital Medicine*, 2018.
16. De Fauw, J., et al., "Clinically Applicable Deep Learning for Diagnosis and Referral in Retinal Disease." *Nature Medicine*, 2018. 24: pp. 134–1350.
17. Kermany, D. S., et al., "Identifying Medical Diagnoses and Treatable Diseases by Image-Based Deep Learning." *Cell*, 2018. 172(5): pp. 1122–1131; Rampasek, L., and A. Goldenberg, "Learning from Everyday Images Enables Expert-Like Diagnosis of Retinal Diseases." *Cell*, 2018. 172 (5): pp. 893–895.
18. Poplin, R., et al., "Prediction of Cardiovascular Risk Factors from Retinal Fundus Photographs via Deep Learning." *Nature Biomedical Engineering*, 2018. 2: pp. 158–164.
19. "The Eye's Structure Holds Information About the Health of the Mind." *The Economist*. 2018; Mutlu, U., et al., "Association of Retinal Neurodegeneration on Optical Coherence Tomography with Dementia: A Population-Based Study." *JAMA Neurology*, 2018.
20. Brown, J. M., et al., "Automated Diagnosis of Plus Disease in Retinopathy of Prematurity Using Deep Convolutional Neural Networks." *JAMA Ophthalmology*, 2018. 136 (7): pp. 803–810.
21. Long, E., et al., "An Artificial Intelligence Platform for the Multihospital Collaborative Management of Congenital Cataracts." *Nature Biomedical Engineering*, 2017. 1: pp. 1–8.
22. Willems, J., et al., "The Diagnostic Performance of Computer Programs for the Interpretation of Electrocardiograms." *NEJM*, 1991. 325 (25): pp. 1767–1773.
23. Heden, B., et al., "Acute Myocardial Infarction Detected in the 12-Lead ECG by Artificial Neural Networks." *Circulation*, 1997. 96 (6): pp. 1798–1802.
24. Там же.
25. Strodthoff, N., and C. Strodthoff, *Detecting and Interpreting Myocardial Infarctions Using Fully Convolutional Neural Networks*. arXiv, 2018.
26. Rajpurkar, P., et al., *Cardiologist-Level Arrhythmia Detection with Convolutional Neural Networks*. arXiv, 2017. 1.
27. Tison, G. H., et al., "Passive Detection of Atrial Fibrillation Using a Commercially Available Smartwatch." *JAMA Cardiology*, 2018. 3 (5): pp. 409–416.
28. Adamson, C., *Ultromics*, ed. E. Topol. 2017.
29. Madani, A., et al., "Fast and Accurate View Classification of Echocardiograms Using Deep Learning." *NPJ Digital Medicine*, 2018. 1 (6).

30. Adamson, *Ultromics*.
31. Le, M., et al., *Computationally Efficient Cardiac Views Projection Using 3D Convolutional Neural Networks*. arXiv, 2017.
32. Weng, S. F., et al., "Can Machine-Learning Improve Cardiovascular Risk Prediction Using Routine Clinical Data?" *PLoS One*, 2017. 12 (4): p. e0174944.
33. Paschalidis, Y., "How Machine Learning Is Helping Us Predict Heart Disease and Diabetes," *Harvard Business Review*. 2017.
34. Manak, M., et al., "Live-Cell Phenotypic-Biomarker Microfluidic Assay for the Risk Stratification of Cancer Patients via Machine Learning." *Nature Biomedical Engineering*, 2018.
35. "Cancer Statistics." National Cancer Institute. July 20, 2018. www.cancer.gov/about-cancer/understanding/statistics.
36. Burns, J., "Artificial Intelligence Is Helping Doctors Find Breast Cancer Risk 30 Times Faster," *Forbes*. 2016.
37. Bahl, M., et al., "High-Risk Breast Lesions: A Machine Learning Model to Predict Pathologic Upgrade and Reduce Unnecessary Surgical Excision." *Radiology*, 2018. 286 (3): pp. 810–818.
38. Lohr, S., "IBM Is Counting on Its Bet on Watson, and Paying Big Money for It," *The New York Times*. 2016; Ross, C., "IBM to Congress: Watson Will Transform Health Care, So Keep Your Hands Off Our Supercomputer," *Stat News*. 2017; Mack, H., "IBM Shares Data on How Watson Augments Cancer Treatment Decision-Making," *MobiHealthNews*. 2017; Patel, N. M., et al., "Enhancing Next-Generation Sequencing-Guided Cancer Care Through Cognitive Computing." *The Oncologist*, 2018. 23 (2): pp. 179–185; "Watson for Oncology Isn't an AI That Fights Cancer, It's an Unproven Mechanical Turk That Represents the Guesses of a Small Group of Doctors," *Boing Boing*. 2017.
39. Rose, C., "Artificial Intelligence Positioned to Be a Game-Changer," *CBS News*. 2017.
40. Patel et al., "Enhancing Next-Generation Sequencing-Guided Cancer Care Through Cognitive Computing."
41. Там же.
42. Mack, "IBM Shares Data on How Watson Augments Cancer Treatment Decision-Making."
43. "Watson for Oncology."
44. Ross, C., and I. Swetlitz, "IBM's Watson Supercomputer Recommended 'Unsafe and Incorrect' Cancer Treatments, Internal Documents Show," *Stat News*. 2018; Muller, M., "Playing Doctor: Medical Applications Expose Current Limits of AI," *Spiegel Online*. 2018.
45. McCallister, E., "Computing Care," *Tempus*. 2017. 46. "Tempus Launches New Mobile App to Make Clinical and Genomic Data More Accessible to Physicians at the Point of Care," Associated Press. September 19, 2018. <https://www.tempus.com/tempus-launches-new-mobile-app-to-make-clinical-and-genomic-data-more-accessible-to-physicians-at-the-point-of-care/>.
46. Versel, N., "Sophia Genetics Looks to Marry Imaging, Genomic Analysis for MDx," *Genome Web*. 2018.
47. Kolata, G., "Colonoscopies Miss Many Cancers, Study Finds," *The New York Times*. 2008; Leufkens, A. M., et al., "Factors Influencing the Miss Rate of Polyps in a Back-to-Back Colonoscopy Study." *Endoscopy*, 2012. 44 (5): pp. 470–475.
48. Mori, Y., et al., "Impact of an Automated System for Endocytoscopic Diagnosis of Small Colorectal Lesions: An International Web-Based Study." *Endoscopy*, 2016. 48 (12): pp.

- 1110–1118; Shin, J. G., et al., "Polyp Missing Rate and Its Associated Risk Factors of Referring Hospitals for Endoscopic Resection of Advanced Colorectal Neoplasia." *Medicine* (Baltimore), 2017. 96 (19): p. e6742.
49. Mori, Y., et al., "Real-Time Use of Artificial Intelligence in Identification of Diminutive Polyps During Colonoscopy." *Annals of Internal Medicine*, 2018. 169: pp. 357–366; Holme, O., and L. Aabakken, "Making Colonoscopy Smarter with Standardized Computer-Aided Diagnosis." *Annals of Internal Medicine*, 2018.
50. Там же.
51. Aggarwal, A., et al., "Effect of Patient Choice and Hospital Competition on Service Configuration and Technology Adoption Within Cancer Surgery: A National, Population-Based Study." *The Lancet Oncology*, 2017. 18 (11): pp. 1445–1453; Abate, C., "Is da Vinci Robotic Surgery a Revolution or a Rip-off?," *Healthline*. 2018.
52. "New Surgical Robots Are About to Enter the Operating Theatre," *The Economist*. 2017.
53. Devlin, H., "The Robots Helping NHS Surgeons Perform Better, Faster — and for Longer," *The Guardian*. 2018.
54. Taylor, N. P., "After Raising \$500M, Fred Moll's Auris Gets FDA Nod for Lung Cancer Robotic Platform," *FierceBiotech*. 2018.
55. Bartolozzi, C., "Neuromorphic Circuits Impart a Sense of Touch." *Science*, 2018. 360 (6392): pp. 966–967.
56. Edwards, T. L., et al., "First-in-Human Study of the Safety and Viability of Intraocular Robotic Surgery." *Nature Biomedical Engineering*, 2018. 2: pp. 649–656.
57. Huennekens, S., "Surgery 4.0. . . Digital Surgery 'Democratizing Surgery,'" *Verb Surgical*. 2017.
58. Grace, K., et al., *When Will AI Exceed Human Performance? Evidence from AI Experts*. arXiv, 2017; *The World in 2017*, *The Economist*. 2017.
59. Burton, T., "New Technology Promises to Speed Critical Treatment for Strokes," *The Wall Street Journal*. 2018.
60. Titano, J. J., et al., "Automated Deep-Neural-Network Surveillance of Cranial Images for Acute Neurologic Events." *Nature Medicine*, 2018.
61. Kermany et al., "Identifying Medical Diagnoses and Treatable Diseases by Image-Based Deep Learning."
62. Simon, M., "Tug, the Busy Little Robot Nurse, Will See You Now," *Wired*. 2017.

ГЛАВА 8. ПСИХИАТРИЯ

1. "Artificial Intelligence and Psychology: The Computer Will See You Now," *The Economist*. 2014.
2. Lucas, G. M., et al., "It's Only a Computer: Virtual Humans Increase Willingness to Disclose." *Computers in Human Behavior*, 2014. 37: pp. 94–100.
3. Там же.
4. Там же.
5. "ELIZA," *Wikipedia*. 2017.
6. Farr, C., "You have an embarrassing medical condition. Would you rather tell and get treatment from: (1) Your doctor; (2) A doctor/nurse; (3) A bot." Twitter, 2017; Knight, W., "Andrew Ng Has a Chatbot That Can Help with Depression," *Technology Review*. 2017.

7. Richardson, J. H., "AI Chatbots Try to Schedule Meetings — Without Enraging Us," *Wired*. 2018.
8. "Podcast: Uncovering the Real Value of AI in Healthcare with Andrew Ng," *Rock Health*. 2017.
9. Insel, T. R., "Digital Phenotyping: Technology for a New Science of Behavior." *JAMA*, 2017. 318 (13): pp. 1215–1216; Or, F., J. Torous, and J. P. Onnela, "High Potential but Limited Evidence: Using Voice Data from Smartphones to Monitor and Diagnose Mood Disorders." *Psychiatric Rehabilitation Journal*, 2017. 40 (3): pp. 320–324.
10. Carr, N., "How Smartphones Hijack Our Minds," *The Wall Street Journal*. 2017.
11. Nasir, M., et al., "Predicting Couple Therapy Outcomes Based on Speech Acoustic Features." *PLoS One*, 2017. 12 (9): p. e0185123.
12. Bedi, G., et al., "Automated Analysis of Free Speech Predicts Psychosis Onset in High-Risk Youths." *NPJ Schizophrenia*, 2015. 1: p. 15030.
13. Frankel, J., "How Artificial Intelligence Could Help Diagnose Mental Disorders," *The Atlantic*. 2016.
14. Cao, B., et al., *DeepMood: Modeling Mobile Phone Typing Dynamics for Mood Detection*. arXiv, 2018.
15. Bercovici, J., "Why the Secret to Making Customer Service More Human Isn't Human at All," *Inc. Magazine*. 2017.
16. Stix, C., "3 Ways AI Could Help Our Mental Health," *World Economic Forum*. 2018.
17. Reece, A. G., and C. M. Danforth, "Instagram Photos Reveal Predictive Markers of Depression." *EPJ Data Science*, 2017. 6. 18. Mitchell, A. J., A. Vaze, and S. Rao, "Clinical Diagnosis of Depression in Primary Care: A Meta-Analysis." *The Lancet*, 2009. 374 (9690): pp. 609–619.
18. Landhuis, E., "Brain Imaging Identifies Different Types of Depression," *Scientific American*. 2017.
19. "The Burden of Depression." *Nature*, 2014. 515(7526): p. 163.
20. Smith, K., "Mental Health: A World of Depression." *Nature*, 2014. 515(7526): p. 181.
21. McConnon, A., "AI-Powered Systems Target Mental Health," *The Wall Street Journal*. 2018.
22. Winick, E., "With Brain-Scanning Hats, China Signals It Has No Interest in Workers' Privacy," *MIT Technology Review*. 2018.
23. Schnyer, D. M., et al., "Evaluating the Diagnostic Utility of Applying a Machine Learning Algorithm to Diffusion Tensor MRI Measures in Individuals with Major Depressive Disorder." *Psychiatry Research*, 2017. 264: pp. 1–9.
24. Schnyer et al., "Evaluating the Diagnostic Utility." Drysdale, A. T., et al., "Resting-State Connectivity Biomarkers Define Neurophysiological Subtypes of Depression." *Nature Medicine*, 2017. 23 (1): pp. 28–38.
25. Schnyer et al., "Evaluating the Diagnostic Utility." 27. Comstock, J., "Sonde Health Will Use MIT Voice Analysis Tech to Detect Mental Health Conditions," *MobiHealthNews*. 2016.
26. Vergyri, D., et al., "Speech-Based Assessment of PTSD in a Military Population Using Diverse Feature Classes." *Proc. Interspeech*, 2015: pp. 3729–3733.
27. Scherer, S., et al., "Self-Reported Symptoms of Depression and PTSD Are Associated with Reduced Vowel Space in Screening Interviews." *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2015. 7 (1): pp. 59–73.
28. Or, Torous, and Onnela, "High Potential but Limited Evidence." 31. Chekroud, A. M., et al., "Cross-Trial Prediction of Treatment Outcome in Depression: A Machine Learning

- Approach." *The Lancet Psychiatry*, 2016. 3 (3): pp. 243–250.
29. Hutson, M., "Machine-Learning Algorithms Can Predict Suicide Risk More Readily Than Clinicians, Study Finds," *Newsweek*. 2017.
 30. "Suicide Statistics," American Foundation for Suicide Prevention, July 19, 2018. <https://afsp.org/about-suicide/suicide-statistics/>.
 31. Denworth, L., "Could a Machine Identify Suicidal Thoughts?," *Scientific American*. 2017.
 32. Franklin, J. C., et al., "Risk Factors for Suicidal Thoughts and Behaviors: A Meta-Analysis of 50 Years of Research." *Psychological Bulletin*, 2017. 143 (2): pp. 187–232; McConnon, A., "AI Helps Identify Those at Risk for Suicide," *The Wall Street Journal*. 2018. p. R7.
 33. Franklin et al., "Risk Factors for Suicidal Thoughts and Behaviors."
 34. Walsh, C. G., et al., "Predicting Risk of Suicide Attempts over Time Through Machine Learning." *Clinical Psychological Science*, 2017. 5 (3): pp. 457–469.
 35. Hutson, "Machine-Learning Algorithms Can Predict Suicide Risk." Walsh et al., "Predicting Risk of Suicide Attempts."
 36. Там же.
 37. Hutson, "Machine-Learning Algorithms Can Predict Suicide Risk"; Horwitz, B., "Identifying Suicidal Young Adults." *Nature Human Behavior*, 2017. 1: pp. 860–861.
 38. Cheng, Q., et al., "Assessing Suicide Risk and Emotional Distress in Chinese Social Media: A Text Mining and Machine Learning Study." *Journal of Medical Internet Research*, 2017. 19 (7): p. e243.
 39. McConnon, "AI Helps Identify Those at Risk for Suicide."
 40. "Crisis Trends," July 19, 2018. <https://crisistrends.org/#visualizations>.
 41. Resnick, B., "How Data Scientists Are Using AI for Suicide Prevention," *Vox*. 2018.
 42. Anthes, E., "Depression: A Change of Mind." *Nature*, 2014. 515 (7526): pp. 185–187.
 43. Firth, J., et al., "The Efficacy of Smartphone-Based Mental Health Interventions for Depressive Symptoms: A Meta-Analysis of Randomized Controlled Trials." *World Psychiatry*, 2017. 16 (3): pp. 287–298.
 44. Aggarwal, J., and W. Smriti Joshi, "The Future of Artificial Intelligence in Mental Health," DQINDIA online. 2017.
 45. Fitzpatrick, K. K., A. Darcy, and M. Vierhile, "Delivering Cognitive Behavior Therapy to Young Adults with Symptoms of Depression and Anxiety Using a Fully Automated Conversational Agent (Woebot): A Randomized Controlled Trial." *JMIR Mental Health*, 2017. 4 (2): p. e19.
 46. Knight, "Andrew Ng Has a Chatbot That Can Help with Depression."
 47. Lien, T., "Depressed but Can't See a Therapist? This Chatbot Could Help," *Los Angeles Times*. 2017.
 48. Там же.
 49. Ben-Zeev, D., and D. C. Atkins, "Bringing Digital Mental Health to Where It Is Needed Most." *Nature Human Behavior*, 2017. 1: pp. 849–851; Barrett, P. M., et al., "Digitising the Mind." *The Lancet*, 2017. 389 (10082): p. 1877.
 50. Nutt, A. E., "'The Woebot Will See You Now'—the Rise of Chatbot Therapy," *The Washington Post*. 2017.
 51. Smith, "Mental Health."
 52. Romeo, N., "The Chatbot Will See You Now," *The New Yorker*. 2016.
 53. Fitzpatrick, Darcy, and Vierhile, "Delivering Cognitive Behavior Therapy."
 54. Pugh, A., "Automated Health Care Offers Freedom from Shame, but Is It What Patients Need?" *The New Yorker*. 2018.
 55. Harari, Y. N., *Homo Deus*. 2016. New York: HarperCollins, p. 448.

56. Budner, P., J. Eirich, and P. A. Gloor, "Making You Happy Makes Me Happy": Measuring Individual Mood with Smartwatches. arXiv, 2017. arXiv:1711.06134 [cs.HC]. "How a Smart Watch Can Predict Your Happiness Levels," *MIT Technology Review*. 2017.
57. Clark, A. E., et al., "The Key Determinants of Happiness and Misery," *World Happiness Report*. 2017; "Daily Chart: A New Study Tries to Unpick What Makes People Happy and Sad," *The Economist*. 2017.
58. Hwang, J. J., et al., *Learning Beyond Human Expertise with Generative Models for Dental Restorations*. arXiv, 2018.
59. Peters, A., "Having a Heart Attack? This AI Helps Emergency Dispatchers Find Out," *Fast Company*. 2018.

ГЛАВА 9. ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ И ОРГАНИЗАЦИЯ ЗДРАВООХРАНЕНИЯ

1. Avati, A., et al., *Improving Palliative Care with Deep Learning*. arXiv, 2017; Mukherjee, S., "This Cat Sensed Death: What If Computers Could, Too?," *The New York Times*. 2018; Bergen, M., "Google Is Training Machines to Predict When a Patient Will Die," *Bloomberg*. 2018.
2. Avati et al., *Improving Palliative Care with Deep Learning*; Snow, J., "A New Algorithm Identifies Candidates for Palliative Care by Predicting When Patients Will Die," *MIT Technology Review*. 2017; White, N., et al., "A Systematic Review of Predictions of Survival in Palliative Care: How Accurate Are Clinicians and Who Are the Experts?" *PLoS One*, 2016. 11 (8): p. e0161407.
3. Bennington-Castro, J., "A New Algorithm Could Ease Critically Ill Patients' Final Days," *NBC News*. 2018.
4. White, N., et al., "How Accurate Is the 'Surprise Question' at Identifying Patients at the End of Life? A Systematic Review and Meta-Analysis." *BMC Medicine*, 2017. 15 (1): p. 139.
5. Avati et al., *Improving Palliative Care with Deep Learning*; Mukherjee, "This Cat Sensed Death."
6. Zaidi, D., "AI Is Transforming Medical Diagnosis, Prosthetics, and Vision Aids," *Venture Beat*. 2017.
7. Rajkomar, A., et al., "Scalable and Accurate Deep Learning with Electronic Health Records." *NPJ Digital Medicine*, 2018.
8. Meyer, A., et al., "Real-Time Prediction of Death, Renal Failure and Postoperative Bleeding in Post-Cardiothoracic Critical Care Using Deep Learning on Routinely Collected Clinical Data." *The Lancet*, на момент написания книги находится в печати.
9. Mullin, E., "DeepMind's New Project Aims to Prevent Hospital Deaths," *MIT Technology Review*. 2018.
10. Yoon, J., et al., "Personalized Survival Predictions via Trees of Predictors: An Application to Cardiac Transplantation." *PLoS One*, 2018. 13 (3): p. e0194985.
11. Son, J. H., et al., "Deep Phenotyping on Electronic Health Records Facilitates Genetic Diagnosis by Clinical Exomes." *American Journal of Human Genetics*, 2018. 103 (1): pp. 58–73.
12. Mukherjee, "This Cat Sensed Death."

- [13.](#) O'Neil, C., "Big Data Is Coming to Take Your Health Insurance," *Bloomberg*. 2017; Gillin, P., "How Machine Learning Will Spark a Revolution in Insurance," *Silicon Angle*. 2017; Lecher, C., "What Happens When an Algorithm Cuts Your Health Care," *Verge*. 2018.
- [14.](#) Ross, C., "The Data Are In, but Debate Rages: Are Hospital Readmission Penalties a Good Idea?," *Stat News*. 2017.
- [15.](#) Shameer, K., et al., "Predictive Modeling of Hospital Readmission Rates Using Electronic Medical Record-Wide Machine Learning: A Case-Study Using Mount Sinai Heart Failure Cohort." *Pac Symp Biocomput*, 2017. 22: pp. 276–287.
- [16.](#) Nguyen, P., et al., "DeepR: A Convolutional Net for Medical Records." *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2017. 21(1): pp. 22–30.
- [17.](#) Choi, E., et al., "Doctor AI: Predicting Clinical Events via Recurrent Neural Networks." *JMLR Workshop and Conference Proceedings*, 2016. 56: pp. 301–318.
- [18.](#) Yang, Z., et al., "Clinical Assistant Diagnosis for Electronic Medical Record Based on Convolutional Neural Network." *Scientific Reports*, 2018. 8 (1): p. 6329.
- [19.](#) Razavian, N., J. Marcus, and D. Sontag, "Multi-Task Prediction of Disease Onsets from Longitudinal Lab Tests." *PMLR*, 2016. 56: pp. 73–100.
- [20.](#) Avati et al., *Improving Palliative Care with Deep Learning*; Rajkomar et al., "Scalable and Accurate Deep Learning with Electronic Health Records"; Shameer et al., "Predictive Modeling of Hospital Readmission Rates"; Yang, Z., et al., "Clinical Assistant Diagnosis for Electronic Medical Record Based on Convolutional Neural Network." *Scientific Reports*, 2018. 8 (1): p. 6329; Razavian, Marcus, and Sontag, "Multi-task Prediction of Disease Onsets"; Oh, J., et al., "A Generalizable, Data-Driven Approach to Predict Daily Risk of Clostridium Difficile Infection at Two Large Academic Health Centers." *Infection Control & Hospital Epidemiology*, 2018. 39 (4): pp. 425–433; Miotto, R., et al., "Deep Patient: An Unsupervised Representation to Predict the Future of Patients from the Electronic Health Records." *Scientific Reports*, 2016. 6: p. 26094; Mathotaarachchi, S., et al., "Identifying Incipient Dementia Individuals Using Machine Learning and Amyloid Imaging." *Neurobiology of Aging*, 2017. 59: pp. 80–90; Elfiky, A., et al., "Development and Application of a Machine Learning Approach to Assess Short-Term Mortality Risk Among Patients with Cancer Starting Chemotherapy." *JAMA Network Open*, 2018; Horng, S., et al., "Creating an Automated Trigger for Sepsis Clinical Decision Support at Emergency Department Triage Using Machine Learning." *PLoS One*, 2017. 12(4): p. e0174708; Walsh, C. G., et al., "Predicting Risk of Suicide Attempts over Time Through Machine Learning." *Clinical Psychological Science*, 2017. 5 (3): pp. 457–469; Wong, A., et al., "Development and Validation of an Electronic Health Record-Based Machine Learning Model to Estimate Delirium Risk in Newly Hospitalized Patients Without Known Cognitive Impairment." *JAMA Network Open*, 2018; Henry, K. E., et al., "A Targeted Real-Time Early Warning Score (TREWScore) for Septic Shock." *Science Translational Medicine*, 2015. 7 (299): p. 299ra122; Culliton, P., et al., *Predicting Severe Sepsis Using Text from the Electronic Health Record*. arXiv, 2017; Cleret de Langavant, L., E. Bayen, and K. Yaffe, "Unsupervised Machine Learning to Identify High Likelihood of Dementia in Population-Based Surveys: Development and Validation Study." *Journal of Medical Internet Research*, 2018. 20 (7): p. e10493.
- [21.](#) *Current Employment Statistics Highlights*, ed. N. E. Branch. 2018, US Bureau of Labor Statistics.
- [22.](#) Terhune, C., "Our Costly Addiction to Health Care Jobs," *The New York Times*. 2017.
- [23.](#) Там же.

- [24.](#) Lee, K. F., "Tech Companies Should Stop Pretending AI Won't Destroy Jobs," *MIT Technology Review*. 2018.
- [25.](#) Tseng, P., et al., "Administrative Costs Associated with Physician Billing and Insurance-Related Activities at an Academic Health Care System." *JAMA*, 2018. 319 (7): pp. 691–697.
- [26.](#) Frakt, A., "The Astonishingly High Administrative Costs of U. S. Health Care," *The New York Times*. 2018.
- [27.](#) InoviaGroup, *Artificial Intelligence Virtual Assist (AIVA)*. August 9, 2018. <http://inoviagroup.se/artificial-intelligence-virtual-assist-aiva/>.
- [28.](#) Muoio, D., "Qventus Receives \$30M Investment to Bring AI to Hospital Workflows," *MobiHealthNews*. 2018.
- [29.](#) Zweig, M., D. Tran, and B. Evans, "Demystifying AI and Machine Learning in Healthcare," *Rock Health*. 2018; Ockerman, E., "AI Hospital Software Knows Who's Going to Fall," *Bloomberg Businessweek*. 2018.
- [30.](#) Siwicki, B., "Radiology Practices Using AI and NLP to Boost MIPS Payments," *Healthcare IT News*. 2018.
- [31.](#) Sohn, E., et al., "Four Lessons in the Adoption of Machine Learning in Health Care," *Health Affairs*. 2017.
- [32.](#) Zhu, B., et al., "Image Reconstruction by Domain-Transform Manifold Learning." *Nature*, 2018. 555 (7697): pp. 487–492; Harvey, H., "Can AI Enable a 10 Minute MRI?," *Towards Data Science*. 2018. Ridley, E. L., "Artificial Intelligence Guides Lower PET Tracer Dose." *Aunt Minnie*, 2018.
- [33.](#) Nikolov, S., S. Blackwell, R. Mendes, *Deep Learning to Achieve Clinically Applicable Segmentation of Head and Neck Anatomy for Radiotherapy*. arXiv, 2018. <https://arxiv.org/abs/1809.04430>.
- [34.](#) Henry, K. E., "A Targeted Real-Time Early Warning Score (TREWScore) for Septic Shock"; Liu, V. X., and A. J. Walkey, "Machine Learning and Sepsis: On the Road to Revolution." *Critical Care Medicine*, 2017. 45 (11): pp. 1946–1947; Horng et al., "Creating an Automated Trigger for Sepsis Clinical Decision Support"; Chan, R., "A. I. Can Predict Whether You Have Sepsis Before Doctors Even Know It," *Inverse*. 2017; Nemati, S., et al., "An Interpretable Machine Learning Model for Accurate Prediction of Sepsis in the ICU." *Critical Care Medicine*, 2017.
- [35.](#) McQuaid, J., "To Fight Fatal Infections, Hospitals May Turn to Algorithms," *Scientific American*. 2018.
- [36.](#) Oh et al., "A Generalizable, Data-Driven Approach to Predict Daily Risk of Clostridium Difficile."
- [37.](#) Haque, A., et al., *Towards Vision-Based Smart Hospitals: A System for Tracking and Monitoring Hand Hygiene Compliance*. arXiv, 2017. Yeung, S., et al., "Bedside Computer Vision — Moving Artificial Intelligence from Driver Assistance to Patient Safety." *The New England Journal of Medicine*, 2018. 378 (14): pp. 1271–1273.
- [38.](#) Prasad, N., L. F. Cheng, C. Chivers, M. Draugelis, and B. E. Engelhardt, *A Reinforcement Learning Approach to Weaning of Mechanical Ventilation in Intensive Care Units*. arXiv, 2017. <https://arxiv.org/abs/1704.06300>.
- [39.](#) Suresh, H., et al., *Clinical Intervention Prediction and Understanding with Deep Neural Networks*. arXiv, 2017.
- [40.](#) Gordon, R., "Using Machine Learning to Improve Patient Care," *MIT News*. 2017.
- [41.](#) Maier-Hein, L., et al., "Surgical Data Science for Next-Generation Interventions." *Nature Biomedical Engineering*, 2017. 1: pp. 691–696.

- [42.](#) "Artificial Intelligence Will Improve Medical Treatments," *The Economist*. 2018.
- [43.](#) Burton, T., "New Stroke Technology to Identify Worst Cases Gets FDA Approval," *The Wall Street Journal*. 2018.
- [44.](#) Auerbach, D. I., D. O. Staiger, and P. I. Buerhaus, "Growing Ranks of Advanced Practice Clinicians — Implications for the Physician Workforce." *The New England Journal of Medicine*, 2018. 378 (25): pp. 2358–2360.
- [45.](#) Libberton, B., "Career Advice and an Inside Perspective on Being a Researcher," *Karolinska Institute Career Blog*. 2017.
- [46.](#) Hu, J., "A Hospital Without Patients," *Politico*. 2017.
- [47.](#) Zhu et al., "Image Reconstruction by Domain-Transform Manifold Learning."
- [48.](#) Kwolek, B., and M. Kepski, "Human Fall Detection on Embedded Platform Using Depth Maps and Wireless Accelerometer." *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2014. 117 (3): pp. 489–501; Billis, A. S., et al., "A Decision-Support Framework for Promoting Independent Living and Ageing Well." *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2015. 19 (1): pp. 199–209; Press, G., "A New AI-Driven Companion for Older Adults, Improving Their Quality of Life," *Forbes*. 2017.
- [49.](#) Kodjak, A., and S. Davis, "Trump Administration Move Imperils Pre-Existing Condition Protections," *NPR*. 2018.
- [50.](#) Madison, K., "The Risks of Using Workplace Wellness Programs to Foster a Culture of Health" in *Health Affairs*, 2016. 35 (11): pp. 2068–2074.
- [51.](#) Taddeo, M., and L. Floridi, "Regulate Artificial Intelligence to Avert Cyber Arms Race." *Nature*, 2018. 556 (7701): pp. 296–298.
- [52.](#) Onstad, K., "The AI Superstars at Google, Facebook, Apple — They All Studied Under This Guy: Mr. Robot," *Toronto Life*. 2018.
- [53.](#) Deshpande, P., "AI Could Help Solve the World's Health Care Problems at Scale," *Venture Beat*. 2017.
- [54.](#) "China May Match or Beat America in AI," *The Economist*. 2017; Bremmer, I., "China Embraces AI: A Close Look and A Long View," *Sinovation Ventures*, ed. E. Group. 2017; Zhang, S., "China's Artificial-Intelligence Boom," *The Atlantic*. 2017; Lin, L., "Facial Recognition Wears a Smile," *The Wall Street Journal*. 2017; "Who Is Winning the AI Race?," *MIT Technology Review*. 2017.
- [55.](#) Wee, S. L., "China's Tech Titans, Making Gains in A.I., Improve Health Care," *The New York Times*. 2018. p. B7.
- [56.](#) Wee, S. L., "China's Tech Titans."
- [57.](#) Metz, C., "As China Marches Forward on A.I., the White House Is Silent," *The New York Times*. 2018.
- [58.](#) Larson, C., "China's AI Imperative." *Science*, 2018. 359 (6376): pp. 628–630.
- [59.](#) Huang, E., "A Chinese Hospital Is Betting Big on Artificial Intelligence to Treat Patients," *Quartz*. 2018.
- [60.](#) Galeon, D., "For the First Time, a Robot Passed a Medical Licensing Exam," *Futurism*. 2017; Si, M., and C. Yu, "Chinese Robot Becomes World's First Machine to Pass Medical Exam," *China Daily*. 2017.
- [61.](#) Sun, Y., "AI Could Alleviate China's Doctor Shortage," *MIT Technology Review*. 2018.
- [62.](#) Knight, W., "Meet the Chinese Finance Giant That's Secretly an AI Company," *MIT Technology Review*. 2017.
- [63.](#) Millward, J. A., "What It's Like to Live in a Surveillance State," *The New York Times*. 2018.
- [64.](#) Villani, C., *For a Meaningful Artificial Intelligence*. ed. AI for Humanity. 2018.

65. Thompson, N., "Emmanuel Macron Q&A: France's President Discusses Artificial Intelligence Strategy," *Wired*. 2018.
66. Perkins, A., "May to Pledge Millions to AI Research Assisting Early Cancer Diagnosis," *The Guardian*. 2018.
67. *The Topol Review*. 2018, NHS Health Education England. www.hee.nhs.uk/our-work/topol-review.

ГЛАВА 10. ВАЖНЕЙШИЕ ОТКРЫТИЯ

1. Camacho, D. M., et al., "Next-Generation Machine Learning for Biological Networks." *Cell*, 2018. 173 (7): pp. 1581–1592.
2. Appenzeller, T., "The Scientists' Apprentice." *Science Magazine*, 2017. 357 (6346): pp. 16–17.
3. Zhou, J., and O. G. Troyanskaya, "Predicting Effects of Noncoding Variants with Deep Learning-Based Sequence Model." *Nature Methods*, 2015. 12 (10): pp. 931–934; Pennisi, E., "AI in Action: Combing the Genome for the Roots of Autism." *Science*, 2017. 357 (6346): p. 25.
4. Krishnan, A., et al., "Genome-Wide Prediction and Functional Characterization of the Genetic Basis of Autism Spectrum Disorder." *Nature Neuroscience*, 2016. 19 (11): pp. 1454–1462.
5. Molteni, M., "Google Is Giving Away AI That Can Build Your Genome Sequence," *Wired*. 2017; Carroll, A. and N. Thangaraj, "Evaluating DeepVariant: A New Deep Learning Variant Caller from the Google Brain Team," *DNA Nexus*. 2017; Poplin, R., et al., *Creating a Universal SNP and Small Indel Variant Caller with Deep Neural Networks*. bioRxiv, 2016; De-Pristo, M., and R. Poplin, "DeepVariant: Highly Accurate Genomes with Deep Neural Networks," *Google Research Blog*. 2017.
6. Zhou, J., et al., "Deep Learning Sequence-Based Ab Initio Prediction of Variant Effects on Expression and Disease Risk." *Nature Genetics*, 2018. 50 (8): pp. 1171–1179.
7. Sundaram, L., et al., "Predicting the Clinical Impact of Human Mutation with Deep Neural Networks." *Nature Genetics*, 2018. 50 (8): pp. 1161–1170.
8. Camacho et al., "Next-Generation Machine Learning for Biological Networks"; Ching, T., et al., *Opportunities and Obstacles for Deep Learning in Biology and Medicine*. bioRxiv, 2017; AlQuraishi, M., *End-to-End Differentiable Learning of Protein Structure*. bioRxiv, 2018; Zitnik, M., et al., *Machine Learning for Integrating Data in Biology and Medicine: Principles, Practice, and Opportunities*. arXiv, 2018.
9. Riesselman, A., J. Ingraham, and D. Marks, "Deep Generative Models of Genetic Variation Capture the Effects of Mutations." *Nature Methods*, 2018; Poplin, R., et al., "A Universal SNP and Small-Indel Variant Caller Using Deep Neural Networks." *Nature Biotechnology*, 2018.
10. Miotto, R., et al., "Deep Learning for Healthcare: Review, Opportunities and Challenges." *Briefings in Bioinformatics*, 2017. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/28481991>.
11. Angermueller, C., et al., "DeepCpG: Accurate Prediction of Single-Cell DNA Methylation States Using Deep Learning." *Genome Biology*, 2017. 18 (1): p. 67.
12. Miotto et al., "Deep Learning for Healthcare."
13. Lin, C., et al., "Using Neural Networks for Reducing the Dimensions of Single-Cell RNA-Seq Data." *Nucleic Acids Research*, 2017. 45 (17): p. e156.

- [14.](#) van Dijk, D., et al., "Recovering Gene Interactions from Single-Cell Data Using Data Diffusion." *Cell*, 2018. 174 (3): pp. 716–729 e27.
- [15.](#) LeFebvre, R., "Microsoft AI Is Being Used to Improve CRISPR Accuracy," *Engadget*. 2018; Listgarten, J., et al., "Prediction of Off-Target Activities for the End-to-End Design of CRISPR Guide RNAs." *Nature Biomedical Engineering*, 2018. 2: pp. 38–47.
- [16.](#) Buggenthin, F., et al., "Prospective Identification of Hematopoietic Lineage Choice by Deep Learning." *Nature Methods*, 2017. 14 (4): pp. 403–406; Webb, S., "Deep Learning for Biology." *Nature*, 2018. 554 (7693): pp. 555–557.
- [17.](#) Ma, J., et al., "Using Deep Learning to Model the Hierarchical Structure and Function of a Cell." *Nature Methods*, 2018. 15 (4): pp. 290–298.
- [18.](#) Wrzeszczynski, K. O., et al., "Comparing Sequencing Assays and Human-Machine Analyses in Actionable Genomics for Glioblastoma." *Neurology Genetics*, 2017. 3 (4): pp. e164.
- [19.](#) Wong, D., and S. Yip, "Machine Learning Classifies Cancer." *Nature*, 2018. 555 (7697): pp. 446–447; Capper, D., et al., "DNA Methylation-Based Classification of Central Nervous System Tumours." *Nature*, 2018. 555 (7697): pp. 469–474.
- [20.](#) Caravagna, G., Y. Giarratano, D. Ramazzotti, I. Tomlinson, et al., "Detecting Repeated Cancer Evolution from Multi-Region Tumor Sequencing Data." *Nature Methods*, 2018. 15: pp. 707–714.
- [21.](#) Sheldrick, G., "Robot War on Cancer: Scientists Develop Breakthrough AI Tech to Predict How Tumours Grow." *Express.co.uk*. 2018.
- [22.](#) Wood, D.E., et al., "A Machine Learning Approach for Somatic Mutation Discovery." *Science Translational Medicine*, 2018. 10 (457).
- [23.](#) Behravan, H., et al., "Machine Learning Identifies Interacting Genetic Variants Contributing to Breast Cancer Risk: A Case Study in Finnish Cases and Controls." *Scientific Reports*, 2018. 8 (1): p. 13149.
- [24.](#) Lobo, D., M. Lobikin, and M. Levin, "Discovering Novel Phenotypes with Automatically Inferred Dynamic Models: A Partial Melanocyte Conversion in *Xenopus*." *Scientific Reports*, 2017. 7: p. 41339.
- [25.](#) Nelson, B., "Artificial Intelligence Could Drastically Reduce the Time It Takes to Develop New Life-Saving Drugs," *NBC News MACH*. 2018.
- [26.](#) Zainzinger, V., "New Digital Chemical Screening Tool Could Help Eliminate Animal Testing," *Science Magazine*. 2018.
- [27.](#) Mullard, A., "The Drug-Maker's Guide to the Galaxy." *Nature*, 2017. 549 (7673): pp. 445–447.
- [28.](#) Mullard, "The Drug-Maker's Guide to the Galaxy."
- [29.](#) Service, R. F., "AI in Action: Neural Networks Learn the Art of Chemical Synthesis." *Science*, 2017. 357 (6346): p. 27.
- [30.](#) Bilsland, E., et al., "Plasmodium Dihydrofolate Reductase Is a Second Enzyme Target for the Antimalarial Action of Triclosan." *Scientific Reports*, 2018. 8 (1): p. 1038.
- [31.](#) Ahneman, D. T., et al., "Predicting Reaction Performance in C-N Cross-Coupling Using Machine Learning." *Science*, 2018. 360 (6385): pp. 186–190.
- [32.](#) Dilawar, A., "The Artificial Miracle," *PressReader*. 2017.
- [33.](#) Segler, M. H. S., M. Preuss, and M. P. Waller, "Planning Chemical Syntheses with Deep Neural Networks and Symbolic AI." *Nature*, 2018. 555 (7698): pp. 604–610.
- [34.](#) Else, H., "Need to Make a Molecule? Ask This AI for Instructions." *Nature*, 2018.
- [35.](#) Granda, J. M., et al., "Controlling an Organic Synthesis Robot with Machine Learning to Search for New Reactivity." *Nature*, 2018. 559 (7714): pp. 377–381.

- [36.](#) Granda et al., "Controlling an Organic Synthesis Robot."
- [37.](#) Lowe, D., "AI Designs Organic Syntheses." *Nature*, 2018. 555 (7698): pp. 592–593.
- [38.](#) Simonite, T., "Machine Vision Helps Spot New Drug Treatments," *MIT Technology Review*. 2017.
- [39.](#) Xiong, H.Y., et al., "The Human Splicing Code Reveals New Insights into the Genetic Determinants of Disease." *Science*, 2015. 347 (6218): p. 1254806.
- [40.](#) "Atomwise Opens Applications for Historic AI Drug Discovery Awards," *Atomwise*. 2017.
- [41.](#) Gershgorn, D., "Artificial Intelligence Could Build New Drugs Faster Than Any Human Team," *Quartz*. 2017.
- [42.](#) Schneider, G., "Automating Drug Discovery." *Nature Reviews Drug Discovery*, 2018. 17 (2): pp. 97–113.
- [43.](#) Kurtzman, L., "Public-Private Consortium Aims to Cut Preclinical Cancer Drug Discovery from Six Years to Just One," *UCSF News Center*. 2017.
- [44.](#) Nelson, "Artificial Intelligence Could Drastically Reduce the Time."
- [45.](#) Hernandez, D., "How Robots Are Making Better Drugs, Faster," *The Wall Street Journal*. 2018.
- [46.](#) Chakradhar, S., "Predictable Response: Finding Optimal Drugs and Doses Using Artificial Intelligence." *Nature Medicine*, 2017. 23 (11): pp. 1244–1247.
- [47.](#) Maney, K., "AI Promises Life-Changing Alzheimer's Drug Breakthrough," *Newsweek*. 2018.
- [48.](#) Comstock, J., "Benevolent AI Gets \$115M to Harness AI for New Drug Discovery," *MobiHealthNews*. 2018.
- [49.](#) Robie, A. A., et al., "Mapping the Neural Substrates of Behavior." *Cell*, 2017. 170 (2): pp. 393–406 e28.
- [50.](#) Dasgupta, S., C. F. Stevens, and S. Navlakha, "A Neural Algorithm for a Fundamental Computing Problem." *Science*, 2017. 358 (6364): pp. 793–796.
- [51.](#) Savelli, F., and J. J. Knierim, "AI Mimics Brain Codes for Navigation." *Nature*, 2018. 557 (7705): pp. 313–314; Abbott, A., "AI Recreates Activity Patterns That Brain Cells Use in Navigation," *Nature*. 2018; Beall, A., "Deep-Mind Has Trained an AI to Unlock the Mysteries of Your Brain," *Wired*. 2018; Banino, A., et al., "Vector-Based Navigation Using Grid-Like Representations in Artificial Agents." *Nature*, 2018. 557 (7705): pp. 429–433.
- [52.](#) Koch, C., "To Keep Up with AI, We'll Need High-Tech Brains," *The Wall Street Journal*. 2013.
- [53.](#) Hassabis, D., et al., "Neuroscience-Inspired Artificial Intelligence." *Neuron*, 2017. 95 (2): pp. 245–258.
- [54.](#) Cherry, K. M., and L. Qian, "Scaling Up Molecular Pattern Recognition with DNA-Based Winner-Take-All Neural Networks." *Nature*, 2018. 559 (7714): pp. 370–376.
- [55.](#) Jain, V., and M. Januszewski, "Improving Connectomics by an Order of Magnitude," *Google AI Blog*. 2018; Januszewski, M., et al., "High-Precision Automated Reconstruction of Neurons with Flood-Filling Networks." *Nature Methods*, 2018. 15 (8): pp. 605–610.
- [56.](#) "Japan's K Supercomputer," *Trends in Japan*. 2012.
- [57.](#) Luo, L., "Why Is the Human Brain So Efficient?," *Nautil.us*. 2018.
- [58.](#) "Neural Networks Are Learning What to Remember and What to Forget," *MIT Technology Review*. 2017.
- [59.](#) Aljundi, R., et al., *Memory Aware Synapses: Learning What (Not) to Forget*, bioRxiv. 2017.
- [60.](#) Koch, C., "To Keep Up with AI, We'll Need High-Tech Brains," *The Wall Street Journal*. 2017; "Cell Types," in *Allen Brain Atlas*. 2018. Seattle, WA: Allen Institute Publications

for Brain Science.

- [61.](#) Waldrop, M. M., "Neuroelectronics: Smart Connections." *Nature*, 2013. 503 (7474): pp. 22–24.
- [62.](#) Condliffe, J., "AI-Controlled Brain Implants Help Improve People's Memory." *MIT Technology Review*. 2018; Carey, B., "The First Step Toward a Personal Memory Maker?," *The New York Times*. 2018.
- [63.](#) Broccard, F. D., et al., "Neuromorphic Neural Interfaces: From Neurophysiological Inspiration to Biohybrid Coupling with Nervous Systems." *Journal of Neural Engineering*, 2017. 14 (4): p. 041002.
- [64.](#) Metz, C., "Chips Off the Old Block: Computers Are Taking Design Cues from Human Brains," *The New York Times*. 2017.
- [65.](#) Ambrogio, S., et al., "Equivalent-Accuracy Accelerated Neural-Network Training Using Analogue Memory." *Nature*, 2018. 558 (7708): pp. 60–67; Moon, M., "Artificial Synapse' Points the Way Toward Portable AI Devices," *Engadget*. 2018.
- [66.](#) Christiansen, E., "Seeing More with In Silico Labeling of Microscopy Images," *Google AI Blog*. 2018; Grens, K., "Deep Learning Allows for Cell Analysis Without Labeling," *Scientist*. 2018; Christiansen, E. M., et al., "In Silico Labeling: Predicting Fluorescent Labels in Unlabeled Images." *Cell*, 2018. 173 (3): pp. 792–803 e19.
- [67.](#) Grens, "Deep Learning Allows for Cell Analysis Without Labeling"; Sullivan, D. P., and E. Lundberg, "Seeing More: A Future of Augmented Microscopy." *Cell*, 2018. 173 (3): pp. 546–548.
- [68.](#) Ounkomol, C., et al., "Label-Free Prediction of Three-Dimensional Fluorescence Images from Transmitted-Light Microscopy." *Nature Methods*, 2018.
- [69.](#) Sullivan, D. P., et al., "Deep Learning Is Combined with Massive-Scale Citizen Science to Improve Large-Scale Image Classification." *Nature Biotechnology*, 2018. 36 (9): pp. 820–828.
- [70.](#) Ota, S., et al., "Ghost Cytometry." *Science*, 2018. 360 (6394): pp. 1246–1251.
- [71.](#) Nitta, N., et al., "Intelligent Image-Activated Cell Sorting." *Cell*, 2018. 175 (1): pp. 266–276 e13.
- [72.](#) Weigert, M., et al., *Content-Aware Image Restoration: Pushing the Limits of Fluorescence Microscopy*, bioRxiv. 2017; Yang, S. J., et al., "Assessing Microscope Image Focus Quality with Deep Learning." *BMC Bioinformatics*, 2018. 19 (1): p. 77.
- [73.](#) Ouyang, W., et al., "Deep Learning Massively Accelerates Super-Resolution Localization Microscopy." *Nature Biotechnology*, 2018. 36 (5): pp. 460–468.
- [74.](#) Stumpe, M., "An Augmented Reality Microscope for Realtime Automated Detection of Cancer," *Google AI Blog*. 2018.
- [75.](#) Wise, J., "These Robots Are Learning to Conduct Their Own Science Experiments," *Bloomberg*. 2018.
- [76.](#) Bohannon, J., "A New Breed of Scientist, with Brains of Silicon," *Science Magazine*. 2017.
- [77.](#) Appenzeller, "The Scientists' Apprentice."
- [78.](#) Butler, K. T., et al., "Machine Learning for Molecular and Materials Science." *Nature*, 2018. 559 (7715): pp. 547–555.

ГЛАВА 11. ДЕЙСТВЕННАЯ ДИЕТА

- [1.](#) Estruch, R., et al., "Primary Prevention of Cardiovascular Disease with a Mediterranean Diet Supplemented with Extra-Virgin Olive Oil or Nuts." *The New England Journal of*

- Medicine*, 2018. 378 (25): pp. e34; "Ioannidis: Most Research Is Flawed; Let's Fix It." *Medscape One-on-One*, 2018. <https://www.medscape.com/viewarticle/898405>.
2. Estruch et al., "Primary Prevention of Cardiovascular Disease." 3. Ioannidis, J. P. A., and J. F. Trepanowski, "Disclosures in Nutrition Research: Why It Is Different." *JAMA*, 2018. 319 (6): pp. 547–548.
 3. Penders, B., "Why Public Dismissal of Nutrition Science Makes Sense: Post-Truth, Public Accountability and Dietary Credibility." *British Food Journal*, 2018. <https://doi.org/10.1108/BFJ-10-2017-0558>.
 4. Dehghan, M., et al., "Associations of Fats and Carbohydrate Intake with Cardiovascular Disease and Mortality in 18 Countries from Five Continents (PURE): A Prospective Cohort Study." *The Lancet*, 2017. 390 (10107): pp. 2050–2062.
 5. Micha, R., et al., "Association Between Dietary Factors and Mortality from Heart Disease, Stroke, and Type 2 Diabetes in the United States." *JAMA*, 2017. 317 (9): pp. 912–924.
 6. Bertozia, M. L., et al., "Changes in Intake of Fruits and Vegetables and Weight Change in United States Men and Women Followed for Up to 24 Years: Analysis from Three Prospective Cohort Studies." *PLoS Medicine*, 2015. 12 (9): p. e1001878.
 7. Aune, D., et al., "Whole Grain Consumption and Risk of Cardiovascular Disease, Cancer, and All Cause and Cause Specific Mortality: Systematic Review and Dose-Response Meta-Analysis of Prospective Studies." *BMJ*, 2016. 353: p. i2716.
 8. Gunter, M. J., et al., "Coffee Drinking and Mortality in 10 European Countries: A Multinational Cohort Study." *Annals of Internal Medicine*, 2017. 167 (4): pp. 236–247; Poole, R., et al., "Coffee Consumption and Health: Umbrella Review of Meta-Analyses of Multiple Health Outcomes." *BMJ*, 2017. 359: p. j5024; Loftfield, E., et al., "Association of Coffee Drinking with Mortality by Genetic Variation in Caffeine Metabolism: Findings from the UK Biobank." *JAMA Internal Medicine*, 2018. 178 (8): pp. 1086–1097; Park, S. Y., et al., "Is Coffee Consumption Associated with Lower Risk for Death?" *Annals of Internal Medicine*, 2017. 167 (4). <http://annals.org/aim/fullarticle/2643437/coffee-consumption-associated-lower-risk-death>; Park, S. Y., et al., "Association of Coffee Consumption with Total and Cause-Specific Mortality Among Nonwhite Populations." *Annals of Internal Medicine*, 2017. 167 (4): pp. 228–235.
 9. Schoenfeld, J. D., and J. P. Ioannidis, "Is Everything We Eat Associated with Cancer? A Systematic Cookbook Review." *The American Journal of Clinical Nutrition*, 2013. 97 (1): pp. 127–134.
 10. Dehghan, M., et al., "Association of Dairy Intake with Cardiovascular Disease and Mortality in 21 Countries from Five Continents (PURE): A Prospective Cohort Study." *The Lancet*, 2018. 392 (10161): pp. 2288–2297; Mente, A., et al., "Urinary Sodium Excretion, Blood Pressure, Cardiovascular Disease, and Mortality: A Community-Level Prospective Epidemiological Cohort Study." *The Lancet*, 2018. 392 (10146).
 11. Belluz, J., and J. Zarracina, "Sugar, Explained," *Vox*. 2017.
 12. Taubes, G., "Big Sugar's Secret Ally? Nutritionists," *The New York Times*. 2017.
 13. McGandy, R. B., D. M. Hegsted, and F. J. Stare, "Dietary Fats, Carbohydrates and Atherosclerotic Vascular Disease." *The New England Journal of Medicine*, 1967. 277 (4): pp. 186–192.
 14. Nestle, M., "Food Politics," *Food Politics*. 2017.
 15. Messerli, F., "Salt and Heart Disease: A Second Round of 'Bad Science'?" *The Lancet*, 2018. 392 (10146): pp. 456–458.

- [16.](#) Messerli, "Salt and Heart Disease." Mente, A., et al., "Urinary Sodium Excretion, Blood Pressure, Cardiovascular Disease, and Mortality: A Community-Level Prospective Epidemiological Cohort Study." *The Lancet*, 2018. 392 (10146): pp. 496–506.
- [17.](#) Там же.
- [18.](#) Jones, B., "Sorry, DNA-Based Diets Don't Work," *Futurism*. 2018.
- [19.](#) Gardner, C. D., et al., "Effect of Low-Fat vs Low-Carbohydrate Diet on 12-Month Weight Loss in Overweight Adults and the Association with Genotype Pattern or Insulin Secretion: The DIETFITS Randomized Clinical Trial." *JAMA*, 2018. 319 (7): pp. 667–679.
- [20.](#) Chambers, C., "Mindless Eating: Is There Something Rotten Behind the Research?," *The Guardian*. 2018.
- [21.](#) Zeevi, D., et al., "Personalized Nutrition by Prediction of Glycemic Responses." *Cell*, 2015. 163 (5): pp. 1079–1094.
- [22.](#) Segal, E., and E. Elinav, *The Personalized Diet: The Pioneering Program to Lose Weight and Prevent Disease*. 2017. New York: Grand Central Life & Style.
- [23.](#) Jumpertz von Schwartzberg, R., and P. J. Turnbaugh, "Siri, What Should I Eat?" *Cell*, 2015. 163 (5): pp. 1051–1052.
- [24.](#) Korem, T., et al., "Bread Affects Clinical Parameters and Induces Gut Microbiome-Associated Personal Glycemic Responses." *Cell Metabolism*, 2017. 25 (6): pp. 1243–1253 e5.
- [25.](#) Там же.
- [26.](#) Segal and Elinav, *The Personalized Diet*.
- [27.](#) Azad, M. B., et al., "Nonnutritive Sweeteners and Cardiometabolic Health: A Systematic Review and Meta-Analysis of Randomized Controlled Trials and Prospective Cohort Studies." *CMAJ*, 2017. 189 (28): pp. E929–E939.
- [28.](#) Segal and Elinav, *The Personalized Diet*.
- [29.](#) Там же.
- [30.](#) Hulman, A., et al., "Glucose Patterns During an Oral Glucose Tolerance Test and Associations with Future Diabetes, Cardiovascular Disease and All-Cause Mortality Rate." *Diabetologia*, 2018. 61 (1): pp. 101–107.
- [31.](#) Martin, A., and S. Devkota, "Hold the Door: Role of the Gut Barrier in Diabetes." *Cell Metabolism*, 2018. 27 (5): pp. 949–951; Thaiss, C. A., et al., "Hyperglycemia Drives Intestinal Barrier Dysfunction and Risk for Enteric Infection." *Science*, 2018. 359 (6382): pp. 1376–1383.
- [32.](#) Wu, D., et al., "Glucose-Regulated Phosphorylation of TET2 by AMPK Reveals a Pathway Linking Diabetes to Cancer." *Nature*, 2018. 559 (7715): pp. 637–641.
- [33.](#) Hall, H., et al., "Glucotypes Reveal New Patterns of Glucose Dysregulation." *PLoS Biology*, 2018. 16 (7): p. e2005143.
- [34.](#) Albers, D. J., et al., "Personalized Glucose Forecasting for Type 2 Diabetes Using Data Assimilation." *PLoS Computational Biology*, 2017. 13 (4): p. e1005232; Liu, F., et al., "Fructooligosaccharide (FOS) and Galactooligosaccharide (GOS) Increase Bifidobacterium but Reduce Butyrate Producing Bacteria with Adverse Glycemic Metabolism in Healthy Young Population." *Scientific Reports*, 2017. 7 (1): p. 11789.
- [35.](#) Gill, S., and S. Panda, "A Smartphone App Reveals Erratic Diurnal Eating Patterns in Humans That Can Be Modulated for Health Benefits." *Cell Metabolism*, 2015. 22 (5): pp. 789–798.
- [36.](#) Wallace, C., "Dietary Advice from the Gut," *The Wall Street Journal*. 2018. p. R6.

37. Reynolds, G., "Big Data Comes to Dieting," *The New York Times*. 2018; Piening, B. D., et al., "Integrative Personal Omics Profiles During Periods of Weight Gain and Loss," *Cell Systems*. 2018.
38. Wallace, "Dietary Advice from the Gut."
39. Kalantar-Zadeh, K., "A Human Pilot Trial of Ingestible Electronic Capsules Capable of Sensing Different Gases in the Gut." *Nature Electronics*, 2018. 1: pp. 79–87.
40. Isabella, V. M., et al., "Development of a Synthetic Live Bacterial Therapeutic for the Human Metabolic Disease Phenylketonuria," *Nature Biotechnology*. 2018.

ГЛАВА 12. ВИРТУАЛЬНЫЙ МЕДИЦИНСКИЙ АССИСТЕНТ

1. "Finding a Voice," *The Economist*. 2017.
2. Darrow, B., "Why Smartphone Virtual Assistants Will Be Taking Over for Your Apps Soon," *Fortune*. 2016.
3. Levy, S., "Inside Amazon's Artificial Intelligence Flywheel," *Wired*. 2018.
4. Condliffe, J., "In 2016, AI Home Assistants Won Our Hearts," *MIT Technology Review*. 2016.
5. Eadicicco, L., "Google Wants to Give Your Computer a Personality," *Time*. 2017.
6. Hempel, J., "Voice Is the Next Big Platform, and Alexa Will Own It," *Wired*. 2016.
7. Terado, T., "Why Chatbots Aren't Just a Fad," *Machine Learnings*. 2017.
8. Arndt, R. Z., "The New Voice of Patient Engagement Is a Computer," *Modern Healthcare*. 2017. pp. 20–22.
9. Carr, N., "These Are Not the Robots We Were Promised," *The New York Times*. 2017.
10. Anders, G., "Alexa, Understand Me," *MIT Technology Review*. 2017.
11. Domingos, P., *Pedro Domingos Interviews with Eric Topol*. September 2017.
12. Goode, L., "How Google's Eerie Robot Phone Calls Hint at AI's Future," *Wired*. 2018.
13. Foote, A., "Inside Amazon's Painstaking Pursuit to Teach Alexa French," *Wired*. 2018.
14. Kornelis, C., "AI Tools Help the Blind Tackle Everyday Tasks," *The Wall Street Journal*. 2018; Bogost, I., "Alexa Is a Revelation for the Blind." *The Atlantic*. 2018; Kalish, J., "Amazon's Alexa Is Life-Changing for the Blind," *Medium*. 2018.
15. Sun, Y., "Why 500 Million People in China Are Talking to This AI," *MIT Technology Review*. 2017.
16. Hutson, M., "Lip-Reading Artificial Intelligence Could Help the Deaf — or Spies," *Science Magazine*. 2018; Shillingford, B., et al., *Large-Scale Visual Speech Recognition*. arXiv, 2018.
17. Abel, A., "Orwell's 'Big Brother' Is Already in Millions of Homes: Her Name Is Alexa," *Macleans*. 2018.
18. Applin, S. A., "Amazon's Echo Look: We're Going a Long Way Back, Baby," *Medium*. 2017.
19. Vincent, J., "Fashion Startup Stops Using AI Tailor After It Fails to Size Up Customers Correctly," *Verve*. 2018.
20. Wilson, M., "A Simple Design Flaw Makes It Astoundingly Easy to Hack Siri and Alexa," *Fast Co Design*. 2017.
21. Smith, I., "Amazon Releases Echo Data in Murder Case, Dropping First Amendment Argument," *PBS NewsHour*. 2017.
22. Shaban, H., "Amazon Echo Recorded a Couple's Conversation, Then Sent Audio to Someone They Know," *Los Angeles Times*. 2018.

- [23.](#) Carr, "These Are Not the Robots We Were Promised."
- [24.](#) Turkle, S., "The Attack of the Friendly Robots," *The Washington Post*. 2017.
- [25.](#) Tsukayama, H., "When Your Kid Tries to Say 'Alexa' Before 'Mama,'" *The Washington Post*. 2017; Aubrey, A., "Alexa, Are You Safe for My Kids?," *Health Shots NPR*. 2017.
- [26.](#) Kastrenakes, J., "Alexa Will Come to Headphones and Smartwatches This Year," *Verge*. 2018.
- [27.](#) Muoio, D., "Voice-Powered, In-Home Care Platform Wins Amazon Alexa Diabetes Competition," *MobiHealthNews*. 2017.
- [28.](#) Kiistala, M., "One Man's Quest to Cure Diabetes 2," *Forbes*. 2017.
- [29.](#) Stockton, N., "Veritas Genetics Scoops Up an AI Company to Sort Out Its DNA," *Wired*. 2017.
- [30.](#) Stein, N., and K. Brooks, "A Fully Automated Conversational Artificial Intelligence for Weight Loss: Longitudinal Observational Study Among Overweight and Obese Adults." *Journal of Medical Internet Research*, 2017. 2 (2): e(28).
- [31.](#) Ross, C., "Deal Struck to Mine Cancer Patient Database for New Treatment Insights," *Stat News*. 2017.
- [32.](#) Muoio, D., "Machine Learning App Migraine Alert Warns Patients of Oncoming Episodes," *MobiHealthNews*. 2017.
- [33.](#) Comstock, J., "New ResApp Data Shows ~90 Percent Accuracy When Diagnosing Range of Respiratory Conditions," *MobiHealthNews*. 2017.
- [34.](#) Han, Q., et al., *A Hybrid Recommender System for Patient-Doctor Matchmaking in Primary Care*. arXiv, 2018.
- [35.](#) Razzaki, S., et al., *A Comparative Study of Artificial Intelligence and Human Doctors for the Purpose of Triage and Diagnosis*. arXiv, 2018; Olson, P., "This AI Just Beat Human Doctors on a Clinical Exam," *Forbes*. 2018.
- [36.](#) Foley, K. E., and Y. Zhou, "Alexa Is a Terrible Doctor," *Quartz*. 2018.
- [37.](#) "The Digital Puppy That Keeps Seniors Out of Nursing Homes (Wired)," Pace University. 2017. <https://www.pace.edu/news-release/wired-digital-puppy-keeps-seniors-out-nursing-homes>.
- [38.](#) Lagasse, J., "Aifloo Raises \$6 Million for Elder-Focused Smart Wristband," *MobiHealthNews*. 2017.
- [39.](#) Chen, J. H., and S. M. Asch, "Machine Learning and Prediction in Medicine — Beyond the Peak of Inflated Expectations." *The New England Journal of Medicine*, 2017. 376 (26): pp. 2507–2509.
- [40.](#) Greene, J. A., and J. Loscalzo, "Putting the Patient Back Together — Social Medicine, Network Medicine, and the Limits of Reductionism." *The New England Journal of Medicine*, 2017. 377 (25): pp. 2493–2499.
- [41.](#) Duncan, D. E., "Can AI Keep You Healthy?," *MIT Technology Review*. 2017; Cyranoski, D., "Jun Wang's iCarbonX Heads Consortium Using AI in Health and Wellness." *Nature Biotechnology*, 2017. 35 (2): pp. 103–105; Cyranoski, D., "Chinese Health App Arrives." *Nature*, 2017. 541: pp. 141–142.
- [42.](#) Knight, W., "An Algorithm Summarizes Lengthy Text Surprisingly Well," *MIT Technology Review*. 2017.
- [43.](#) Haun, K., and E. Topol, "The Health Data Conundrum," *The New York Times*. 2017; Kish, L. J., and E. J. Topol, "Unpatients — Why Patients Should Own Their Medical Data." *Nature Biotechnology*, 2015. 33 (9): pp. 921–924.
- [44.](#) Heller, N., "Estonia, the Digital Republic," *The New Yorker*. 2017.

45. Goldman, B., *The Power of Kindness: Why Empathy Is Essential in Everyday Life*. 2018. New York: HarperCollins, pp. 202–203.
46. Mar, A., "Modern Love. Are We Ready for Intimacy with Androids?," *Wired*. 2017.
47. Di Sturco, G., "Meet Sophia, the Robot That Looks Almost Human," *National Geographic*. 2018.
48. Sagar, M., and E. Broadbent, "Participatory Medicine: Model Based Tools for Engaging and Empowering the Individual." *Interface Focus*, 2016. 6 (2): p. 20150092.
49. Patel, M. S., K. G. Volpp, and D. A. Asch, "Nudge Units to Improve the Delivery of Health Care." *The New England Journal of Medicine*, 2018. 378 (3): pp. 214–216.
50. Emanuel, E. J., "The Hype of Virtual Medicine," *The Wall Street Journal*. 2017; Lopatto, E., "End of Watch: What Happens When You Try to Change Behavior Without Behavioral Science?," *Verge*. 2018.
51. Marteau, T. M., "Changing Minds About Changing Behaviour." *The Lancet*, 2018. 391 (10116): pp. 116–117.
52. Subrahmanian, V. S., and S. Kumar, "Predicting Human Behavior: The Next Frontiers." *Science*, 2017. 355 (6324): p. 489.
53. "Individual Access to Genomic Disease Risk Factors Has a Beneficial Impact on Lifestyles," *EurekAlert!*. 2018.
54. Marteau, T. M., "Changing Minds About Changing Behaviour." *The Lancet*, 2018. 391 (10116): pp. 116–117.

ГЛАВА 13. ГЛУБОКАЯ ЭМПАТИЯ

1. Mueller, M. S., and R. M. Gibson, *National Health Expenditures, Fiscal Year 1975*. Bulletin 1976. <https://www.ssa.gov/policy/docs/ssb/v39n2/v39n2p3.pdf>.
2. "Largest Private Equity and Venture Capital Health System Investors," *Modern Healthcare*. 2018.
3. Peabody, F. W., "The Care of the Patient." *MS/JAMA*, 1927. 88: pp. 877–882.
4. Belluz, J., "Doctors Have Alarming High Rates of Depression. One Reason: Medical School," *Vox*. 2016; Oaklander, M., "Doctors on Life Support," *Time*. 2015; Wright, A. A., and I. T. Katz, "Beyond Burnout — Redesigning Care to Restore Meaning and Sanity for Physicians." *The New England Journal of Medicine*, 2018. 378 (4): pp. 309–311.
5. Farmer, B., "Doctors Reckon with High Rate of Suicide in Their Ranks," *Kaiser Health News*. 2018.
6. Andreyeva, E., G. David, and H. Song, *The Effects of Home Health Visit Length on Hospital Readmission*. 2018, National Bureau of Economic Research.
7. Maldonado, M., "Is This How It's Supposed to Be?" *Annals of Internal Medicine*, 2018. 169 (5): pp. 347–348.
8. Tingley, K., "Trying to Put a Value on the Doctor-Patient Relationship," *The New York Times*. 2018.
9. Linzer, M., et al., "Joy in Medical Practice: Clinician Satisfaction in the Healthy Work Place Trial." *Health Affairs (Millwood)*, 2017. 36 (10): pp. 1808–1814.
10. Whillans, A. V., et al., "Buying Time Promotes Happiness." *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2017. 114 (32): pp. 8523–8527.
11. Schulte, B., "Time in the Bank: A Stanford Plan to Save Doctors from Burnout," *The Washington Post*. 2015.

12. Rosenthal, D. I., and A. Verghese, "Meaning and the Nature of Physicians' Work." *The New England Journal of Medicine*, 2016. 375 (19): pp. 1813–1815.
13. Darzi, A., H. Quilter-Pinner, and T. Kibasi, "Better Health and Care for All: A 10-Point Plan for the 2020s. The Final Report of the Lord Darzi Review of Health and Care," *IPPR*. 2018.
14. Wright and Katz, "Beyond Burnout."
15. Epstein, R. M., and M. R. Privitera, "Doing Something About Physician Burnout." *The Lancet*, 2016. 388 (10057): pp. 2216–2217.
16. Tahir, D., "Doctors Barred from Discussing Safety Glitches in U.S.-Funded Software," *Politico*. 2015.
17. Madara, J. L., and D. M. Hagerty, *AMA 2017 Annual Report. Collaboration. Innovation. Results*. 2018, American Medical Association.
18. Ballhaus, R., "Michael Cohen's D. C. Consulting Career: Scattershot, with Mixed Success," *The Wall Street Journal*. 2018.
19. Castle, M., "Matthew Castle: Burnout," *BMJ Opinion*. 2017.
20. el Kaliouby, R., "We Need Computers with Empathy," *MIT Technology Review*. 2017.
21. Mar, A., "Modern Love: Are We Ready for Intimacy with Androids?," *Wired*. 2017.
22. Derksen, F., J. Bensing, and A. Lagro-Janssen, "Effectiveness of Empathy in General Practice: A Systematic Review." *British Journal of General Practice*, 2013. 63 (606): pp. e76-e84.
23. Rosenthal and Verghese, "Meaning and the Nature of Physicians' Work."
24. Kelm, Z., et al., "Interventions to Cultivate Physician Empathy: A Systematic Review." *BMC Medical Education*, 2014. 14: p. 219.
25. Scales, D., "Doctors Have Become Less Empathetic, but Is It Their Fault?," *Aeon Ideas*. 2016.
26. Denworth, L., "I Feel Your Pain," *Scientific American*. 2017.
27. Valk, S. L., et al., "Structural Plasticity of the Social Brain: Differential Change After Socio-Affective and Cognitive Mental Training." *Science Advances*, 2017. 3 (10): p. e1700489.
28. "Presence: The Art & Science of Human Connection." Stanford Medicine. August 14, 2018. <http://med.stanford.edu/presence.html>.
29. Verghese, A., "The Importance of Being." *Health Affairs* (Millwood), 2016. 35 (10): pp. 1924–1927.
30. Roman, S., "Sharon Roman: In Good Hands," *BMJ Opinion*. 2017.
31. Mauksch, L. B., "Questioning a Taboo: Physicians' Interruptions During Interactions with Patients." *JAMA*, 2017. 317 (10): pp. 1021–1022.
32. Manteuffel, R., "Andrea Mitchell Remembers What It Was Like Being Carried Out of a News Conference," *The Washington Post*. 2018.
33. Kneebone, R., "In Practice: The Art of Conversation." *The Lancet*, 2018.
34. Corcoran, K., "The Art of Medicine: Not Much to Say Really." *The Lancet*, 2018. 391 (10133).
35. Schoen, J., "The Incredible Heart of Mr. B." *Annals of Internal Medicine*, 2017. 166 (6): pp. 447–448.
36. McCarron, T. L., M. S. Sheikh, and F. Clement, "The Unrecognized Challenges of the Patient-Physician Relationship." *JAMA Internal Medicine*, 2017. 177 (11): pp. 1566–1567.
37. Iglehart, J. K., "Narrative Matters: Binding Health Policy and Personal Experience." *Health Affairs*, 1999. 18 (4). <https://www.healthaffairs.org/doi/10.1377/hlthaff.18.4>.

- 6.
38. Schoen, "The Incredible Heart of Mr. B"; Molitor, J. A., "A Great Gift." *Annals of Internal Medicine*, 2017. 167 (6): p. 444; Al-Shamsi, M., "Moral Dilemma in the ER." *Annals of Internal Medicine*, 2017. 166 (12): pp. 909–910; Goshua, G., "Shared Humanity." *Annals of Internal Medicine*, 2017. 167 (5): p. 359.
 39. Rowland, K., "You Don't Know Me." *The Lancet*, 2017. 390: pp. 2869–2870.
 40. Awdish, R. L. A., and L. L. Berry, "Making Time to Really Listen to Your Patients," *Harvard Business Review*. 2017.
 41. Wheeling, K., "How Looking at Paintings Became a Required Course in Medical School," *Yale Medicine*. 2014.
 42. Verghese, "The Importance of Being." 43. Gurwin, J., et al., "A Randomized Controlled Study of Art Observation Training to Improve Medical Student Ophthalmology Skills." *Ophthalmology*, 2018. 125 (1): pp. 8–14.
 43. Epstein, D., and M. Gladwell, "The Temin Effect." *Ophthalmology*, 2018. 125 (1): pp. 2–3.
 44. Parker, S., "Two Doctors Meet." *Annals of Internal Medicine*, 2018. 168 (2): p. 160.
 45. Jurgensen, J., "A Show Redefines the TV Hero," *The Wall Street Journal*. 2017.
 46. Verghese, A., "Treat the Patient, Not the CT Scan," *The New York Times*. 2011.
 47. Wiebe, C., "Abraham Verghese: 'Revolution' Starts at Bedside," *Medscape*. 2017.
 48. Verghese, A., "A Touch of Sense," *Health Affairs*. 2009.
 49. Aminoff, M. J., "The Future of the Neurologic Examination." *JAMA Neurology*, 2017. 74 (11): pp. 1291–1292.
 50. Hall, M. A., et al., "Trust in Physicians and Medical Institutions: What Is It, Can It Be Measured, and Does It Matter?" *Milbank Q*, 2001. 79 (4): pp. 613–639. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11789119>.
 51. Reddy, S., "How Doctors Deliver Bad News," *The Wall Street Journal*. 2015.
 52. Ofri, D., "The Art of Medicine: Losing a Patient." *The Lancet*, 2017. 389: pp. 1390–1391.
 53. "The Pharos of Alpha Omega Alpha Honor Medical Society." *Pharos* 2016. 79 (1): pp. 1–64.
 54. Kaplan, L. I., "The Greatest Gift: How a Patient's Death Taught Me to Be a Physician." *JAMA*, 2017. 318 (18): pp. 1761–1762.
 55. Verghese, A., "The Way We Live Now: 12–8–02; The Healing Paradox," *The New York Times Magazine*. 2002.
 56. Tingley, "Trying to Put a Value on the Doctor-Patient Relationship."
 57. "2017 Applicant and Matriculant Data Tables," *Association of American Medical Colleges*. 2017.
 58. Freeman, S., et al., "Active Learning Increases Student Performance in Science, Engineering, and Mathematics." *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2014. 111 (23): pp. 8410–8415.
 59. Awdish, R. L. A., "The Critical Window of Medical School: Learning to See People Before the Disease," *NEJM Catalyst*. 2017.
 60. Stock, J., "Does More Achievement Make Us Better Physicians? The Academic Arms Race." *JAMA Internal Medicine*, 2018. 178 (5): pp. 597–598.
 61. Topol, E., *The Patient Will See You Now*. 2015. New York: Basic Books.
 62. Warraich, H. J., "For Doctors, Age May Be More Than a Number," *The New York Times*. 2018.

[1] Джордж Сантаяна (1863–1952) — американский философ и писатель испанского происхождения. Ему принадлежит высказывание «Кто не помнит своего прошлого, обречен пережить его вновь». — *Здесь и далее, кроме особо оговоренных случаев, прим. ред.*

[2] Фрэнсис Пибоди (1881–1927) — американский врач, автор известной и часто цитируемой в американской медицинской литературе статьи «Забота о пациенте» (The Care of the Patient).

[3] Ларри Дэвид (род. 1947) — американский комик, актер и сценарист, автор сценария сериала «Умерь свой энтузиазм» (Curb Your Enthusiasm) и исполнитель главной роли.

[4] Линда Чин (род. 1968) — известный американский врач китайского происхождения, дерматолог, онколог, генетик.

[5] Уильям Бенджамин Шварц (1922–2009) — известный американский нефролог, одним из первых указавший на рост стоимости медицинских услуг как на зарождающуюся серьезную проблему.

[6] Тетлок Ф., Гарднер Д. Думай медленно — предсказывай точно. — М.: АСТ, 2018.

[7] Льюис М. Отмененный проект. — М: АСТ, 2019.

[8] Харари Ю. Н. Homo Deus. Краткая история будущего. — М.: Синдбад, 2018.

[9] Кай-Фу Ли. Сверхдержавы искусственного интеллекта. — М.: Манн, Иванов и Фербер, 2018.

[10] Бенджио И., Курвилль А., Гудфеллоу Я. Глубокое обучение. — М.: ДМК-Пресс, 2018.

[11] Домингос П. Верховный алгоритм. Как машинное обучение изменит наш мир. — М.: Манн, Иванов и Фербер, 2016.

[12] Майкл Полани (1891–1976) — британский физик, химик и философ венгерского происхождения, один из основателей позитивизма, автор концепции «неявного знания».

[13] Марвин Минский (1927–2016) — американский специалист по искусственному интеллекту, соавтор книги «Перцептроны» (с С. Пейпертом), содержащей критику исследований в области искусственных нейронных сетей.

[14] Каспаров Г. Человек и компьютер: Взгляд в будущее. — М.: Альпина Паблишер, 2018.

[15] Тегмарк М. Жизнь 3.0. Быть человеком в эпоху искусственного интеллекта. — М.: Corpus, 2019.

[16] Шолле Ф. Глубокое обучение на Python. — М.: Питер, 2018.

[17] О'Нил К. Убийственные большие данные: Как математика превратилась в оружие массового поражения. — М.: АСТ, 2018.

[18] Бостром Н. Искусственный интеллект: Этапы. Угрозы. Стратегии. — М.: Манн, Иванов и Фербер, 2016.

[19] Уорнер Слэк (1933–2018) — известный американский ученый, профессор Гарвардской медицинской школы, один из пионеров компьютеризации медицины.

[20] В 2018 г., когда эта книга уже была готова, я стал советником компании Tempus Labs, чтобы помочь ей расширить охват проблем и распространить их модель обработки данных на другие заболевания — например, на сахарный диабет. — *Прим. авт.*

[21] Томас Инзель (род. 1951) — американский нейрофизиолог и психиатр, бывший директор Национального института психического здоровья США (NIMH) с 2002 по 2015 гг.

[22] Название программы можно вольно перевести как «хорошее самочувствие в преклонном возрасте».

[23] Джон Кракауэр (р. 1954) — известный американский прозаик и журналист, альпинист.

[24] Рэйчел Ботсман (р. 1978) — английский исследователь, автор научно-популярных книг, один из авторов концепции совместного потребления.

[25] Анатолий Бруайяр (1920–1990) — американский писатель и литературный критик, журналист *The New York Times*.

[26] Группмэн Дж. Как думают доктора? Почему врачи ошибаются, и как пациент может спасти себя, задавая им правильные вопросы. — М.: Эксмо, 2008.

[27] Брукс Д. Путь к характеру. — М.: Манн, Иванов и Фербер, 2018.

Переводчик *Александр Анваер*
Научный редактор *Александр Гусев*, к.т.н., директор по
развитию проекта Webiomed
Редактор *Любовь Макарина*
Главный редактор *С. Турко*
Руководители проекта *О. Равданис*
Художественное оформление и макет *Ю. Буга*
Корректоры *О. Улантимова, Е. Жукова*
Компьютерная верстка *Б. Руссо*

Редакция благодарит за помощь в подготовке книги *Игоря Корсакова*, эксперта и консультанта проекта по машинному обучению Webiomed

[https://webiomed.ai/team/igor-korsakov/
ikorsakov@webiomed.ai](https://webiomed.ai/team/igor-korsakov/ikorsakov@webiomed.ai)

© Eric Topol, 2019

© Издание на русском языке, перевод, оформление. ООО «Альпина Паблицер», 2022

© Электронное издание. ООО «Альпина Диджитал», 2022

Тополь Э.

Искусственный интеллект в медицине: Как умные технологии меняют подход к лечению / Эрик Тополь. — Пер. с англ. — М.: Альпина Паблицер, 2022.

ISBN 978-5-9614-7476-3