

<sup>1</sup> Академия наук Республики  
Башкортостан  
(Уфа, Россия)

<sup>2</sup> Башкирский  
государственный  
медицинский университет  
(Уфа, Россия)

<sup>3</sup> Уфимский государственный  
авиационный технический  
университет  
(Уфа, Россия)

# ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ОНКОЛОГИИ: ВЗГЛЯД В БУДУЩЕЕ

Ш.Х. Ганцев<sup>1,2</sup>, М.В. Франц<sup>3</sup>

## ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN ONCOLOGY: A LOOK INTO THE FUTURE

**Ш.Х. Ганцев<sup>1,2</sup>**

*Доктор медицинских наук, профессор, директор НИИ онкологии,  
заведующий кафедрой онкологии с курсами онкологии  
и патологической анатомии,  
Академия наук Республики Башкортостан, НИИ онкологии;  
450008, г. Уфа, Россия, ул. Кирова, 15.  
SPIN-код: 6846-7150.*

**М.В. Франц<sup>3</sup>**

*Кандидат технических наук,  
доцент кафедры экономики предпринимательства,  
Уфимский государственный авиационный технический университет,  
450000, Уфа, ул. К. Маркса, 12.  
E-mail: tan-Marina@mail.ru.  
SPIN-код: 4793-9045.*

**Sb.Kb. Gantsev<sup>1,2</sup>**

*Doctor of Medicine, Professor, Director of Cancer Research Center,  
Head of the Chair of Oncology, Academy of Science of Republic of Bashkortostan,  
Bashkir State Medical University, Cancer Research Center;  
450008, Ufa, ul. Kirova, 15.  
SPIN code: 6846-7150.*

**M.V. Frants<sup>3</sup>**

*Candidate of Technical Sciences, Docent of Department of Business Economy,  
Ufa State Aviation Technical University,  
450000, Ufa, ul. Karl Marx, 12. E-mail: tan-Marina@mail.ru.  
SPIN code: 4793-9045.*

В статье содержится краткий обзор истории развития и современных достижений в области искусственного интеллекта, а также возможностей его применения в сфере профилактики, диагностики и лечения онкологических заболеваний. Обсуждается прогресс в области машинного обучения, связанный с разработкой технологии глубокого обучения нейронных сетей. Рассматриваются достижения в области автоматического распознавания медицинских изображений с использованием глубокого обучения, включая цифровые микрофотографии и рентгенограммы. Обсуждаются возможности применения искусственного интеллекта к формированию групп повышенного риска для скрининговых программ. Рассматриваются проблемы внедрения искусственного интеллекта в практическую онкологию, связанные с необходимостью проведения тщательных клинических испытаний медицинских технологий с применением искусственного интеллекта и потребностью в больших объемах качественных данных для глубокого обучения нейронных сетей.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, машинное обучение, нейронные сети, автоматическое распознавание, медицинские изображения, онкологические заболевания.

The article contains a brief overview of the history of development and modern achievements of artificial intelligence, as well as the possibilities of its application to cancer prevention, diagnosis and treatment. The progress of machine learning associated with the development of deep neural networks technology is discussed. The achievements in the automatic recognition of medical images including digital micrographs and radiographs are pointed out. The possibilities of applying artificial intelligence to high-risk groups formation for screening programs are discussed. The problems of introducing artificial intelligence into practical oncology are considered, which are related to the need of clinical trials of medical technologies based on artificial intelligence and the need for large volumes of qualitative data for neural networks training.

**Keywords:** *artificial intelligence, machine learning, neural networks, automatic recognition, medical imaging, cancer.*

## Введение

Современные достижения в области искусственного интеллекта продемонстрировали, что компьютерные программы способны обучаться и не хуже человека решать плохоформализуемые задачи, ранее считавшиеся посильными лишь человеческому разуму. В связи с этим в настоящее время проводится много больших и малых исследовательских проектов, направленных на исследование возможностей практического использования искусственного интеллекта в самых разных сферах человеческой деятельности, в том числе в области онкологии.

С начала XXI века компании – мировые лидеры в IT-индустрии, проявили значительный интерес к разработкам, связанным с использованием искусственного интеллекта к решению задач медицинской проблематики. Так, в компании IBM с использованием суперкомпьютера Watson на основе алгоритмов искусственного интеллекта создается программа для диагностики и совершенствования схем лечения различных заболеваний, в том числе рака [1]. Компания Microsoft недавно запустила проект Microsoft Healthcare NExT, основным направлением которого будет борьба с онкологическими заболеваниями [2]. Компания Google реализует целый ряд проектов онкологической направленности: автоматическое распознавание опухолей на микрофотографиях, сбор генетической и молекулярной информации для составления подробной карты организма и предсказания будущих заболеваний [3]. На сайте Kaggle [4] – одном из самых популярных сайтов для организации прикладных исследований в области искусственного интеллекта в форме научных соревнований – можно найти немало проектов, связанных с практическим использованием искусственного интеллекта в онкологии самой разной направленности: от автоматического распознавания медицинских изображений до классификации генетических мутаций и формирования групп повышенного риска с целью оптимизации онкологического скрининга.

В данной работе дается общее представление об искусственном интеллекте, его истории, современном состоянии и перспективах развития. Обсуждаются успешные проекты, демонстрирующие возможности применения искусственного интеллекта в онкологии, а также проблемы и перспективы использования технологий, базирующихся на алгоритмах искусственного интеллекта, в медицинской практике.

## Искусственный интеллект: история, современное состояние, перспективы развития

Искусственный интеллект как направление информатики, появившееся в 50-х годах XX века и ставящее своей целью создание аппаратных и программных средств, имитирующих способности человеческого интеллекта, за свою недолгую историю пережил ряд взлетов, падений и смен парадигм развития [5].

Практически сразу же с момента появления науки об искусственном интеллекте появилось две идеи о том, как должен функционировать искусственный интеллект. Первая идея состояла в том, что нужно исследовать законы человеческого мышления и создавать искусственный интеллект как систему, оперирующую данными по этим законам. Развитие этой идеи сформировало такое направление искусственного интеллекта как экспертные системы. Вторая идея состояла в том, чтобы создавать искусственный интеллект по образу и подобию человеческого мозга. Как известно, человеческий мозг состоит из большого числа клеток – нейронов, взаимосвязанных между собой и взаимодействующих посредством приема и передачи импульсов. Поэтому второе крупное направление в искусственном интеллекте – это нейронные сети.

Первым существенным успехом в области искусственного интеллекта была появившаяся в 1959 году программа с амбициозным названием «Универсальный решатель задач», которая могла автоматически доказывать теоремы и решать задачи из области математической логики [6]. Тогда же, во второй половине 1950-х и начале 1960-х годов, появились и первые прообразы современных нейронных сетей, в частности, перцептрон Розенблатта, и людям стало казаться, что до создания «умных машин» рукой подать. Однако такие авансы искусственный интеллект в то время оправдать не мог, многие заявленные проекты типа создания систем машинного перевода потерпели фиаско, и вследствие этого наступила первая «зима» искусственного интеллекта.

Временем расцвета экспертных систем стали 1970-е годы, основанные на накоплении большого набора правил и знаний о предметной области, а затем продуцировании выводов с использованием формальных процедур вывода. Одним из ярких примеров таких проектов стала система MYCIN, способная идентифицировать бактерии и рекомендовать антибиотики. В ней было около 600 правил, и ее результаты были

не хуже, чем у опытных врачей, и существенно выше чем у начинающих. Более того, эта система могла объяснить, как она пришла к тому или иному решению, и оценить свою уверенность в правильности выбранного решения [7].

1980-е годы ознаменовались возвратом интереса к самообучающимся системам – был разработан алгоритм обратного распространения ошибки, что открыло дорогу к созданию нейронных сетей с разными архитектурами: сверточные сети, автокодировщики, рекуррентные сети и т.д. Доминирующей стала идея о том, что не нужно пытаться создавать формальные системы правил и знаний; вместо этого нужно строить ансамбли параллельно работающих нейронов, которые будут обучаться подобно человеческому мозгу. Начались первые коммерческие применения алгоритмов искусственного интеллекта, однако опять ожидания не оправдались и вторая волна увлечения искусственным интеллектом закончилась в начале девяностых.

В 1990-х годах основной акцент сместился на машинное обучение – т.е. на создание программ, обучающихся по мере обработки данных решению какого-либо класса задач. Задачи машинного обучения делятся на два основных класса – обучение с учителем и обучение без учителя. При обучении с учителем на вход подается набор тренировочных примеров (с правильными ответами), использующийся для обучения модели, а затем обученная модель используется для получения ответов для новых данных. Типичные задачи обучения с учителем – это задачи регрессии, классификации, ранжирования.

Обучение без учителя – это ситуация, когда имеются данные, в которых нужно «найти какой-нибудь смысл». Типичные примеры здесь – это задачи кластеризации и снижения размерности. Отметим, что деление на обучение с учителем и без довольно условно и нередко на практике встречаются задачи, представляющие собой нечто среднее между обучением с учителем и без. Для решения этих задач использовались самые различные подходы, и нейронные сети не считались самым перспективным направлением. Скорее наоборот, на конкретных практических примерах другие методы давали лучшие результаты по сравнению с нейронными сетями.

Параллельно с этим происходило бурное развитие вычислительной техники и компьютерных сетей. Это привело к тому, что во-первых, появились действительно большие объемы данных, доступные для анализа (наборы цифровых фотографий, наборы запросов пользователей в интернете, информация в социальных сетях и т.п.), во-вторых, вычислительные возможности радикально выросли – в частности, появились быстрые аппаратные графические процессоры, позволяющие строить и обучать гораздо более сложные нейросетевые модели, чем это было возможно раньше. В середине 2000-х годов группы

исследователей в университетах Торонто и Монреаля научились обучать глубокие нейронные сети, что привело к перевороту в мире машинного обучения – теперь в самых разнообразных приложениях самые лучшие результаты стали получаться именно с помощью глубоких нейронных сетей. Первым значительным индустриальным приложением современных глубоких нейронных сетей стали успехи в распознавании речи. Первые исследования в этой области появились около 2010 года, а уже к 2012 году все крупные игроки на рынке распознавания речи перешли на нейронные сети: и Microsoft, и Google, и IBM [8]. Вслед за речью пришло время обработки изображений. Вообще, обработка изображений – это редкий пример области, в которой исследования с применением нейронных сетей никогда не прекращались. Однако с применением глубокого обучения прогресс в области обработки изображений резко ускорился. В 2009–2010 годах глубокие нейронные сети выиграли ряд соревнований по распознаванию символов и видео с камер слежения [9, 10]. В 2011 году глубокие нейронные сети продемонстрировали лучшее распознавание дорожных знаков на фотографиях даже по сравнению с людьми. Сейчас именно глубокие нейронные сети применяются в системах управления беспилотными автомобилями, которые уже всюду разрабатываются крупнейшими автомобильными концернами.

Отметим, что несмотря на значительные успехи, современным нейронным сетям еще очень и очень далеко до интеллекта человеческого уровня. То, что есть сейчас – программы, способные обучаться с использованием большого количества тренировочных примеров решать отдельные задачи на уровне, сравнимом с человеческим.

Ключевое отличие между обучением человека и современного искусственного интеллекта состоит в том, что человеческому интеллекту практически всегда нужно гораздо меньше тренировочных примеров, чтобы успешно обучиться, чем программе. Кроме того, человеческий интеллект проявляет гораздо большие способности в том, что называется «переносом обучения» – научившись решать одну задачу, быстро обучается решать смежные, похожие за счет способности к абстрагированию. Кроме того, настоящим камнем преткновения для искусственного интеллекта в настоящее время является «причинность», т.е. способность распознавать и выделять «истинные причины» наблюдаемых явлений. Так, современная нейронная сеть распознает все ключевые объекты на фотографии, но не может связать их правильным логическим образом, «объяснить» происходящее на снимке. В связи с этим в настоящее время в искусственном интеллекте развивается направление, ставящее своей целью объединение разных «агентов» – специализированных нейронных сетей и обучающихся моделей других типов, в некую единую архитектуру, которая могла бы использовать разных

агентов для различных задач, т.е. создание искусственного интеллекта общего назначения, который мог бы иметь шансы достичь уровня человеческого интеллекта. Первый шаг в этом направлении модель PathNet – это модульная нейронная сеть, которая для решения разных задач строит новые пути через свою модульную архитектуру [11]. В целом же это задача будущего, хотя возможно и не столь отдаленного – по опросам ведущих экспертов в области искусственного интеллекта на предмет того, когда же будет разработан полноценный искусственный интеллект человеческого уровня, медианный ответ оказался – 2075 год (опрос был проведен в 2014 году среди участников конференции Artificial General Intelligence и топ-100 ученых в этой области по индексу цитирования) [12]. И тогда, возможно, жизнь человечества изменится до неузнаваемости.

### *1. Искусственный интеллект: примеры успешного применения к решению медицинских задач*

В настоящее время реализуется много исследовательских проектов, связанных с применением технологии глубокого обучения нейронных сетей к решению практических задач в области медицины и здравоохранения. Приведем несколько примеров такого рода проектов.

Обнаружение диабетической ретинопатии по цифровой фотографии дна сетчатки глаза является одним из наиболее успешных примеров использования технологии глубокого обучения в медицине [13]. Ранний скрининг на диабетическую ретинопатию весьма важен, т.к. раннее обнаружение и лечение заболевания позволяет предотвратить ухудшение зрения и слепоту у быстро растущего числа пациентов с диабетом. Такой скрининг также позволяет диагностировать другие болезни глаза.

Возрастающая потребность в проведении такого скрининга мотивировала на создание низкой по стоимости технологии его проведения. Стандарты для скрининга диабетической ретинопатии требуют как минимум 80%-й чувствительности теста и 95%-й специфичности. Анализ цифровой фотографии медицинским специалистом обеспечивает соответственно 78% и 96% при использовании фотографии под одним углом зрения, 96% и 89% уровни чувствительности и специфичности при анализе фотографий под двумя углами зрения, 92% и 97% при использовании фотографий под тремя углами зрения. Недавно были продемонстрированы результаты автоматической диагностики с использованием алгоритма глубокого обучения. Обучение нейронной сети осуществлялось на наборе из 100 000 фотографий под одним углом зрения. Каждое изображение предварительно оценивалось группой из 3–7 офтальмологов для выработки правильного заключения. Результаты тестирования алгоритма на двух наборах изображений при использовании одной фотографии весьма впечатляют – если

отдается приоритет высокой специфичности (т.е. как можно меньшему количеству ложноотрицательных результатов), то достигается 90,3/98,1% и 87,0/98,5% чувствительность/ специфичность. Если отдается приоритет высокой чувствительности, то достигаются 97,5/93,4% и 96,1/93,9% чувствительность/специфичность. Таким образом, алгоритм, используя только одну фотографию, справляется лучше человека, использующего несколько фотографий.

Другим примером успешного применения технологии нейронных сетей является дерматологическая диагностика новообразований кожи [14]. Ранняя диагностика рака и меланомы кожи является непростой задачей, т.к. в структуре этих опухолей только 3–5% составляет меланома, на которую приходится 75% смертей от новообразований кожи. Своевременная диагностика меланомы крайне важна, и в связи с тем, что диагностика может быть выполнена по фотографии, уже довольно давно появились сервисы, которые позволяли людям отсылать фото участка кожи, сделанного обычным смартфоном, врачу для анализа. Точность такой диагностики не очень велика: чувствительность 49%, а специфичность 98%.

Результаты автоматической диагностики с использованием алгоритма, основанного на технологии свертывающихся нейронных сетей, весьма впечатляющи. Для обучения нейронной сети использовался набор из 125000 фотографий, сформированный из 18 различных электронных хранилищ. Требовалось выполнить трехуровневую диагностику: первый уровень – нужно было определить, содержит ли изображение доброкачественную или злокачественную опухоль или на нем нет опухолевого поражения тканей. На этом уровне точность составила 72,1%, что оказалось лучше, чем это получилось сделать двум врачам-дерматологам (у которых получилось 66% и 65,56% соответственно). На втором уровне требовалось отнести заболевание к одному из 9 классов, автоматическая диагностика дала 55,4% точность, практически такую же, как и у врачей – 53,3% и 55% соответственно.

Весьма впечатляют и результаты применения технологии глубокого обучения к задаче автоматического распознавания и локализации опухоли и ее метастазов на цифровой микрофотографии [15]. Данная задача является весьма амбициозной в связи с тем, что даже человеческий интеллект с этим классом задач справляется с трудом – известно, например, что требуются годы и годы практики, чтобы стать квалифицированным патологоанатомом, способным с высокой точностью диагностировать опухолевые клетки и ткани. И даже в этом случае уровень согласия в диагнозах патологоанатомов для некоторых видов рака молочной железы составляет только 48%, схожий уровень – и в диагностике рака простаты.

Проект, направленный на решение этой задачи, реализовывался в компании Google. Постановка задачи состояла в следующем: разработать программу,

способную по цифровой микроскопической фотографии размера 1000000x1000000 пикселей определить, содержится ли на изображении опухоль, и, если содержится, указать ее месторасположение. Минимальный размер диагностируемой опухоли – 100x100 пикселей.

Для обучения и тестирования алгоритма использовался набор фотографий Camelion 16 dataset, содержащий 400 микроскопических фотографий тканей лимфоузлов: 270 слайдов с описанием, использовавшихся для обучения нейросети, и 130 слайдов для ее тестирования. На слайдах содержались как макроопухоли (размером более 2000  $\mu\text{m}$ ), так и микроопухоли (размером более 200  $\mu\text{m}$  и менее 2000  $\mu\text{m}$ ). Дополнительно для оценки точности диагностики исследователи оцифровали еще 110 фотографий тканей лимфатических узлов (57 из которых содержали опухоли), полученных от 20 пациентов. Для сравнения способностей человеческого и искусственного интеллекта тестовый набор анализировался квалифицированным патологоанатомом.

По данным исследования, лучший вариант обученной нейронной сети правильно идентифицировал 92,4% опухолей на тестовом наборе слайдов, при этом патологоанатом-человек – только 73,3%. Как видно из приведенных данных, этот результат свидетельствует о том, что искусственный интеллект в данной задаче справился даже лучше, чем человеческий.

На сайте Kaggle, одном из самых популярных сайтов для организации прикладных научных исследований по искусственному интеллекту в форме соревнования исследовательских команд, можно найти немало проектов, связанных с использованием искусственного интеллекта в онкологии [16]. Так, один из наиболее успешных конкурсов был проведен в 2016–2017 годах организацией Data Science Bowl [17]. Мотивацией для его проведения являлось желание снизить высокую частоту ложно-положительных результатов при использовании низкодозной компьютерной томографии легких при скрининге рака легкого. В этом соревновании участникам были предоставлены анонимные цифровые изображения легких высокого разрешения, полученные от пациентов Национального института рака США. Участникам соревнования требовалось найти техническое решение, способное улучшить результаты скрининга. В результате удалось получить самообучающийся алгоритм, способный с высокой точностью определить, является ли поражение в легких злокачественной опухолью или нет.

В 2017 году организацией Memorial Sloan Kettering Cancer Center было организовано научное соревнование со следующей аннотацией [18]: «Нам нужна Ваша помощь для раскрытия потенциала персонализированной медицины. Однажды начавшись, в раковой опухоли могут происходить тысячи генетических мутаций. Нам нужно научиться различать, какие му-

тации приводят к росту опухоли (мутации-драйверы), а какие мутации не оказывают влияние на развитие опухоли (мутации-пассажиры). В настоящее время интерпретация генетических мутаций осуществляется вручную. Это очень трудозатратная процедура – исследователь должен вручную просматривать и классифицировать каждую генетическую мутацию на основе анализа клинической литературы, представленной в текстовой форме. Для этого соревнования Memorial Sloan Kettering Cancer Center предоставляет аннотированную экспертами базу знаний, в которой исследователи и онкологи мирового уровня вручную описали тысячи мутаций. Нам нужна Ваша помощь в разработке алгоритма машинного обучения, который будет способен используя описанную выше базу знаний автоматически классифицировать генетические изменения».

В 2016 году организацией Genentech был запущен проект, направленный на предотвращение рака шейки матки путем идентификации групп повышенного риска [19]. Genentech предоставила базу данных, содержащую информацию о более чем 3 млн американских женщин и регулярности прохождения ими скринингового обследования на рак шейки матки. Научные коллективы-участники проекта должны были предложить алгоритм, способный с высокой точностью предсказывать, будет ли женщина регулярно проходить скрининговое обследование или нет. В результате был получен алгоритм, предсказывающий с точностью 96,81%.

## *2. Искусственный интеллект: проблемы и перспективы его применения в практической медицине и здравоохранении*

Успехи технологии глубокого обучения в решении задач медицинского профиля породили надежды на то, что искусственный интеллект выйдет за границы исследовательских лабораторий и станет использоваться на практике для улучшения результатов лечения и снижения издержек в системе здравоохранения. Однако на пути к этому необходимо преодолеть ряд непростых проблем.

Во-первых, как и любые другие медицинские технологии, технологии с применением алгоритмов искусственного интеллекта должны проходить тщательные клинические испытания, дабы обезопасить всех от обманчивых и плохо верифицированных результатов. Однако необходимость клинических исследований, регулирование и принятие медицинской общественностью – это только часть проблемы адаптации искусственного интеллекта к практике здравоохранения. Другая часть проблемы, это доказательство эффективности и надежности искусственного интеллекта в реальных условиях, когда на кону стоит вопрос жизни и смерти человека. Важно понимать, что независимо от того, насколько тщательно собирались данные для обучения алгоритма, существует

риск того, что они не очень совпадают с данными, собираемыми в конкретном лечебном учреждении. Другая проблема – это то, что не все ошибки имеют одинаковую цену в медицинской практике, и поэтому требуется глубокое исследование того, какие ошибки наиболее часто делает искусственный интеллект и почему так происходит. Сейчас же в исследованиях по искусственному интеллекту, как правило, анализ ошибок носит весьма поверхностный характер. Кроме того, все меняется. Поэтому даже если алгоритм искусственного интеллекта дает хороший результат сейчас, нет гарантии, что происходящие изменения не приведут к тому, что эффективность снизится. Поэтому необходимо изучать границы применения обученного алгоритма, искать индикаторы, способные сигнализировать о том, что реальные данные стали сильно отличаться от тех, по которым происходило обучение.

Во-вторых, как было показано выше, для обучения алгоритмов искусственного интеллекта требуются действительно большие объемы качественных данных, которые в медицине и здравоохранении далеко не всегда доступны. Большие надежды возлагаются в настоящее время на использование данных из электронных историй болезни. Однако даже в США только 40% больниц имеют комплексные электронные истории болезней, которые содержат и записи врачей, и данные лабораторных анализов, и данные проводимых процедур и назначений [20]. Кроме того, проблема совместимости информационных систем также остается актуальной. Более того, существуют сомнения в пригодности этих данных в силу присущей им неполноты и несовместимости, что вселяет сомнения в качественность этих данных.

Приведем пример недавнего исследования, обнажившего актуальность этой проблемы. В исследовании использовались данные, извлеченные из

электронных историй болезни, ведущихся в системе здравоохранения Великобритании. Было извлечено более 12000000 историй болезни для оценки возможности предсказания сердечно-сосудистых заболеваний (ССЗ). Исследование было посвящено серьезной проблеме, связанной с тем, что стандартный метод работал плохо, генерируя много ложно-положительных результатов [21].

Потенциал улучшения результатов за счет использования искусственного интеллекта оценивался, используя электронные истории болезни за период 2005–2015 годов. Из 12000000 историй болезни только 375000 оказались годными для использования по критерию наличия полной информации по 8 стандартным диагностическим индикаторам (пол, возраст, курение, артериальное давление, уровень холестерина, индекс массы тела, диабет) и отсутствие в анамнезе ССЗ на начало наблюдения. У 25000 пациентов в рассматриваемый период случилось событие, классифицированное как случай ССЗ. Целью исследования было сравнение эффективности обычного подхода в оценке риска (АСС/АНА) и 4 методов искусственного интеллекта. 75% историй болезни использовались как обучающая выборка, оставшиеся 25% – как тестирующая (7404 случая). Кроме того, для машинного обучения были доступны еще 22 диагностических показателя, имеющихся в историях болезни. Результаты приведены в таблице (сравниваются обычный подход, использующий 8 диагностических индикаторов, и два метода искусственного интеллекта, давших наилучшие результаты – метод повышения градиента и нейронная сеть, использовавших 30 диагностических индикаторов. Все методы использовались для предсказания того, случится ли у пациента в течение 10 лет ССЗ).

Как видно из табл. 1, в этом исследовании применение искусственного интеллекта не принесло

Таблица 1.

**Сравнительный анализ точности различных методов оценки риска ССЗ**

Метод	Обычный (АСС/АНА)	ИИ: метод повышения градиента	ИИ: нейросеть
Общее количество случаев ССЗ	7404	7404	7404
Классифицированные истинно-положительно	4643	4997	4998
Классифицированные ложно-отрицательно	2761	2407	2406
Чувствительность	62,7%	67,5%	67,5%
Общее количество случаев отсутствия ССЗ	75585	75585	75585
Классифицированные истинно-отрицательно	53,103	53458	53461
Классифицированные ложно-положительно	22479	22127	22124
Специфичность	70,3%	70,7%	70,7%

никаких значительных улучшений. Можно привести довольно много соображений, почему искусственный интеллект в данном случае не сработал. Возможно, одна из причин – это то, что не все факторы развития ССЗ фиксируются в электронных историях болезни. Другая причина – возможные ошибки в данных.

В любом случае, рассмотренный пример показывает, что к идее использования данных из электронных историй болезни для обучения искусственного интеллекта следует относиться с осторожностью. Алгоритмы искусственного интеллекта дают высокую точность, если используются факторы, действительно значимые в отношении заболевания и качественные данные. Если же в данных есть ошибки или неполнота, тогда искусственный интеллект справляется гораздо хуже.

### Заключение

Таким образом, наблюдающаяся в настоящее время волна интереса к искусственному интеллекту объясняется успехами технологии глубокого обучения нейронных сетей, ставшими возможными по двум причинам: накопление действительно больших объемов данных в цифровом виде, пригодных для обучения нейросетевых моделей, и использование для построения и обучения нейронных сетей быстрых аппаратных графических процессоров, позволяющих

строить и обучать гораздо более сложные модели, чем это было возможно ранее. Это позволяет получать алгоритмы, которые после обучения способны решать отдельные классы плохоформализуемых задач в самых разных предметных областях на уровне не хуже чем с ними справляется человеческий разум.

Приложения технологии глубокого обучения нейронных сетей к практическим задачам в проблемной области онкологии показывают значительный потенциал искусственного интеллекта в плане повышения качества, улучшения организации и снижения стоимости медицинской помощи онкологическим пациентам. Особо впечатляюще выглядят успехи в области автоматического распознавания медицинских изображений (цифровых микрофотографий, рентгенограмм и т.п.).

Однако существует и ряд объективных сложностей. В первую очередь – это то, что до внедрения в практику эти технологии должны пройти тщательные клинические испытания и доказать свою эффективность и устойчивость. Кроме того, современные нейросетевые модели требуют для своего обучения больших объемов данных, обладающих свойствами полноты и высокого качества, которые далеко не всегда доступны даже при современном уровне информатизации.

### Список литературы

1. Хель И. Watson: искусственный интеллект IBM пять лет спустя. Hi-News.ru. – 2016. – [Электронный ресурс]. – URL: <https://hi-news.ru/medicina/watson-iskusstvennyj-intellekt-ibm-pyat-let-spustya.html> (Дата обращения 17.05.2018).
2. Weinberger M. How Microsoft's top scientists have built a big business in hacking healthcare – and helped a lot of people along the way. Business Insider. – 2018. – [Электронный ресурс]. – URL: <http://www.businessinsider.com/peter-lee-microsoft-research-healthcare-next-interview-2018-2> (Дата обращения 22.02.2019).
3. Levy K. Google is going to collect information to try and figure out the perfectly healthy human. Business Insider. – 2014. – [Электронный ресурс]. – URL: <http://www.businessinsider.com/google-baseline-study-2014-7> (Дата обращения 22.02.2019).
4. Kaggle is the place to do data science projects. – [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.kaggle.com> (Дата обращения 22.02.2019).
5. Николаенко С., Кадури А., Архангельская Е. Глубокое обучение. – СПб.: Питер, 2018. – 480 с.
6. Newell A., Shaw J.C., Simon H.A. Report on a General Problem – Solving Program // Proc. International Conference on Information Processing, 1959. – P. 256–264.
7. Buchanan B.G., Shortliffe E.H. Rule Based Expert System: The Mycin Experiments of the Stanford Heuristic Programming Project (The Addison-Wesley Series in Artificial Intelligence), Boston, MA, USA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1984.
8. Hinton G. et al. Deep Neural Networks for Acoustic Modeling in Speech Recognition: The Shared Views of Four Research Groups // IEEE Signal Processing Magazine. – Nov 2012. – Vol. 29, № 6. – P. 82–97.
9. Graves A. et al. A Novel Connectionist System for Unconstrained Handwriting Recognition // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2009. – Vol. 31, № 5. – P. 855–868.
10. Prokhorov D.A. A Convolutional Learning System for Object Classification in 3-D LIDAR Data // IEEE Transactions on Neural Networks. – 2010. – Vol. 21, № 5. – P. 858–863.
11. Fernando C., Banarse D., Blundell C., Zwols Y. PathNet: Evolution Channels Gradient Descent in Super Neural Networks. – [Электронный ресурс]. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1701.08734.pdf> (Дата обращения 22.02.2019).
12. Muller V.C., Bostrom N. Future Progress in Artificial Intelligence: A Survey of Expert Opinion // Fundamental Issues of Artificial Intelligence / Ed. by V.C. Muller, Cham: Springer International Publishing. – 2016. – P. 555–572.
13. Abramoff M.D., Garvin M.K., Sonka M. Retinal Imaging and Image Analysis, IEEE Trans Med Imaging. 2010. – Vol. 3. – P. 169–208.

14. *Esteva A., Kuprel B., Novoa R.A., Ko J., Swetter S.M., Helen M., Blau Sebastian Thrun.* Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. – Nature. – 2017. – Vol. 42. – P. 115.
15. *Liu Yu., Gadepalli Kr., Norouzi M., Dabl G.E., Kohlberger T., Boyko A., Venugopalan S., Timofeev A., Nelson P.Q., Corrado G.S., Hipp J.D., Peng L., Stumpe M.C.* Yun Liu Detecting Cancer Metastases on Gigapixel Pathology Images. Eprintar Xiv: 1703.02442. – 03/2017.
16. Kaggle is the place to do data science projects. – [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.kaggle.com/> (Дата обращения 22.02.2019).
17. Data Science Bowl 2017. Can you improve lung cancer detection? – [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.kaggle.com/c/data-science-bowl-2017> (Дата обращения 22.02.2019).
18. Personalized Medicine: Redefining Cancer Treatment. – [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.kaggle.com/c/msk-redefining-cancer-treatment> (Дата обращения 22.02.2019).
19. Cervical Cancer Screening. Help prevent cervical cancer by identifying at-risk populations. – [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.kaggle.com/c/cervical-cancer-screening> (Дата обращения 22.02.2019).
20. Artificial Intelligence for Health and Health Care. JASON The MITRE Corporation. – 2017. – [Электронный ресурс]. – URL: [https://www.healthit.gov/sites/default/files/jsr-17-task-002\\_aiforhealthandhealthcare\\_12122017.pdf](https://www.healthit.gov/sites/default/files/jsr-17-task-002_aiforhealthandhealthcare_12122017.pdf) (Дата обращения 22.02.2019).
21. *Weng S.F., Rejs J., Kai J., Garibaldi J.M., Qureshi N.* Can machine-learning improve cardiovascular risk prediction using routine clinical data? PLoS ONE. – Vol. 12, № 4. – P. e0174944.

### References

1. *Hel I. Watson: IBM artificial intelligence five years later.* Hi-News.ru. 2016. Available at: <https://hi-news.ru/medicina/watson-iskusstvennyj-intellekt-ibm-pyat-let-spustya.html> (Accessed at 17.05.2018).
2. *Weinberger M.* How Microsoft's top scientists have built a big business in hacking healthcare – and helped a lot of people along the way. Business Insider. 2018. Available at: <http://www.businessinsider.com/peter-lee-microsoft-research-healthcare-next-interview-2018-2> (Accessed at 22.02.2019).
3. *Levy K.* Google is going to collect information to try and figure out the perfectly healthy human. Business Insider. 2014. Available at: <http://www.businessinsider.com/google-baseline-study-2014-7> (Accessed at 22.02.2019).
4. Kaggle is the place to do data science projects. Available at: <https://www.kaggle.com/> (Accessed at 22.02.2019).
5. *Nikolaenko S., Kadurin A., Arkhangelskaya E.* Deep Learning. St. Petersburg, Piter. 2018; 480 p.
6. *Newell A., Shaw J.C., Simon H.A.* Report on a General Problem – Solving Program. Proc. International Conference on Information Processing. 1959; 256-264.
7. *Buchanan B.G., Shortliffe E.H.* Rule Based Expert System: The Mycin Experiments of the Stanford Heuristic Programming Project (The Addison-Wesley Series in Artificial Intelligence), Boston, MA, USA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1984.
8. *Hinton G. et al.* Deep Neural Networks for Acoustic Modeling in Speech Recognition: The Shared Views of Four Research Groups. IEEE Signal Processing Magazine. Nov 2012; 29(6): 82-97.
9. *Graves A. et al.* A Novel Connectionist System for Unconstrained Handwriting Recognition. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2009; 31(5): 855-868.
10. *Prokhorov D.A.* A Convolutional Learning System for Object Classification in 3-D LIDAR Data. IEEE Transactions on Neural Networks. 2010; 21(5): 858-863.
11. *Fernando C., Banarse D., Blundell C., Zwols Y.* PathNet: Evolution Channels Gradient Descent in Super Neural Networks. Available at: <https://arxiv.org/pdf/1701.08734.pdf> (Accessed at 22.02.2019).
12. *Muller V.C., Bostrom N.* Future Progress in Artificial Intelligence: A Survey of Expert Opinion. Fundamental Issues of Artificial Intelligence. Ed. by V.C. Muller, Cham: Springer International Publishing. 2016; 555-572.
13. *Abramoff M.D., Garvin M.K., Sonka M.* Retinal Imaging and Image Analysis. IEEE Trans Med Imaging. 2010 January 1; 3: 169-208. doi:10.1109/RBME.2010.2084567.
14. *Esteva A., Kuprel B., Novoa R.A., Ko J., Swetter S.M., Helen M., Blau Sebastian Thrun.* Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. Nature. 2017; 42: 115. doi:10.1038/nature21056.
15. *Liu Yu., Gadepalli Kr., Norouzi M., Dabl G.E., Kohlberger T., Boyko A., Venugopalan S., Timofeev A., Nelson P.Q., Corrado G.S., Hipp J.D., Peng L., Stumpe M.C.* Yun Liu Detecting Cancer Metastases on Gigapixel Pathology Images. Eprintar Xiv: 1703.02442. 03/2017.
16. Kaggle is the place to do data science projects. Available at: <https://www.kaggle.com/> (Accessed at 22.02.2019).
17. Data Science Bowl 2017. Can you improve lung cancer detection? Available at: <https://www.kaggle.com/c/data-science-bowl-2017> (Accessed at 22.02.2019).
18. Personalized Medicine: Redefining Cancer Treatment. Available at: <https://www.kaggle.com/c/msk-redefining-cancer-treatment> (Accessed at 22.02.2019).
19. Cervical Cancer Screening. Help prevent cervical cancer by identifying at-risk populations. Available at: <https://www.kaggle.com/c/cervical-cancer-screening> (Accessed at 22.02.2019).
20. Artificial Intelligence for Health and Health Care. JASON The MITRE Corporation. 2017. Available at: [https://www.healthit.gov/sites/default/files/jsr-17-task-002\\_aiforhealthandhealthcare\\_12122017.pdf](https://www.healthit.gov/sites/default/files/jsr-17-task-002_aiforhealthandhealthcare_12122017.pdf) (Accessed at 22.02.2019).
21. *Weng S.F., Rejs J., Kai J., Garibaldi J.M., Qureshi N.* Can machine-learning improve cardiovascular risk prediction using routine clinical data? PLoS ONE. 12(4): e0174944. doi: 10.1371/journal.pone.0174944.