

СТАТЬЯ

УДК 616:004

ОСНОВНЫЕ НАПРАВЛЕНИЯ РАЗВИТИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В МЕДИЦИНЕ

^{1,2,3}**Комков А.А.,¹Мазаев В.П.,¹Рязанова С.В.,^{2,3}Самочатов Д.Н.,¹Базаева Е.В.**

¹ФГБУ «НМИЦ терапии и профилактической медицины» Минздрава РФ,

Москва, e-mail: vpmazaev@gnicpm.ru;

²ГБУЗ «ГКБ № 67 им. Л.А. Ворохобова ДЗМ», Москва, e-mail: artemkomkov@gmail.com;

³ФГБУ «НМИЦ травматологии и ортопедии им Н.Н. Приорова» Минздрава РФ,

Москва, e-mail: artemkomkov@gmail.com

Область искусственного интеллекта (ИИ) одна из самых быстрорастущих отраслей промышленности, в том числе и в медицине. ИИ упрощает взаимодействие пациентов, врачей и администраторов клиник, выполняя задачи, которые обычно выполняются людьми, но за меньшее время и с меньшими затратами. Независимо от того, используется ли он для поиска новых связей между генетическими кодами или для управления хирургическими роботами, ИИ изобретает и оживляет современное здравоохранение с помощью машин, которые могут прогнозировать, познавать, усваивать и управлять. Основные направления деятельности ИИ в здравоохранении: для эффективной диагностики и уменьшения ошибок; разработка новых лекарственных средств; рационализация работы с пациентами; интеллектуальный анализ и управление медицинскими данными; робот-ассистированная хирургия. Предпосылки создания интеллектуальных алгоритмов для здравоохранения: увеличение числа заболеваний в связи с модернизацией здравоохранения и, как результат, увеличение продолжительности жизни приводят к нагрузке на систему оказания медицинской помощи; огромный пласт знаний, который приходится обрабатывать и применять специалистами, выходит за пределы человеческих возможностей; множество данных для каждого пациента в связи с прогрессированием диагностики и появлением индивидуальных сенсоров.

Ключевые слова: искусственный интеллект, ИИ, машинное обучение, глубокое обучение, обработка естественного языка, механические роботы, автоматизация, здравоохранение, медицина

THE MAIN DIRECTIONS OF DEVELOPMENT OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN MEDICINE

^{1,2,3}**Komkov A.A.,¹Mazaev V.P.,¹Ryazanova S.V.,^{2,3}Samochatov D.N.,¹Bazaeva E.V.**

¹FSBI «National Research Centre for Preventive Medicine» of the Ministry of Healthcare of Russian Federation, Moscow, e-mail: vpmazaev@gnicpm.ru;

²Public health agency of the city of Moscow «City Clinical Hospital № 67 of Moscow Health Department», Moscow, e-mail: artemkomkov@gmail.com;

³FSBI «National Medical Research Center of Traumatology and Orthopedics named after N.N. Priorova» of the Ministry of Health of the Russian Federation, Moscow, e-mail: artemkomkov@gmail.com

Sphere of artificial intelligence (AI) is growing extremely fast. Medical branches of AI streamline patients' engagement, workflow of practitioners and clinic managers by executing tasks in less cost and time compared to humans. It can control robots in surgery and identify connections in genetic codes. AI is inventing and revitalizing contemporary healthcare by ability to forecast, explore, assimilate, and control. The main activities of AI in healthcare: for effective diagnostics and error reduction; development of new medicines; rationalization of work with patients; intelligent analysis and management of medical data; robot-assisted surgery. Prerequisites for creating intelligent algorithms for healthcare: an increase in the number of diseases due to the modernization of healthcare and, as a result, an increase in life expectancy leads to a strain on the healthcare system; the vast body of knowledge that has to be processed and applied by specialists is beyond the limits of human capabilities; a lot of data for each patient due to the progression of diagnosis and the appearance of individual sensors.

Keywords: artificial intelligence, AI, machine learning, deep learning, natural language processing, mechanical robots, automation, healthcare, medicine

Уже есть ряд исследований, предлагающих, что искусственный интеллект ИИ может выполнять так же хорошо или лучше, чем люди, ключевые задачи здравоохранения, такие как диагностика заболеваний. Сегодня алгоритмы уже превзошли рентгенологов в выявлении злокачественных опухолей и руководят исследователями в построении когорт для долгостоящих

клинических испытаний. Однако пройдет еще много лет, прежде чем искусственный интеллект заменит человека в различных аспектах медицины. В этой статье будет описан потенциал, который ИИ предлагает для автоматизации процессов в здравоохранении, и некоторые преграды на пути быстрого внедрения ИИ в здравоохранение. Целью исследования было пояснить основ-

ные современные методики использования ИИ в здравоохранении на основании актуальных литературных данных и методик представления передовых методик машинной обработки информации с использованием скоростных компьютеров и объема данных, не поддающихся обработке и (иногда) интерпретации человеку.

Машинное обучение – нейронные сети и глубокое обучение

Машинное обучение (МО) – это одна из методик искусственного интеллекта, характерной чертой которой является не прямое решение задачи, а обучение в процессе применения решений множества сходных задач. Алгоритмы машинного обучения строят математическую модель на основе выборочных данных – «обучающие данные», чтобы делать прогнозы или принимать решения, не будучи явно запрограммированными на это [1]. В здравоохранении наиболее распространенным применением традиционного МО является персонализированная медицина – прогнозирование того, какие протоколы лечения, вероятно, будут успешными для пациента, основываясь на различных атрибутах пациента и контексте лечения [2]. Подавляющее большинство приложений МО и прецизионной медицины требуют обучающего набора данных, для которого известна переменная исхода (например, мы знаем когда было начато заболевания); это называется контролируемым обучением. Более сложной формой МО является нейронная сеть (НС) – технология, которая была доступна с 1960-х годов, хорошо зарекомендовала себя в медицинских исследованиях в течение нескольких десятилетий и использовалась для систематизации приложений, таких как определение того, приобретет ли пациент конкретное заболевание [3]. НС рассматривает проблемы в терминах входов, выходов и масс переменных или «признаков», которые связывают входы с выходами. Ее сравнивали с тем, как нейроны обрабатывают сигналы, но аналогия с функцией мозга относительно слаба.

Наиболее сложные формы МО включают глубокое обучение (ГО), или нейросетевые модели с многоуровневыми функциями или переменными, которые предсказывают результаты. В таких моделях могут быть тысячи скрытых функций, которые обнаруживаются благодаря более быстрой обработке современных графических процессоров и облачных архитектур. Распространенным применением ГО в здравоохранении является распознавание потенциально раковых образований на рентгенологических снимках [4]. ГО все чаще применяется к радио-

мике – метод, который извлекает большое количество признаков из рентгеновских изображений с использованием алгоритмов оценки данных, или к обнаружению клинически значимых особенностей в данных визуализации, выходящих за рамки того, что может быть воспринято человеческим глазом [5]. ГО наиболее часто встречается в онкологически ориентированном анализе изображений, а также все чаще используется для распознавания речи и как таковое является формой обработки естественного языка (ОЕЯ), описанной ниже. В отличие от более ранних форм статистического анализа, каждая особенность модели ГО обычно не имеет большого значения для человека-наблюдателя. В результате объяснение результатов модели может быть очень трудным или невозможным для интерпретации.

Обработка естественного языка

Осмысление человеческого языка было целью исследователей ИИ с 1950-х гг. Эта область включает в себя такие приложения, как распознавание речи, анализ текста, перевод и другие цели, связанные с языком. Существует два основных подхода к ней: статистическая и семантическая ОЕЯ. Статистическая ОЕЯ основана на МО (в частности, на глубоком обучении нейронных сетей) и способствовала недавнему повышению точности распознавания.

В здравоохранении доминирующее применение ОЕЯ связано с созданием, пониманием и классификацией клинической документации и опубликованных исследований. Системы ОЕЯ могут анализировать неструктурированные клинические заметки о пациентах, готовить отчеты (например, о рентгенологических исследованиях), расшифровывать взаимодействие с пациентами и вести беседу с ИИ.

Экспертные системы, основанные на правилах

Экспертные системы, основанные на наборах правил «если... то», были доминирующей технологией для ИИ в 1980-х годах и широко использовались в коммерческих целях в тот и более поздний периоды. В здравоохранении они широко использовались в системах «клинической поддержки принятия решений» в течение последних двух десятилетий [5] и до сих пор широко используются сегодня. Многие компании-производители электронных медицинских карт (ЭМК) предоставляют набор правил со своими системами сегодня.

Экспертные системы требуют от специалистов и инженеров построить ряд правил в определенной области знаний. Они хо-

рошо работают до определенного момента и легко интерпретируются. Однако когда количество правил велико (обычно более нескольких тысяч), они начинают конфликтовать друг с другом и имеют тенденцию разрушаться. А если знания меняются, изменение правил может быть сложным и трудоемким. Они постепенно вытесняются в здравоохранении новыми подходами, основанными на данных и алгоритмах МО.

Механические роботы

Роботы хорошо известны к этому моменту, учитывая, что более 200 000 промышленных роботов устанавливаются каждый год по всему миру. Они выполняют заранее определенные задачи, такие как подъем, перемещение, сварка или сборка объектов в таких местах, как заводы и склады, а также доставка материалов в больницы. В последнее время роботы стали больше взаимодействовать с людьми и легче обучаться, выполняя желаемую задачу. Они также становятся более интеллектуальными, поскольку возможности ИИ внедряются в их «мозги» (в их операционные системы). Вполне вероятно, что те же самые улучшения в интеллекте, которые наблюдались в других областях ИИ, со временем будут внедрены в механических роботов.

Хирургические роботы, первоначально одобренные в США в 2000 г., предоставляют хирургам «сверхспособности», улучшая их способность видеть, создавать точные и минимально инвазивные разрезы, зашивать раны и т.п. Однако хирурги-люди все еще ответственны за принятие важных решений. В общей хирургии процедуры с использованием роботов включают гинекологическую хирургию, хирургию предстательной железы и хирургию головы и шеи [6], в интервенционной кардиологии несложные процедуры коронарной ангиопластики и стентирования.

Роботизированная автоматизация технологических процессов

Эта технология выполняет структурированные цифровые задачи для административных целей, то есть те, которые связаны с информационными системами, как если бы они были человеком-пользователем, следующим сценарию или правилам. По сравнению с другими формами ИИ они недороги, просты в программировании и прозрачны в своих действиях. Роботизированная автоматизация процессов (РАП) на самом деле не включает роботов – только компьютерные программы на серверах. Она опирается на сочетание рабочего процесса, бизнес-правил и интеграции с информа-

ционными системами, чтобы действовать как полуинтеллектуальный пользователь. В здравоохранении они используются для повторяющихся задач, таких как предварительная авторизация, обновление записей пациентов или выставление счетов. В сочетании с другими технологиями, такими как распознавание изображений, они могут использоваться для извлечения данных, например из факсимильных изображений, чтобы ввести их в транзакционные системы [7].

Технологии, описанные выше, часто объединяются и интегрируются; роботы получают «мозги» на основе ИИ, распознавание изображений интегрируется с РАП.

Приложения для диагностики и лечения

Диагностика и лечение заболеваний были в центре внимания ИИ по крайней мере с 1970-х годов, когда в Стэнфорде была разработана экспертная система MYCIN для диагностики бактериальных инфекций, передаваемых через кровь [8]. Эта и другие ранние системы, основанные на правилах, были перспективны для точной диагностики и лечения заболеваний, но не были приняты для клинической практики. Они были не намного лучше врачей-диагностов и были плохо интегрированы с рабочими процессами клиницистов и системами медицинской документации.

Совсем недавно система IBM Watson широко освещалась средствами массовой информации за свое внимание к точной медицине, особенно к диагностике и лечению рака. Watson использует комбинацию возможностей машинного обучения и ОЕЯ. Однако энтузиазм применения технологии угас, поскольку их клиенты осознали трудность обучения Watson обращению с конкретными типами рака и интеграции Watson в процессы и системы диагностики и лечения [9]. Watson – это не отдельный продукт, а набор «когнитивных услуг», предоставляемых через интерфейсы прикладного программирования (application programming interfaces – API), включая программы анализа данных на основе речи и языка, зрения и машинного обучения. Большинство наблюдателей считают, что API Watson технически способны диагностировать и лечить рак, но взять на себя лечение рака было слишком амбициозной целью. Watson и другие проприетарные программы также пострадали от конкуренции с бесплатными программами с открытым исходным кодом, предоставляемыми некоторыми производителями, такими как TensorFlow от Google.

Проблемами внедрения ИИ озадачены многие медицинские организации. Про-

граммы, основанные на правилах, включены в системы ЭМК и широко используются, в том числе в национальных сервисах здравоохранения [10], им не хватает точности более алгоритмических систем, основанных на машинном обучении. Основанные на правилах клинические системы поддержки принятия решений трудно поддерживать по мере изменения медицинских знаний, и часто они не в состоянии справиться с взрывом данных и знаний, основанных на геномных, протеомных, метаболических и других «омических» подходах к диагностике и лечению.

Эта ситуация начинает меняться, но в основном она присутствует в исследовательских лабораториях и технологических фирмах, а не в клинической практике. Едва ли не проходит неделя без того, чтобы исследовательская лаборатория не заявила, что она разработала подход к использованию ИИ или больших данных для диагностики и лечения болезни с равной или большей точностью, чем врачи-клиницисты. Многие результаты основаны на анализе рентгеновских снимков, однако некоторые включают и другие типы изображений, такие как сканирование сетчатки или геномная прецизионная медицина [11]. Поскольку эти типы выводов основаны на статистических моделях машинного обучения, они открывают эру доказательной и вероятностной медицины, которая обычно считается позитивной, но приносит с собой много проблем в медицинской этике и отношениях между пациентом и клиницистом [12].

Технологические фирмы и стартапы усердно работают над теми же проблемами. Google, например, сотрудничает с сетями оказания медицинской помощи для построения моделей прогнозирования на основе больших данных, чтобы предупредить врачей о состояниях высокого риска, таких как сепсис и сердечная недостаточность [13]. Google, Enlitic и ряд других стартапов разрабатывают алгоритмы интерпретации изображений на основе искусственного интеллекта. Jvion предлагает «машину клинического успеха», которая идентифицирует пациентов, наиболее подверженных риску, а также тех, кто с наибольшей вероятностью ответит на протоколы лечения. Каждый из них мог бы оказать поддержку в принятии решений клиницистам, стремящимся выставить подходящий диагноз и лучшее лечение для пациентов.

Существует несколько фирм, специализирующихся на диагностике и рекомендациях по лечению определенных видов рака на основе их генетических профилей. Поскольку многие виды рака имеют гене-

тическую основу, клиницисты обнаружили, что становится все сложнее понять все генетические варианты рака и их реакцию на новые лекарства и протоколы.

Специалисты в области здравоохранения в настоящее время широко используют модели машинного обучения «здравье населения» для прогнозирования групп населения, подверженных риску конкретных заболеваний [14], несчастных случаев [15], или для прогнозирования госпитализации в стационар. Эти модели могут быть эффективны при прогнозировании, хотя иногда им не хватает всех соответствующих данных, которые могли бы добавить прогностические возможности, такие как, например, социально-экономический статус пациента.

Независимо от того, основаны ли они на правилах или алгоритмах, по своей природе рекомендации ИИ по диагностике и лечению иногда трудно встроить в клинические рабочие процессы и системы ЭМК. Такие проблемы интеграции, вероятно, были большим препятствием для широкого внедрения ИИ, чем любая неспособность обеспечить точные и эффективные рекомендации; и многие основанные на ИИ возможности диагностики и лечения технологических фирм являются автономными по своей природе или затрагивают только один аспект медицины. Некоторые поставщики ЭМК начали внедрять ограниченные функции ИИ (помимо поддержки клинических решений на основе правил) в свои предложения, но они находятся на ранних стадиях разработки. Провайдерам придется либо самим предпринимать существенные интеграционные проекты [16], либо ждать, пока поставщики ЭМК не добавят больше возможностей ИИ.

Приложения для вовлечения и приверженности пациентов

Вовлеченность и приверженность пациентов уже давно рассматривается как проблема «последней мили» здравоохранения – последний барьер между неэффективными и хорошими результатами диагностики и лечения. Чем больше пациентов активно участвуют в своем собственном благополучии и наблюдении, тем лучше результаты применения, финансовых показателей и опыт участников в системе здравоохранения. Эти факторы все чаще рассматриваются с помощью больших данных и ИИ.

Поставщики медицинских услуг и больницы часто используют свой клинический опыт для разработки плана лечения, который, как они знают, улучшит здоровье хро-

нического или острого пациента. Однако это часто не имеет значения, если пациент не может сделать необходимую коррекцию образа жизни, например похудеть, запланировать последующее посещение, выполнить предписания врача и план лечения. Несоблюдение (некомплиантность) – когда пациент не следует курсу лечения или не принимает назначенные лекарства в соответствии с рекомендациями – является серьезной проблемой.

В опросе более 300 клинических лидеров и руководителей здравоохранения более 70% респондентов сообщили, что менее 50% их пациентов были высоко вовлечены, а 42% респондентов сказали, что менее 25% их пациентов были высоко вовлечены в процесс лечения [17].

Если более глубокое вовлечение пациентов приводит к лучшим результатам для здоровья, могут ли основанные на ИИ возможности быть эффективными в персонализации и контекстуализации медицинского обслуживания? Все большее внимание уделяется использованию механизмов МО и правил для тонкого управления вмешательствами в рамках континуума диагностики и лечения [18]. Сообщения, оповещения и релевантный, целевой контент, которые побуждают к действию в важные моменты, являются перспективной областью исследований.

Еще один растущий акцент в здравоохранении делается на эффективном проектировании «архитектуры выбора», чтобы стимулировать поведение пациентов предварительно, основываясь на реальных данных. С помощью информации, предоставляемой поставщиками систем ЭМК, биосенсоров, часов, смартфонов, разговорных интерфейсов и других инструментов, программное обеспечение может адаптировать рекомендации, сравнивая данные пациентов с другими эффективными путями лечения для аналогичных когорт. Рекомендации могут быть предоставлены поставщикам услуг, пациентам, медсестрам, специалистам кол-центра или координаторам оказания медицинской помощи.

Административные приложения

Существует огромное количество административных приложений в здравоохранении. Использование ИИ является несколько менее потенциально революционным в этой области по сравнению с медицинским обслуживанием пациентов. Тем не менее ИИ может обеспечить значительную эффективность. Например, среднестатистическая медсестра в США тратит 25% рабочего времени на административную деятельность

и бумажную работу [19]. Наиболее подходящей технологией для решения этой проблемы является РАП. Она может быть использована в различных областях здравоохранения, включая обработку претензий, клинической документации, управление доходами и медицинскими записями [20].

Некоторые медицинские организации также экспериментировали с чат-ботами для взаимодействия с пациентами, оценки психического статуса и самочувствия, а также телемедицины. Эти приложения на основе ОЕЯ могут быть полезны для простых операций, таких как заполнение рецептов или назначение встреч. Однако в опросе 500 американских пользователей пяти лучших чат-ботов, используемых в здравоохранении, пациенты выразили озабоченность по поводу раскрытия конфиденциальной информации, обсуждения сложных состояний здоровья и неудобства использования [21].

Еще одной технологией ИИ, имеющей отношение к управлению претензиями и платежами, является МО, которое может быть использовано для вероятностного сопоставления данных в различных базах данных. Страховщики обязаны проверить, верны ли миллионные претензии. Надежная идентификация, анализ и исправление ошибок кодирования и неправильных утверждений экономят огромное количество времени, денег и усилий всем заинтересованным сторонам – медицинским страховщикам, правительствам и поставщикам услуг. Ошибочные претензии, выявленные с помощью сопоставления данных и аудита утверждений, имеют значительный финансовый потенциал.

Последствия для работников здравоохранения

Большое внимание было уделено опасениям, что ИИ приведет к автоматизации рабочих мест и значительному движению рабочей силы. Сотрудничество «Делойта» с Оксфордским институтом Мартина [22] показало, что 35% рабочих мест в Великобритании могут быть автоматизированы с помощью искусственного интеллекта в течение следующих 10–20 лет. Другие исследования показали, что в то время как некоторая автоматизация рабочих мест возможна, различные внешние факторы, отличные от технологий, могут ограничить потерю рабочих мест, включая стоимость технологий автоматизации, рост и стоимость рынка труда, преимущества автоматизации, выходящие за рамки простого замещения рабочей силы, а также нормативное и социальное признание [23]. Эти факторы могут огра-

ничить фактическую потерю работы до 5% или менее.

Насколько известно, до сих пор ИИ не ликвидировал ни одной вакансии в сфере здравоохранения. Ограниченнное проникновение ИИ в отрасль, трудности интеграции ИИ в клинические рабочие процессы и системы ЭМК в некоторой степени способствовали отсутствию влияния на работу. Представляется вероятным, что работа в области здравоохранения, скорее всего, будет автоматизирована, будет связана с цифровой информацией, например радиологией и патологией, а не с непосредственным контактом с пациентами [24].

Но даже в таких профессиях, как рентгенолог и патологоанатом, проникновение ИИ в эти области, вероятно, будет медленным. Несмотря на то что такие технологии, как ГО, проникают в способность диагностировать и классифицировать изображения, есть несколько причин, по которым, например, работа рентгенолога не исчезнет в ближайшее время [25].

Во-первых, рентгенологи не только читают и интерпретируют изображения. Как и другие системы ИИ, радиологические системы ИИ выполняют отдельные задачи. Модели ГО в лабораториях и стартапах обучаются для конкретных задач распознавания изображений (таких как обнаружение узлов на компьютерной томографии грудной клетки или кровоизлияния на магнитно-резонансной томографии головного мозга). Тысячи таких узких задач обнаружения необходимы, чтобы полностью идентифицировать все потенциальные находки на медицинских изображениях, и только некоторые из них могут быть выполнены ИИ сегодня. Радиологи также консультируются с другими врачами по вопросам диагностики и лечения, лечат заболевания (например, проводят местную абляционную терапию) и выполняют управляемые изображениями медицинские вмешательства, такие как биопсия ракового образования и имплантация сосудистых стентов (интервенционная радиология), определяют технические параметры визуализационных исследований, которые должны быть выполнены (с учетом состояния пациента), соотносят результаты изображений с другими медицинскими записями и результатами тестов, обсуждают процедуры и результаты с пациентами и многие другие мероприятия.

Во-вторых, клинические процессы использования изображений на основе ИИ еще далеки от готовности к ежедневному использованию. Различные поставщики технологий визуализации и алгоритмы ГО имеют различные очаги: вероятность по-

ражения, вероятность рака, особенности узлов или его местоположение. Эти отдельные очаги очень затруднили бы внедрение систем глубокого обучения в современную клиническую практику.

В-третьих, алгоритмы ГО для распознавания изображений требуют «меченых данных» – миллионов изображений от пациентов, получивших окончательный диагноз рака, перелома кости или другой патологии. В настоящее время не существует агрегированного достаточно большого хранилища помеченных рентгенологических изображений.

Наконец, потребуются существенные изменения в медицинском регулировании и медицинском страховании, чтобы начать автоматизированный анализ изображений.

Аналогичные факторы присутствуют в патологии и других цифровых аспектах медицины. Из-за них мы вряд ли увидим существенные изменения в кадровой политике здравоохранения из-за внедрения ИИ в течение следующих 20 лет. Существует также вероятность того, что будут созданы новые рабочие места для работы с ИИ-технологиями и их развития. Но статическая или растущая занятость людей также означает, конечно, что технологии ИИ вряд ли существенно снизят затраты на медицинскую диагностику и лечение в течение этого периода.

Этические последствия

В прошлом решения в области здравоохранения принимались почти исключительно людьми, и использование интеллектуальных машин для их принятия или оказания им помощи поднимает вопросы подотчетности, прозрачности, разрешения и конфиденциальности.

Пожалуй, самый сложный вопрос, который необходимо решить с учетом современных технологий, – это прозрачность. Многие алгоритмы ИИ, особенно алгоритмы ГО, используемые для анализа изображений, практически невозможно интерпретировать или объяснить. Если пациенту сообщают, что изображение привело к диагнозу рака, он, скорее всего, захочет узнать, почему. Алгоритмы глубокого обучения, и даже врачи, которые в целом знакомы с их работой, могут быть неспособны дать объяснение.

Несомненно, возникнут ошибки, допущенные системами ИИ в диагностике и лечении пациентов, и, возможно, будет трудно установить ответственность за них. Также, вероятно, будут случаи, когда пациенты получают медицинскую информацию от систем ИИ, которую они предпочли бы получить от чуткого клинициста. Системы ма-

шинного обучения в здравоохранении также могут быть подвержены алгоритмической предвзятости, возможно, предсказывая большую вероятность заболевания на основе пола или расы, когда они на самом деле не являются причинными факторами [26].

Мы, вероятно, столкнемся со многими этическими, медицинскими, профессио-нальными и технологическими изменениями, связанными с ИИ в здравоохранении. Важно, чтобы клиники, а также государственные и регулирующие органы создавали структуры для мониторинга ключевых вопросов, ответственного реагирования и создания механизмов управления для ограничения негативных последствий. Это одна из наиболее мощных и последовательных технологий воздействия на человеческие общества, поэтому она потребует постоянного внимания и продуманной политики в течение многих лет.

Будущее искусственного интеллекта в здравоохранении

ИИ будет играть важную роль в предложениях для медицины в будущем. В форме МО это основная способность, лежащая в основе развития прецизионной медицины, широко признанная крайне необходимым прогрессом в медицинском обслуживании. Хотя ранние усилия по предоставлению рекомендаций по диагностике и лечению оказались сложными, предполагается, что ИИ в конечном итоге овладеет и этой областью. Учитывая стремительное развитие ИИ для анализа изображений, представляется вероятным, что большинство рентгенологических и патологических изображений будут исследованы в какой-то момент машиной. Распознавание речи и текста уже используется для таких задач, как общение с пациентами и запись клинических заметок, и их использование будет увеличиваться.

Самая большая проблема для ИИ в этих областях здравоохранения заключается не в том, будут ли эти технологии достаточно эффективными, а в том, чтобы обеспечить их внедрение в повседневную клиническую практику. Для широкого внедрения системы искусственного интеллекта должны быть одобрены регулирующими органами, интегрированы с системами ЭМК, стандартизированы в достаточной степени, чтобы аналогичные продукты работали аналогичным образом, обучены клиницистами, оплачены государственными или частными организациями-плательщиками и со временем обновлены в этой области. Эти проблемы в конечном счете будут преодолены, но для этого потребуется гораздо больше времени, чем для того, чтобы созрели сами техноло-

гии. В результате мы увидим ограниченное использование ИИ в клинической практике в течение следующих 5 лет и более широкое использование в течение 10 лет.

Кроме того, становится все более очевидным, что системы ИИ не заменят людей-клиницистов в больших масштабах, а скорее увеличат их усилия по диагностике и лечению пациентов. Со временем люди-клиницисты могут перейти к задачам и проектам работы, которые опираются на уникальные человеческие навыки, такие как эмпатия, убеждение и интеграция с общей картиной. Возможно, единственными медицинскими работниками, которые со временем потеряют работу, будут те, кто откажется работать вместе с искусственным интеллектом [27].

Список литературы

1. Koza J.R., Iii F.H.B., Andre D., Keane M.A. Automated design of both the topology and sizing of analog electrical circuits using genetic programming. Kluwer Academic Publishers. 1996. P. 151–152.
2. Lee S.I., Celik S., Logsdon B.A., Lundberg S.M., Martins T.J., Oehler V.G., Estey E.H., Miller C.P., Chien S., Dai J., Saxena A., Blau C.A., Becker P.S. A machine learning approach to integrate big data for precision medicine in acute myeloid leukemia. Nat. Commun. 2018. V. 9. No. 1. DOI: 10.1038/s41467-017-02465-5.
3. Sordo M. Introduction to Neural Networks in Healthcare. 2002. P. 1–17.
4. Gupta P., Malhi A.K. Using deep learning to enhance head and neck cancer diagnosis and classification. 2018 IEEE Int. Conf. Syst. Comput. Autom. Networking, ICSCA 2018. no. 2013. DOI: 10.1109/ICSCAN.2018.8541142.
5. Vial A., Stirling D., Field M., Ros M., Ritz C., Carolan M., Holloway L., Miller A.A. The role of deep learning and radiomic feature extraction in cancer-specific predictive modelling: A review. Translational Cancer Research. 2018. V. 7. No. 3. P. 803–816. DOI: 10.21037/tcr.2018.05.02.
6. Hussain A., Malik A., Halim M.U., Ali A.M. The use of robotics in surgery: a review. Int. J. Clin. Pract. 2014. V. 68. No. 11. P. 1376–1382. DOI: 10.1111/ijcp.12492.
7. Bush J. How AI Is Taking the Scut Work Out of Health Care. Harvard Bus. Rev. Digit. Artic. 2018. P. 2–4.
8. Swartout W.R. Rule-based expert systems: The mycin experiments of the stanford heuristic programming project. B.G. Buchanan and E.H. Shortliffe, (Addison-Wesley, Reading, MA, 1984). Artificial Intelligence. 1985. V. 26. No. 3. P. 364–366. DOI: 10.1016/0004-3702(85)90067-0.
9. IBM pitched Watson as a revolution in cancer care. It's nowhere close. [Electronic resource]. URL: <https://www.statnews.com/2017/09/05/watson-ibm-cancer> (date of access: 15.09.2020).
10. NHS. Measuring Shared Decision Making A review of research evidence A report for the Shared Decision Making programme In partnership with Capita Group Plc Shared Decision Making.» 2012. [Electronic resource]. URL: <http://www.kingsfund.org.uk/publications/nhs> (date of access: 15.09.2020).
11. Aronson S.J., Rehm H.L. Building the foundation for genomics in precision medicine. Nature. 2015. V. 526. No. 7573. P. 336–342. DOI: 10.1038/nature15816.
12. Schwartz M., Gupta S.K., Anand D.K., Kavetsky R. «Evidence-based medicine: A science of uncertainty and an art of probability. 2007. P. 280–287. DOI: 10.1145/1660877.1660918.

13. Rajkomar A., Oren E., Chen K., Dai A.M., Hajaj N., Hardt M., Liu P.J., Liu X., Marcus J., Sun M., Sundberg P., Yee H., Zhang K., Zhang Y., Flores G., Duggan G.E., Irvine J., Le Q., Litsch K., Mossin A., Tansuwan J., Wang D., Wexler J., Wilson J., Ludwig D., Volchenboum S.L., Choi K., Pearson M., Madabushi S., Shah N.H., Butte A.J., Howell M.D., Cui C., Corrado G.S., Dean J. Scalable and accurate deep learning with electronic health records, *npj Digit. Med.* V. 1. No. 1. P. 18. DOI: 10.1038/s41746-018-0029-1.
14. Shimabukuro D.W., Barton C.W., Feldman M.D., Mata-raso S.J., Das R. Effect of a machine learning-based severe sepsis prediction algorithm on patient survival and hospital length of stay: a randomised clinical trial. *BMJ Open Respir. Res.* 2017. V. 4. No. 1. P. E000234. DOI: 10.1136/bmjresp-2017-000234.
15. Nait Aicha A., Englebienne G., van Schooten K., Pi-jnappels M., Kröse B. Deep Learning to Predict Falls in Older Adults Based on Daily-Life Trunk Accelerometry. *Sensors.* 2018. V. 18. No. 5. P. 1654. DOI: 10.3390/s18051654.
16. Davenport T.H., Hongsermeier T.M., Mc Cord K.A. Using AI to Improve Electronic Health Records. *Harvard Business Review.* 2018. [Electronic resource]. URL: <https://hbr.org/2018/12/using-ai-to-improve-electronic-health-records> (date of access: 15.09.2020).
17. Volpp K.G., Mohta N.S. Patient Engagement Survey: Improved Engagement Leads to Better Outcomes, but Better Tools Are Needed. *NEJM Catalyst.* 2016. [Electronic resource]. URL: <https://catalyst.nejm.org/doi/full/10.1056/CAT.16.0842>. (date of access: 15.09.2020).
18. Berg S. Nudge theory' explored to boost medication adherence | American Medical Association. American Medical Association, 2018. [Electronic resource]. URL: <https://www.ama-assn.org/delivering-care/patient-support-advocacy/nudge-theory-explored-boost-medication-adherence> (date of access: 15.09.2020).
19. Commins J. Nurses Say Distractions Cut Bedside Time by 25% | HealthLeaders Media. Health Leaders, 2010. [Electronic resource]. URL: <https://www.healthleadersmedia.com/>
- nursing/nurses-say-distractions-cut-bedside-time-25. (date of access: 15.09.2020).
20. Utermohlen K. 4 Robotic Process Automation (RPA) Applications in the Healthcare Industry. Medium. 2018. [Electronic resource]. URL: <https://medium.com/@karl.utmohlen/4-robotic-process-automation-rpa-applications-in-the-healthcare-industry-4d449b24b613> (date of access: 15.09.2020).
21. Chris Halcon. Healthcare Chatbot Apps are on the Rise but the Overall Customer Experience (CX) Falls Short According to a UserTesting Report. UserTesting. 2019. [Electronic resource]. URL: <https://www.usertesting.com/about-us/press/press-releases/healthcare-chatbot-apps-on-the-rise-but-cx-falls-short> (date of access: 15.09.2020).
22. Insall J., Borthakur A., Deloitte. From Brawn to Brains: The Impact of Technology on Jobs in the UK. 2015. P. 1–16.
23. Jorge Fernández Garcí, A., Solveigh Hieronymus, An-gela Spatharau, Beck J.-P., Jenkins J. Transforming healthcare with AI. McKinsey Co 2020. P. 134.
24. Davenport T.H., Kirby J. Only humans need apply: winners and losers in the age of smart machines. Harvard Bus. Sch. 2016. P. 1–10. [Electronic resource]. URL: <https://www.amazon.com/Only-Humans-Need-Apply-Machines/dp/0062438611> (date of access: 15.09.2020).
25. Davenport T.H., Dreyer K.J. AI will change Radiology, but it won't replace Radiologists. Harvard Business Review. 2018. P. 1–5. [Electronic resource]. URL: <https://hbr.org/2018/03/ai-will-change-radiology-but-it-wont-replace-radiologists> (date of access: 15.09.2020).
26. Char D.S., Shah N.H., Magnus D. Implementing machine learning in health care' addressing ethical challenges. *N. Engl. J. Med.* 2018. V. 378. No. 11. P. 981–983. DOI: 10.1056/NEJMp1714229.
27. Davenport T., Kalakota R. The potential for artificial intelligence in healthcare. *Futur. Healthc. J.* 2019. V. 6. No. 2. P. 94–98. DOI: 10.7861/futurehosp.6-2-94.