

В поисках цифровых подходов и применения искусственного интеллекта при изучении, диагностике и лечении саркоидоза

А.А. Визель^{1✉}, <https://orcid.org/0000-0001-5028-5276>, lordara@inbox.ru

С.Н. Авдеев², <https://orcid.org/0000-0002-5999-2150>, serg_avdeev@list.ru

Г.С. Лебедев^{3,4}, <https://orcid.org/0000-0002-4289-2102>, geramail@rambler.ru

И.Ю. Визель¹, <https://orcid.org/0000-0002-8855-8177>, tatpulmo@mail.ru

Л.А. Визель⁵, <https://orcid.org/0009-0003-1219-4957>, laskaleo2004@mail.ru

¹ Казанский государственный медицинский университет; 420012, Россия, Казань, ул. Бутлерова, д. 49

² Первый Московский государственный медицинский университет имени И.М. Сеченова (Сеченовский Университет); 119991, Россия, Москва, ул. Трубецкая, д. 8, стр. 2

³ Институт цифровой медицины Первого Московского государственного медицинского университета имени И.М. Сеченова (Сеченовский Университет); 119435, Россия, Москва, Абрикосовский пер., д. 1, стр. 2

⁴ Центральный научно-исследовательский институт организации и информатизации здравоохранения; 127254, Россия, Москва, ул. Добролюбова, д. 11

⁵ Казанский (Приволжский) федеральный университет; 420008, Россия, Казань, ул. Кремлевская, д. 18

Резюме

Цифровизация здравоохранения становится неотъемлемой частью оказания медицинской помощи населению. Внедрение искусственного интеллекта (ИИ) в медицину приводит к формированию «цифрового мышления» и доверия общества к цифровому здравоохранению. Целью данного обзора литературы было обобщение данных, относящихся к ИИ в целом и к изучению саркоидоза – полиорганный гранулематоз неизвестной природы. Наиболее широко представлены работы по распознаванию изображений, которые используют разные подходы. В пульмонологии это работа с флюорограммами, рентгенограммами и компьютерными томограммами. В то же время ведется комплексная работа по радиомике – сопоставлению данных имидж-диагностики с лабораторными и функциональными данными. Созданы программы, распознающие речь, анализирующие тексты заключений, результаты тканевой диагностики и даже данные аускультации пациентов. При саркоидозе создание систем поддержки принятия врачебных решений ведется с 90-х гг. XX в. с приоритетом российских фтизиатров, пульмонологов и математиков. В международной практике глубокое обучение наиболее полно изучено для диагностики легочного саркоидоза. Радиомика в основном использовалась для дифференциации саркоидоза от злокачественных опухолей. Ведутся работы по дифференциации саркоидоза и нормальных данных при легочном и сердечном саркоидозе, по дистанционному самоконтролю пациентов. Анализ литературы показал, что в клинической медицине успех ИИ возможен только в тесном взаимодействии с врачом-экспертом или многопрофильной комиссией врачей.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, радиомика, пульмонология, саркоидоз

Для цитирования: Визель АА, Авдеев СН, Лебедев ГС, Визель ИЮ, Визель ЛА. В поисках цифровых подходов и применения искусственного интеллекта при изучении, диагностике и лечении саркоидоза. *Медицинский совет*. 2025;19(9):57–68. <https://doi.org/10.21518/ms2025-040>.

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов

In search of digital approaches and application of artificial intelligence in the study, diagnosis, and treatment of sarcoidosis

Aleksandr A. Vizel^{1✉}, <https://orcid.org/0000-0001-5028-5276>, lordara@inbox.ru

Sergey N. Avdeev², <https://orcid.org/0000-0002-5999-2150>, serg_avdeev@list.ru

Georgy S. Lebedev^{3,4}, <https://orcid.org/0000-0002-4289-2102>, geramail@rambler.ru

Irina Yu. Vizel¹, <https://orcid.org/0000-0002-8855-8177>, tatpulmo@mail.ru

Leonid A. Vizel⁵, <https://orcid.org/0009-0003-1219-4957>, laskaleo2004@mail.ru

¹ Kazan State Medical University; 49, Butlerov St., Kazan, 420012, Russia

² Sechenov First Moscow State Medical University (Sechenov University); 8, Bldg. 2, Trubetskaya St., Moscow, 119991, Russia

³ Institute of Digital Medicine of the Sechenov First Moscow State Medical University (Sechenov University); 1, Bldg. 2, Abrikosovsky Lane, Moscow, 119435, Russia

⁴ Central Research Institute for Health Organization and Informatization; 11, Dobrolyubova St., Moscow, 127254, Russia

⁵ Kazan (Volga Region) Federal University; 18, Kremlevskaya St., Kazan, 420008, Russia

Abstract

Digitalization of healthcare is becoming an integral part of providing medical care to the population. The introduction of artificial intelligence (AI) in medicine leads to the formation of “digital thinking” and public trust in digital healthcare. The purpose of this literature review was to summarize the data related to AI in general and to the study of sarcoidosis – a multiorgan granulomatosis of unknown origin. The most widely represented works are on image recognition, which use different approaches. In pulmonology, this is work with fluorograms, radiographs and computed tomograms. At the same time, comprehensive work is underway on radiomics – comparing image diagnostic data with laboratory and functional data. Programs have been created that recognize speech, analyze the texts of conclusions, the results of tissue diagnostics and even patient auscultation data. In sarcoidosis, the creation of systems to support medical decision-making has been underway since the 1990s, with priority given to Russian phthisiologists, pulmonologists, and mathematicians. In international practice, deep learning has been most fully studied for the diagnosis of pulmonary sarcoidosis. Radiomics was mainly used to differentiate sarcoidosis from malignant tumors. Work is underway to differentiate sarcoidosis and normal data in pulmonary and cardiac sarcoidosis, and for remote self-monitoring of patients. Literature analysis has shown that in clinical medicine, the success of AI is possible only in close cooperation with an expert physician or a multidisciplinary committee of physicians.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, radiomics, pulmonology, sarcoidosis

For citation: Vizel AA, Avdeev SN, Lebedev SG, Vizel IYu, Vizel LA. In search of digital approaches and application of artificial intelligence in the study, diagnosis and treatment of sarcoidosis. *Meditsinskiy Sovet*. 2025;19(9):57–68. (In Russ.) <https://doi.org/10.21518/ms2025-040>.

Conflict of interest: the authors declare no conflict of interest.

ВВЕДЕНИЕ

Цифровизация здравоохранения становится неотъемлемой частью оказания медицинской помощи населению. Телемедицинские технологии и внедрение искусственного интеллекта (ИИ) в медицину приводят к формированию «цифрового мышления» и доверия общества к цифровому здравоохранению [1]. ИИ – широкое понятие, касающееся передового машинного интеллекта. Доступным языком проблемы ИИ были изложены Hope Reese в сетевой публикации в 2017 г. [2]. Она отметила, что в 1956 г. на конференции по искусственному интеллекту в Дартмуте было сказано: «Каждый аспект обучения или любая другая особенность интеллекта могут быть в принципе так точно описаны, что машина сможет симитировать их». Успехи применения ИИ обнадеживают – в 1996 г. программа обыграла в шахматы гроссмейстера, а в 2016 г. другая программа обыграла чемпиона мира по ГО, однако примеры эти иллюстрируют решение одной прикладной задачи. Насколько это применимо к медицине? Одним из направлений ИИ является машинное обучение (МО), когда ЭВМ получают данные и «обучаются» на них, как при распознавании лиц, распознавании речи, объектов, при переводе и в ряде других случаев. В отличие от программ с закодированными вручную инструкциями для выполнения конкретных задач, машинное обучение позволяет системе научиться самостоятельно распознавать шаблоны и делать прогнозы. Однако в медицине мы работаем только с многофакторными системами, и в том плане нам ближе глубокое обучение (ГО), которое использует методы машинного обучения для решения реальных задач, используя нейронные сети, которые могут имитировать человеческое принятие решений. По мнению автора статьи, ГО может быть дорогостоящим и требует огромных массивов данных для обучения, поскольку существует большое количество параметров, которые необходимо настроить для

алгоритмов обучения, чтобы избежать ложных срабатываний. Однако в медицине веками наработан клинический опыт, и для каждой нозологии уже отработаны «характерные признаки», и это должно помогать в применении ИИ в каждой из областей медицины.

Целью данного обзора литературы было обобщение данных, относящихся к ИИ в целом и к изучению саркоидоза – полиорганного гранулематоза неизвестной природы.

ОБЩИЕ ВОПРОСЫ ЦИФРОВИЗАЦИИ И ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В МЕДИЦИНЕ

В настоящее время мы видим процесс внедрения цифровых технологий в медицину повсеместно. Цифровые сервисы, встроенные в аппараты ЭКГ, давно сами вычисляют интервалы и дают предварительное заключение, встроенные в спирометры измеряют параметры дыхания, приводят их к эталонной влажности и давлению и также дают предварительное заключение, прикладные программы компьютерных томографов и аппаратов ультразвуковой диагностики позволяют оценить плотность тканей и размеры органов или патологических образований. Однако последнее слово во всех этих случаях остается за врачом. Появление новых цифровых сервисов с ИИ и их внедрение в реальную клиническую практику приводят нас к необходимости того, чтобы сервисы ИИ в медицине подвергались такому же уровню проверки, как и любое клиническое вмешательство, посредством рандомизированных контролируемых испытаний, несмотря на проблемы, связанные со сложностью технологии. Иначе говоря, сервисы ИИ должны соответствовать той же планке клинических доказательств, которая ожидается от других медицинских вмешательств. Для использования определенного инструмента сервисам ИИ необходимо продемонстрировать доказательства того, что они будут работать безопасно и эффективно, желательно с использованием рандомизированных

контролируемых испытаний, предназначенных для проверки инструмента на соответствие установленному стандарту. Внедрение методов ИИ требует многогранного согласования с врачами, юристами, группами защиты прав пациентов и множеством других заинтересованных сторон. Начиная обсуждение проблемы, мы должны признать, что стоим в начале пути.

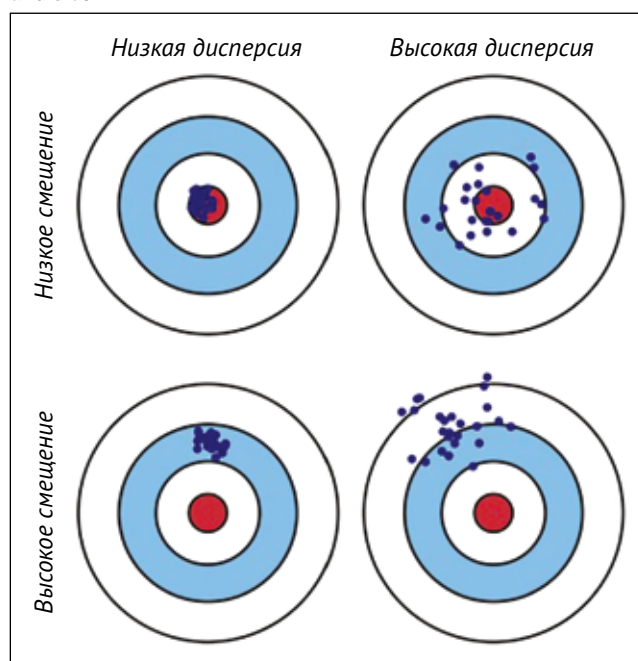
Внимание к ИИ нарастает не одно десятилетие, но усилилось в 2012 г. с момента его прорыва в распознавании изображений, достигшего производительности, соперничающей с человеческими возможностями в различных медицинских дисциплинах. Эта сфера применения сервисов ИИ в медицине потребует ответа на вопрос: станет ли обработка медицинских изображений и их интерпретация новым стандартом медицинской помощи и кто отвечает за конечную интерпретацию состояния пациента [3]. Следует отметить, что в 2022 г. в России был принят ГОСТ по ИИ в клинической медицине¹.

Специалисты, разрабатывающие и внедряющие методы ИИ в медицину, неизбежно сталкиваются с проблемами конфиденциальности информации, сложностью и непрозрачностью системы (понимания врачом процессов, которые реализует цифровой сервис), а также с этическими проблемами, связанными с правовыми аспектами и неравенством в системах здравоохранения. Большинство экспертов признают, что цифровизация здравоохранения ведет к созданию нового типа доказательной медицины, основанной на гибридной модели ИИ и человека, чтобы предоставлять действительно персонализированную, легитимную и адаптированную под пациента медицину. Необходимо приложить усилия для достижения единства мышления и понимания общей цифровизации не только среди разработчиков систем ИИ, законодателей и организаторов здравоохранения, но прежде всего среди практических врачей и клинических исследователей, чтобы сократить ненужную рабочую нагрузку и улучшить клиническую практику [4]. Соавторы данного обзора, работая и консультируя в разных лечебных учреждениях, встречаются с разными медицинскими информационными системами (МИС), которые имеют разный интерфейс и, достигая цели введения в систему цифровой информации, удобной для осуществления преемственности и быстрой отчетности, сокращают время врача на реальную работу с пациентом. Даже в американской научной прессе появились работы, в которых отмечено, что клиническая документация в электронной медицинской карте становится все более обременительной для врачей и является основным фактором выгорания и неудовлетворенности врачей. Время, уделяемое канцелярской деятельности и вводу данных во время встреч с пациентами, отрицательно влияет на отношения между пациентом и врачом, препятствуя эффективному и чуткому общению и обсуждению. В этой связи предпринимаются попытки фиксации речи при вводе данных как один из вариантов решения проблемы экономии времени врача [5].

Общим вопросом для работы с данными – непосредственно цифровыми или полученными посредством обработки изображений – является применение математических и статистических моделей в медицине. Грамотное использование классических статистических методов является залогом получения надежного результата применения ИИ. Прикладная медицинская система должна быть обучаемой, способной самосовершенствоваться на основании обретения валидированных данных. Особенности этого процесса представлены в публикации, посвященной вопросу смещения и дисперсии данных (рисунк). Компромисс смещения-дисперсии является центральной концепцией в контролируемом обучении. В классической статистике увеличение сложности модели (например, количества параметров) уменьшает смещение, но также увеличивает дисперсию. До недавнего времени считалось, что оптимальная производительность достигается при промежуточных уровнях сложности модели, которые обеспечивают баланс между смещением и дисперсией. Современные методы глубокого обучения игнорируют эту догму, достигая передовой производительности с использованием «сверхпараметризованных моделей», где количество подходящих параметров достаточно велико, чтобы идеально соответствовать обучающим данным. Авторы используют методы из статистической физики для вывода аналитических выражений для смещения и дисперсии в двух минимальных моделях сверхпараметризации (линейной регрессии и двухслойных нейронных сетях с нелинейным распределением данных), что позволяет оценивать свойства, вытекающие из архитектуры модели и случайной выборки данных. В обеих моделях увеличение числа

● **Рисунок.** Иллюстрация соотношений дисперсии и смещения данных*

● **Figure.** Graphical illustration of the relationship between variance and bias*



¹ ГОСТ Р 59921.1-2022. Системы искусственного интеллекта в клинической медицине. Часть 1. Клиническая оценка. М.: 2022. 14 с. Режим доступа: <https://www.gostinfo.ru/catalog/Details?id=6902061>.

* Компромисс смещения и дисперсии в машинном обучении. 2023. Режим доступа: <https://habr.com/ru/companies/otus/articles/773102>.

параметров подгонки приводит к фазовому переходу, при котором ошибка обучения стремится к нулю, а ошибка теста расходится из-за дисперсии (при этом смещение остается конечным). За пределами этого порога ошибка теста двухслойной нейронной сети уменьшается из-за монотонного уменьшения как смещения, так и дисперсии в отличие от классического компромисса смещения-дисперсии. В отличие от классической интуиции чрезмерно параметризованные модели могут переобучаться даже при отсутствии информационного шума и продемонстрировать смещение, даже если модели ученика и учителя совпадают [6].

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ПУЛЬМОНОЛОГИИ

В пульмонологии, как и в других областях медицины, цифровизация и внедрение ИИ идут по разным направлениям. Наиболее широко представлены работы по распознаванию изображений, которые используют разные методы. В одной из таких работ была оценена степень фиброза легких на исходной инспираторной КТ грудной клетки у 280 пациентов с ИЛФ. Визуальный анализ проводился с использованием полуколичественной системы подсчета баллов. Компьютерный количественный анализ включал измерения на основе гистограмм КТ и текстурный анализ на основе данных (DTA). DTA основан на парадигме неконтролируемого обучения признакам. Вкратце этот метод использует начальный кластерный анализ для «изучения» представлений признаков непосредственно из большой коллекции немаркированных изображений. Неконтролируемая кластеризация создает набор базовых элементов, называемых словарем, который может использоваться для кодирования других областей изображения. Элементы словаря, как правило, являются простыми признаками, такими как направленные края или пятна, и их можно считать набором элементарных низкоуровневых пиксельных шаблонов, которые встречаются при КТ легких. Весовые коэффициенты для элементов словаря, необходимые для реконструкции новых областей изображения, предоставляют количественные признаки, полезные для последующей классификации с помощью машинного обучения. Неконтролируемое обучение признакам отличается от проектирования признаков, которое является более традиционным подходом, при котором признаки разрабатываются вручную, часто с использованием комбинаций стандартных статистических или вычислений обработки изображений. Клиническая ценность полученных результатов связана с тем, что все показатели, полученные с помощью КТ, показали умеренную значимую корреляцию с функцией легких – ФЖЕЛ и DLco. Асимптотические тесты χ^2 показали, что включение оценки DTA значительно улучшило соответствие как базовой, так и продольной линейной смешанной модели в прогнозировании функции легких [7].

Спустя 7 лет этот коллектив авторов опубликовал данные, которые подтвердили, что текстурный анализ степени фиброза на основе машинного обучения на исходных и последовательных сканах КТБР демонстрирует надежные корреляции с физиологическими показателями

и сильную связь с риском прогрессирования заболевания или смертности при различных фиброзирующих ИЛЗ, таких как ИЛФ, гиперчувствительном пневмоните и поражениях легких, сопровождающих заболевания соединительной ткани [8]. В том же 2024 г. вышла работа двух экспертов, имеющих большой опыт работы с легочными фиброзами, в которой управляемый данными текстурный анализ (DTA) выделяется как единственная проверенная система глубокого обучения для количественной оценки степени фиброза, и потому цитированию фрагментов этой работы мы уделили большое внимание [9]. Преимущество алгоритмов глубокого обучения, таких как DTA, заключается в обработке данных КТ с использованием многомерных нейронных сетей, предоставляя сигнал, который нельзя сгенерировать с помощью визуальной оценки или контролируемой количественной оценки фиброза с использованием гистограммы плотности и других автоматизированных методик, которые фиксируют информацию о плотности. Сложность и объективность этого подхода дает большие преимущества по сравнению с визуальной оценкой фиброза [9]. С точки зрения методологии авторы сделали важную оговорку: DTA был обучен определять фиброзные области, обучаясь на идентифицированных рентгенологом областях изображения, которые демонстрируют типичные образцы как нормальной легочной паренхимы, так и фиброза, в которых для определения фиброза на КТ были использованы области ретикулярных и сотовых изменений. Эта бинарная классификация не объединяет другие визуально доступные аномалии КТ, которые не являются классически фиброзными, но, вероятно, представляют собой фиброз, такие как потеря объема долей или затемнения по типу «матового стекла» с тракционной бронхоэктазией. Это важно учитывать при оценке изображений, отличных от классической обычной интерстициальной пневмонии и ИЛФ [9–11].

Эксперты справедливо отметили, что оптимальная методология разработки цифровых методов в медицине основана на полуконтролируемом подходе, включающем ручную коррекцию опытными рентгенологами. Автоматизированная оценка КТ в ее различных формах была в центре внимания исследователей более десятилетия, но до сих пор не была интегрирована в клиническую практику. Они отметили, что маловероятно, что автоматизированная оценка КТ (включая алгоритмы искусственного интеллекта) будет использоваться в клинической практике в краткосрочной и среднесрочной перспективе. Авторы работы отметили, что степень изменений на КТ можно рассматривать как опорную точку, относительно которой определяется оптимальная оценка ФВД, которая в свою очередь остается эталонным стандартом для количественной оценки тяжести состояния при фиброзирующем легочном заболевании. Но и в этом вопросе эксперты сохраняли критическую позицию. Среди переменных ФВД кардиопульмональный индекс имел самую сильную корреляцию со степенью фиброза и был единственным среди переменных ФВД, он независимо и сильно предсказывал смертность в многофакторных моделях, также содержащих визуальные или DTA-оценки степени

тяжести изменений. Напротив, ФЖЕЛ, широко используемая для оценки тяжести ИЗЛ для обоснования назначения и эффективности антифибротической терапии, показала плохие результаты как в корреляции с оценками степени фиброза, так и в многофакторной прогностической оценке [1].

Другая группа исследователей также акцентировала внимание на актуальности раннего выявления интерстициальных заболеваний легких. Алгоритмы машинного обучения могут выявлять ИЗЛ в группах риска, прогнозировать степень фиброза легких, коррелировать рентгенологические отклонения со снижением функции легких и использоваться в качестве конечных точек в испытаниях лечения. Достижения в области обработки и анализа изображений предоставляют дополнительные возможности для использования машинного обучения, которое включает анализ изображений на основе глубокого обучения и радиомики. Радиомика лежит на стыке радиологии, компьютерных наук и математической статистики. Медицинские изображения содержат недоступные для невооруженного глаза признаки. Эта скрытая информация может быть извлечена, если к полученным изображениям применить ряд математических преобразований. Результаты этих преобразований могут коррелировать с патофизиологическими параметрами, которые не видны на изображениях. Знание патофизиологических свойств позволяет лучше понять особенности заболевания в каждом конкретном случае и выбрать оптимальный способ лечения [12].

Недавно было завершено исследование поддержки принятия решений на основе искусственного интеллекта для стратификации КТБР при фиброзирующих заболеваниях легких, в котором участвовали 116 рентгенологов и пульмонологов (включая Россию) из 37 стран. Был создан и использован алгоритм глубокого обучения как инструмент поддержки принятия решений для классификации КТБР на основе критериев руководства ATS/ERS/JRS/ALAT IPF (SOFIA). Согласованность диагнозов, основанных на рекомендациях КТБР, улучшилась при добавлении алгоритма SOFIA по сравнению с отсутствием SOFIA. Применение этого алгоритма повысило точность оценок вероятности летальных исходов [13].

Достаточно много работ посвящено онкологической пульмонологии. Применение радиомики позволяет определить фенотип злокачественной опухоли, не прибегая к инвазивной процедуре – биопсии, и выбрать лекарственный препарат с наибольшей эффективностью. По сути, радиомика может выявлять микроскопические параметры исследуемых тканей из макроскопических изображений исследуемого объекта. Благодаря более точной неинвазивной диагностике радиомический анализ начал использоваться для прогнозирования общей выживаемости онкологических больных. Радиомика и анализ текстуры тканей цифровых изображений являются новой областью медицинских исследований, позволяющих выполнить неинвазивную виртуальную биопсию тканей человека. Достижения в интеллектуальном анализе данных и машинном обучении позволяют извлечь множество количественных признаков и преобразовать

быстрорастущее число медицинских изображений в необходимые для клиницистов-онкологов данные [14].

Американские исследователи отмечали, что раннее выявление рака легких с помощью низкодозной компьютерной томографии снижает смертность на 20–43%. Ими был предложен алгоритм глубокого обучения, который использовал текущие и предыдущие серии компьютерных томограмм пациента для прогнозирования риска рака легких на основании 6 716 обучающих случаев и достижения аналогичного результата в независимой клинической проверочной выборке из 1 139 случаев. Когда предшествующая компьютерная томография была недоступна, модель превзошла результаты анализа шести рентгенологов с абсолютным снижением на 11% ложноположительных и на 5% ложноотрицательных результатов. Когда предварительная компьютерная томография была доступна, производительность модели была на одном уровне с теми же рентгенологами [15]. Результаты этой работы были высоко оценены в редакционной статье того же журнала. Они подчеркнули, что авторы использовали глубокие рекуррентные нейронные сети (ГРНС) вместо радиометрических признаков изображения (РПИ) в качестве инструмента обучения признакам, а также напомнили, что в 2017 г. конкурс по идентификации очагов выиграла система ГРНС, а в распознании фиброза – методы глубокого обучения [16]. В том же году отечественные авторы отмечали, что актуальность разработки интеллектуальной автоматизированной системы диагностики (ИАСД) рака легкого (РЛ) связана с социальной значимостью этого заболевания и его лидирующей позицией в структуре онкологической заболеваемости. Они отметили, что большинство описанных в литературе ИАСД созданы на основе нейронных сетей, которые обладают рядом недостатков, влияющих на воспроизводимость при использовании системы. Они предложили применение комбинированного алгоритма с использованием методов машинного обучения, таких как глубокий лес и сиамская нейронная сеть, что является более эффективным подходом при малой выборке обучающих данных и оптимальным с точки зрения воспроизводимости [17].

Очень важно отметить также, что в Москве был проведен успешный эксперимент по применению технологий ИИ в радиодиагностике [18]. Все медицинские изображения поступают в единый референсный центр, где сервис ИИ обрабатывает изображение и формирует текст заключения. Врач проверяет заключение и подписывает его. Результаты эксперимента показали высокую эффективность и практическую значимость.

В одном из последних обзоров было выявлено 6 приемлемых программ на основе ИИ по данным 19 770 пациентов. Все они были акцентированы на выявлении очаговых теней у пациентов с раком легких. Все методики были подвержены высокому риску смещения с множественными проблемами применимости. По сравнению с чтением без посторонней помощи чтение с помощью ИИ было быстрее и в целом имело более высокую чувствительность. Помощь ИИ, как правило, увеличивала долю очагов, отнесенных к категориям более высокого риска [19].

Авторы одного из обзоров отмечали, что выявление рака может быть самой альтруистической и запутанной задачей ИИ на сегодняшний день в области медицины. Разработки ведутся как в области радиомикки, так и патомикки – надежды на алгоритмы ИИ связаны с распознаванием цифровых изображений из радиологии и патологии, которые не воспринимаются человеческим глазом. Авторы связывали применение ИИ с перспективами: скрининг рака (обнаружение поражений), характеристика и классификация опухолей, а также принятие клинических решений и прогнозирование. Однако отметили, что ИИ не может быть надежной панацеей и не может заменить роль людей, может стать только мощным и полезным дополнением к человеческим идеям и более глубокому пониманию. И вновь авторы указывали, что необходимо решить множество вопросов, таких как стандартизация, обоснованность, этика, конфиденциальность, финансы, юридическая ответственность, обучение, аккредитация и т. д., прежде чем можно будет в полной мере использовать огромный потенциал ИИ в диагностической онкологии [20].

Неожиданным направлением работы было предложение отечественных исследователей использовать ИИ при интерпретации текстов стандартных протоколов рентгенограмм и компьютерных томограмм, составленных на основании словаря ключевых слов. Исследование не касалось саркоидоза, но показало высокую точность, чувствительности и специфичность при вирусной пневмонии и раке молочной железы, что можно рассматривать как пример гибридной модели ИИ человека [21].

Среди пока нечастых применений ИИ была работа, посвященная анализу образцов-биоптатов от пациентов с различными интерстициальными заболеваниями легких из 11 больниц Северной Америки посредством оценки уровня экспрессии РНК для 33 297 транскриптов на микрочипах во всех образцах. Целью этой работы была разработка молекулярного теста, что позволило бы избежать хирургического вмешательства при различных заболеваниях легких [22]. Уже в текущем 2025 г. опубликована работа по применению ИИ для прогнозирования смертности и продолжительности пребывания в стационаре пациентов с внебольничной пневмонией. Авторы сопоставили 15 моделей прогнозирования смертности: модель Light Gradient Boosting Machine дала самую высокую AUC (0,963) для прогнозирования смертности [23]. Также в 2025 г. вышла работа, в которой ИИ использован для анализа легочных шумов при фиброзах. Система была протестирована на ограниченном наборе данных, состоящем из 48 (25 фиброзных и 24 нефиброзных) субъектов, и результаты были сравнены с оценкой двух экспертов-пульмонологов [24].

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ИЗУЧЕНИИ САРКОИДОЗА

Применение ЭВМ в качестве помощника врача, занимающего саркоидозом, имеет свою историю задолго до появления нейронных сетей. В 1991 г. московскими фтизиатрами и математиками была предложена система

диагностики саркоидоза по результатам первичного обследования. Это был программно-алгоритмический комплекс, позволявший на основе статистических методов «распознавания образов» построить диалоговую систему поддержки принятия решений, содержащую основные структурные элементы экспертных систем. Диагностическая эффективность системы при диссеминированных процессах составила 89%, при увеличении внутригрудных лимфатических узлов и полостных изменениях – 90%, при инфильтративных изменениях – 96,2% [25]. В Казани под влиянием московских коллег (Е.М. Белиловский, С.Е. Борисов и В.А. Шлаин) была создана своя система поддержки принятия решений, в которой значительную часть занимали признаки саркоидоза [26]. Решающее правило строилось на двух методиках – обобщения литературных данных и накопления частоты признаков пациентов (обучение системы), у которых в итоге ввода данных диагноз был подтвержден. Мы недавно продолжили эту работу и зарегистрировали программу SargoQ, которая реализует диалог ввода целевых данных, превращает их в удобный для медицинской документации текст и выводит результаты в базу данных, пригодную для дальнейшей обработки [27].

Современные подходы к применению искусственного интеллекта при саркоидозе различны. Многие группы программистов концентрируют усилия на визуализации, на компьютерной томографии. Зарубежные модели визуализации уже могут дифференцировать саркоидоз от других легочных заболеваний. Доступны модели, которые прогнозируют выживаемость и определяют ключевые факторы, имеющие отношение к прогнозу. Другим путем является применение кластерного анализа для разделения пациентов с саркоидозом по фенотипам развития. Алгоритмов машинного обучения для оценки ответа на лечение пациентов с саркоидозом еще не существует, но работы начаты. Потенциальные возможности применения искусственного интеллекта при саркоидозе огромны, но существуют практические ограничения, которые заслуживают рассмотрения. К ним относятся: доступность данных, предвзятость в данных, стоимость и конфиденциальность. Можно предполагать, что сила применения искусственного интеллекта, вероятно, будет обусловлена объединением различных моделей, обученных на богатых наборах данных фенотипически гетерогенных пациентов с саркоидозом [28].

Зарубежные авторы также отметили, что первые признаки публичного использования искусственного интеллекта (ИИ) появились задолго до того, как ChatGPT стал доминировать в заголовках новостей. ИИ применялся для изучения саркоидоза и представляет собой всеобъемлющую цель вычислительной помощи, при этом машинное обучение (МО), глубокое обучение (ГО) и нейронные сети (НС) представляют собой каскадные подмножества, отражающие технологическую эволюцию, увеличение глубины аналитических возможностей и уменьшение зависимости от человеческого контроля. В аналитическом обзоре было отмечено, что большинство опубликованных исследований ИИ при саркоидозе представляют собой МО, направленное на оценку эффективности постановки

диагноза «саркоидоз» на основе дискретного набора обучающих данных (например, модальности визуализации, функционального тестирования). Глубокое обучение наиболее полно изучено для диагностики легочного саркоидоза и реже применяется для прогнозирования сердечного саркоидоза. Радиомика в основном использовалась для дифференциации саркоидоза от злокачественных опухолей. На сегодняшний день использование ИИ при саркоидозе ограничено редкостью этого заболевания, что приводит к небольшим и неоптимальным тренировочным наборам. Тем не менее существует применение ИИ, которое использовалось для изучения других системных заболеваний и может быть адаптировано для использования при саркоидозе. Эти приложения включают открытие новых фенотипов заболеваний, открытие биомаркеров начала и активности заболеваний, а также оптимизацию лечения [29].

Во многих случаях МО является однонаправленным анализом с прямой связью и очень зависит от фактора врача при предоставлении наборов данных, определении ключевых характеристик заболевания (т. е. экспертов по саркоидозу) и внесении усовершенствований в алгоритмы. Хотя стратегии, реализующие РНС, могут итеративно уточнять алгоритмы ГО с наборами данных ограниченного размера, есть несколько важных соображений. Точность приложения ИИ будет зависеть от сложности кода (например, количества слоев и использования итеративной РНС), а также размера и качества набора данных. Разработчики таких систем должны учитывать клиническую гетерогенность этого заболевания и оценивать риски переобучения [6]. Такие переменные, связанные с саркоидозом, включая возраст, пол, социально-экономические факторы и географическое местоположение, могут ограничивать возможность обобщения одной модели ИИ при этом гранулематозе. Неясно, сможет ли один клинический центр собрать набор данных по саркоидозу такого размера и детализации, как тот, который MIMIC III предоставил для изучения сепсиса и медицины интенсивной терапии. Возможно, разработка консенсусного набора данных могла бы позволить использовать краудсорсинговый подход к сбору данных [6].

Примером учета дисперсии и смещения может быть формирование понятий о фенотипах саркоидоза. Так, в GenPhenReSa (Genotype-Phenotype Relationship in Sarcoidosis) – европейском многоцентровом исследовании по изучению влияния генотипа на фенотипы заболевания при саркоидозе было предложено 5 фенотипов: 1) поражение органов брюшной полости, 2) поражение глаз, сердца, кожи и центральной нервной системы, 3) поражение опорно-двигательного аппарата и кожи, 4) поражение легочных и внутригрудных лимфатических узлов и 5) внелегочное поражение. Эти пять новых клинических фенотипов будут полезны для набора однородных когорт в будущих биомедицинских исследованиях. Для правомочности существования таких фенотипов использовали многомерный анализ соответствий и последующий кластерный анализ пациентов. Авторы анализа очень строго оценили эти результаты, которые следует иметь в виду

всем представителям цифровой медицины, которые берутся за создание систем поддержки принятия решений для врачей. Было отмечено, что смещение результатов могло быть связано с тем, что исследователи были в основном пульмонологами, поэтому вероятно смещение в сторону легочного саркоидоза. Центром, набравшим большинство пациентов, был Белград (Сербия), что привело к избыточной доле именно сербских пациентов. Исследовательские центры относились к наивысшему третьему уровню, и, следовательно, возможно избыточное количество пациентов с осложненным или мультиорганным саркоидозом, которые гораздо реже встречаются при первичной диагностике. В анализе было использовано более 200 признаков в соответствии с критериями широко признанного исследования ACCESS. Однако авторы отметили, что с тех пор эти критерии были обновлены и новые технологии ведут к лучшему выявлению поражения органов; поэтому частоты и кластеры поражения органов будут меняться со временем. Хорошо известно, что степень и частота поражения органов при саркоидозе различаются у разных этнических групп, и авторы указали, что описанные ими фенотипы применимы только к когортам европеоидной расы. В заключение они отметили, что фенотип саркоидоза у пациентов европеоидной расы сильно варьируется и зависит от возраста, пола и типа начала заболевания [30]. Комментируя эту публикацию, следует заметить, что выделенные посредством ИИ фенотипы саркоидоза ни в одной классификации в мире не представлены и, безусловно, требуется оценка их клинической значимости. Эту позицию подтверждает публикация, в которой отмечено, что большинство наборов клинических данных представляют собой отдельные примеры состояния пациента, часто ограниченные данными, доступными в один момент времени. Чтобы ИИ мог прогнозировать результат, необходимо предпринять целенаправленные усилия по сбору продольных баз данных. Потенциальная опасность более крупных и богатых наборов данных может заключаться в идентификации классификаций пациентов (фенотипов, эндотипов), которые нелегко понять клиницистам, что может ограничить их широкое признание [31]. Иначе говоря, результаты работ специалистов в области цифровизации медицины требуют именно клинического изучения. Сложность внедрения ИИ и машинного обучения может состоять в том, что диагноз «саркоидоз» часто определяется соответствующим клиническим анамнезом, соответствующей биопсией и оценкой ответа на терапию, во многих случаях он основан на экспертной интерпретации, и не всегда его можно уложить в единый строгий алгоритм [32]. Эти факторы могут привести к непреднамеренной предвзятости при отборе данных, что затем влияет на то, как пользователи (поставщики медицинских услуг, пациенты) воспринимают ответы, предлагаемые моделями ИИ. Учитывая ограниченную доступность наборов данных по саркоидозу для обучения ИИ, не говоря уже о валидации ИИ, ответственность, скорее всего, ляжет на врачей, чтобы обеспечить клинические рассуждения и выводы, необходимые для валидации применения ИИ при саркоидозе. В настоящий момент большинство

экспертов, занимающихся саркоидозом не одно десятилетие, придерживаются мнения о том, что принятие гибридного подхода человека и искусственного интеллекта в изучении саркоидоза превосходит возможности каждого из них по отдельности [4, 31].

РАДИОМИКА

Радиомика (анализ изображений) в основном использовалась для дифференциации саркоидоза от злокачественных опухолей. Использование ИИ при саркоидозе ограничено относительной редкостью этого заболевания, что приводит к небольшим и неоптимальным тренировочным наборам. Целесообразно использовать опыт применения ИИ при изучении других системных заболеваний, которые могут быть адаптированы при работе с саркоидозом [29]. Как для специалистов в области информационных технологий, так и для врачей-экспертов важны работы, которые также раскрывают методические подходы к применению ИИ, а не абстрактно говорят о применении нейросетей. Так, при обработке изображений ГО используют НС, интегрирующие специализированные уровни анализа (один уровень идентифицирует края/контуры, второй уровень идентифицирует различные плотности, третий уровень объединяет эту информацию для идентификации целевых объектов). Разработка рекуррентной нейронной сети (РНС) прогнозирует способность машины автоматически повторно обрабатывать результаты первичного анализа, чтобы корректировать производительность своих алгоритмов без вмешательства человека. Авторы отметили, что радиомику – науку, совмещающую в себе радиологию, математическое моделирование и глубокое машинное обучение, можно рассматривать как целенаправленное применение ГО, объединяющее данные визуализации с другими медицинскими данными для изучения легочного саркоидоза. Точность рентгенологической интерпретации можно повысить за счет оценки РНС-особенностей, «не видимых невооруженным глазом», а диагностическую интерпретацию улучшить за счет включения мультимодальных данных, таких как исследования функции легких и анализы крови. Недавние применения ГО отличают или идентифицируют саркоидоз из ограниченного набора исходов, таких как нормальное состояние легких, туберкулез или «несаркоидоз» [31].

Мировые эксперты в области фиброзирующих процессов в легких недавно опубликовали обзор по машинному обучению, в котором отметили, что включает глубокое обучение, раздел машинного обучения, особенно подходящее для анализа медицинских изображений. Исследования биомаркеров для глубокого обучения при интерстициальных заболеваниях легких в настоящее время проходят ускоренную разработку, обусловленную технологическими достижениями в обработке и анализе изображений, прежде всего при идиопатическом легочном фиброзе. Они отметили, что количественная КТ и глубокое обучение не применялись при легочном саркоидозе, хотя есть результаты глубокого обучения при сердечном саркоидозе [33].

Группа американских ученых оценили возможности результатов анализа компьютерной томографии (КТ) грудной клетки посредством искусственного интеллекта и глубокого обучения (ИИ/ГО) для отличия легочного саркоидоза от отрицательных результатов КТ грудной клетки при скрининге рака легких. В реализации ИИ/ГО использовались ансамблевая сетевая архитектура (ensemble network architecture) в сочетании с рекуррентными нейронными сетями (РНС) и преобразователем зрения (Vision Transformers, ViT). В аналитическом подходе к обучению и проверке метода ИИ/ГО использовался метод пятикратной перекрестной проверки, при котором 4/5 доступного набора данных использовалось для обучения диагностической модели и тестировалось на оставшейся 1/5 набора данных и повторено еще 4 раза с неперекрывающимися данными проверки/тестирования. Чувствительность, специфичность, положительная и отрицательная прогностическая ценность метода ИИ/ГО для 5-кратного набора обучающих/проверочных изображений и всего набора КТ составляли более 94%, что позволило отличить легочный саркоидоз от рака легких по КТ грудной клетки. Площадь под кривой для соответствующих кривых составила более 97%. Был сделан вывод, что эта модель ИИ/ГО обещает отличить саркоидоз от альтернативных легочных состояний с использованием минимальных радиологических данных [34].

Работа по применению ИИ, опубликованная в 2024 г., была посвящена сопоставлению результатов сканирования КТ с применением вариограммы (геостатистического инструмента для измерения и моделирования пространственной ковариации в пределах изображения или пространственного процесса как функции расстояния между местоположениями), использованию 48 наборов фенотипов, полученных с помощью неконтролируемой кластеризации. Здесь вновь видна гармонизация данных ИИ и врачей. Сила сигнала заболевания, измеренная путем ассоциации с тестированием функции легких и некоторыми визуальными оценками рентгенологов, была сильной в моделях для искажения архитектуры легких, образования конгломератов, развития фиброза и тракционной бронхоэктазии. Данная работа является ценной для тех, кто занимается применением ИИ при саркоидозе, поскольку названы конкретные информативные признаки. Авторы сделали заключение, что признаки, основанные на вариограмме, представляются подходящим подходом к количественной оценке изображений в поддержку обобщающих исследований саркоидоза легких [35].

В 2019 г. автору заявили о проведении первого радиомического анализа саркоидоза, в котором оценили: 1) различия в КТВР между 73 больными саркоидозом и 78 здоровыми, 2) связи между радиомическими измерениями и спирометрией и 3) тенденции между стадиями Scadding. У пациентов с саркоидозом были выявлены значимые ассоциации между радиомическими показателями и спирометрией, при этом большая ассоциация была обнаружена с ФЖЕЛ. Глобальные радиомические показатели значительно различались между стадиями Scadding, хотя и нелинейно, причем стадия IV имела более экстремальные

радиомические значения. Радиомика объясняла 71,1% изменчивости ФЖЕЛ по сравнению с 51,4% только стадией Scadding [36]. В редакционном комментарии к этой статье отмечено, что авторы следовали классическому дизайну исследования радиомических признаков для разработки радиомического биомаркера для выбора лечения и оценки прогрессирования саркоидоза, при этом контрольные группы и группы саркоидоза были ретроспективно собраны из двух разных исследований. Стадирование на основе исследования радиометрических признаков обеспечило уровень объективности и воспроизводимости, который преодолел внутри- и межэкспертную изменчивость, что было отнесено к преимуществам исследования. Авторы также подтвердили свою гипотезу о том, что маркеры изображения коррелируют с клиническими результатами. Однако в исследовании, включающем всего 79 пациентов с саркоидозом с разными стадиями Scadding, было бы неразумно предполагать, что можно было бы создать две группы пациентов схожего размера, которые все еще представляли бы нормальную изменчивость у пациентов с саркоидозом. Со строго статистической точки зрения лучше было бы использовать схему тестирования и повторного тестирования [17]. Очевидно, что нужны открытые регистры пациентов, с помощью которых специалисты по ИИ могли бы создавать и испытывать свои системы. Так, научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения г. Москвы зарегистрировал базу данных КТ пациентов с саркоидозом, которая содержит структурированный набор деперсонализированных результатов компьютерной томографии грудной полости, а также файл с разметкой [37]. В Москве также была зарегистрирована база клинических данных пациентов с саркоидозом [38].

ФУНКЦИЯ ДЫХАНИЯ

Результаты исследования функционального состояния органов дыхания при саркоидозе являются важным критерием в оценке тяжести заболеваний и показаний к лечению [39], но при интерпретации показателей следует быть очень внимательным, поскольку при этой патологии встречаются как ограничительные, так и обструктивные нарушения. Первичную интерпретацию спирометрии автоматически делают современные спирометры. 35 лет тому назад мы создавали решающие правила и реализовывали их на первых компьютерных спирометрах, пройдя оценку самых строгих федеральных рецензентов [40]. В настоящее время параметры спирометрии используются в экспертных системах ИИ в тесной взаимосвязи с оценкой КТ. Среди неинвазивных методов оценки состояния внешнего дыхания и нарушений, связанных с саркоидозом, используется импульсная осцилляция. Методы ИИ были использованы для интерпретации ее результатов. Оценка достигла высокой точности ($AUC > 0,90$) в двух проведенных анализах (контроль против лиц с саркоидозом и нормальной спирометрией и контроль против лиц с саркоидозом и измененной спирометрией). Генетическое программирование и грамматическая эволюция

были особенно полезны, поскольку они дали понятные результаты для создания классификации. Врачи могут ссылаться на результаты прогнозирования и принимать более обоснованные решения, повышая производительность служб легочной функции с помощью рабочего процесса с использованием МО. В этом исследовании была разработана система поддержки принятия клинических решений для автоматической диагностики респираторных нарушений у пациентов с саркоидозом. Это было первое исследование, в котором была предложена такая система и оценена ее эффективность при саркоидозе. Авторы утверждали, что предлагаемая система может обеспечить поддержку принятия решений для врачей, когда они испытывают трудности с постановкой подтвержденного клинического диагноза. Врачи могут ссылаться на результаты прогнозирования и принимать более обоснованные решения, повышая информативность исследования функции дыхания с использованием ИИ [41].

САРКОИДОЗ СЕРДЦА

Интересен тот факт, что при анализе вопросов ИИ при саркоидозе мы часто встречаем исследования кардиологов. Тут имеется некоторый диссонанс – в реальной клинической практике мы чаще всего обсуждаем легочный саркоидоз, но при обращении к научным данным видим большое количество исследований сердца, что оказалось аналогичным и в области ИИ. Работы кардиологов в области саркоидоза были направлены на создание алгоритма глубокого обучения для создания систем, отличающих пациентов с кардиосаркоидозом от здоровых людей на основании эхокардиографии. Оценка чувствительности в этом исследовании показала, что предварительно обученный алгоритм фокусировался на области митрального клапана [42].

Другая группа кардиологов использовала большой набор данных для обучения моделей МО для прогнозирования внутрибольничной смертности среди пациентов с саркоидозом, поступивших с сердечной недостаточностью. Анализ модели машинного обучения показал, что модель «случайного леса» (метод, основанный на множестве логических деревьев) имеет самый высокий показатель площади под кривой и чувствительности, а анализ признаков показал, что сопутствующие аритмии и нарушения водно-электролитного баланса были самыми сильными факторами в прогнозировании внутрибольничной смертности при саркоидозе [43].

Кардиологи из Швеции изучили ретроспективно когорту из 141 пациента и сравнили клинические проявления, данные визуализации и исходы вновь выявленного и ранее известного экстракардиального саркоидоза. Алгоритм машинного обучения использовался для изучения относительной важности клинических особенностей в прогнозировании результата. На основании машинного обучения дисфункция правого желудочка и вновь выявленный кардиосаркоидоз (факт первичного выявления) выделяются как сильные общие предикторы нарушения выживаемости [44].

Японские исследователи оценили полезность моделей машинного обучения (МО) с использованием радиомических признаков на основе ПЭТ-18F-ФДГ до начала лечения для прогнозирования неблагоприятных клинических событий (НКС) у 47 пациентов с кардиосаркоидозом (КС). Работа строилась на семи различных алгоритмах МО, таких как дерево решений, нейронная сеть, наивный байесовский алгоритм, логистическая регрессия и опорная векторная машина [SVM], с десятикратной перекрестной проверкой. Модели МО были построены с использованием четырех основных ранжированных признаков. Авторы акцентировали результаты на основании критериев оценки изображений – разности соседних оттенков серого (matrix_coarseness) и сферичности, а не на анатомических или клинических признаках и сделали вывод о том, что МО с использованием радиомических характеристик на основе ПЭТ с 18F-ФДГ может быть полезны для прогнозирования НКС у пациентов с саркоидозом сердца [45].

При оценке MPT сердца у 18 пациентов с саркоидозом сердца и 45 здоровых с использованием классификаторов логистической регрессии, KNN (К-ближайший сосед), DT (дерево решений), RF (случайный лес), SVM, GBoost, XGBoost, голосования и выбора признаков было показано, что для точного различения здоровых людей и пациентов с саркоидозом выбор признаков преодолевает алгоритмически сложную дискриминацию между наличием и отсутствием поражений сердца, давая высокоточные прогнозы [46].

Обобщая эти несколько публикаций по ИИ и кардиосаркоидозу (реально их гораздо больше), можно отметить их разнонаправленность и применение разных методик, признаков и критериев оценки, что требует их объединения в единую систему.

ЛАБОРАТОРИЯ

Машинные разработки дифференциальной диагностики саркоидоза и туберкулеза были направлены на определение диагностически значимых иммунологических параметров и алгоритма дифференциальной диагностики туберкулеза и саркоидоза. Было обнаружено, что разница в концентрациях Bm2 и CD5-CD27- более значима для дифференциальной диагностики саркоидоза и туберкулеза, чем любые отдельные концентрации. Математическая модель, лежащая в основе алгоритма, основана на анализе «наивных» Т-регуляторных клеток и «наивных» В-клеток. Это может быть многообещающим подходом для дифференциальной диагностики между легочным саркоидозом и легочным туберкулезом. Результаты могут

быть полезны при отсутствии четких дифференциально-диагностических критериев между легочным туберкулезом и саркоидозом [47].

Дистанционный самоконтроль, основанный на разработке приложения для смартфона, был направлен на разработку цифрового инструмента самостоятельного контроля за лечением для пациентов с саркоидозом на основе результатов нового подхода к обработке данных с использованием машинного обучения, который выявил потребности и пробелы в текущей системе здравоохранения на уровне сообщества. Картографирование сообщества пациентов – это подход, основанный на машинном обучении, который использует тысячи онлайн-историй пациентов и визуализирует опыт пациентов на пути их лечения и влияние их болезни на их повседневную жизнь. Используя эти данные в качестве основы, был создан цифровой инструмент для самостоятельного управления. Были определены четыре основных направления для инструмента самостоятельного управления: предоставление пациентам «баланса в управлении жизнью», «просвещение о болезнях», «обзор лекарств» и «мониторинг качества жизни». Каждое из этих основных направлений имело дополнительные поддомены. Начаты исследования эффективности этого инструмента самоуправления [48].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Анализ данных литературы и собственные ранние исследования свидетельствуют о том, что разработка и применение ИИ в пульмонологии в целом и при саркоидозе в частности должны быть основаны на накопленном первичном клиническом опыте, определяющем направления поиска. «Слепые» проекты, когда ЭВМ использует «независимый опыт» и определяет новые информативные признаки, должны в конечном итоге быть сопоставлены с многолетним клиническим опытом. При анализе литературы нам пока не встретилось работ, в которых бы ИИ, говоря образно, обыграл в шахматы или ГО практического пульмонолога или рентгенолога в диагностике саркоидоза. Это несколько не умаляет поисковой работы специалистов в области обработки данных, но надо прислушаться к мнению экспертов из разных стран, что в клинической медицине успех ИИ возможен только в тесном взаимодействии с врачом-экспертом или многопрофильной комиссией врачей.



Поступила / Received 25.01.2025
Поступила после рецензирования / Revised 08.02.2025
Принята в печать / Accepted 12.02.2025

Список литературы / References

1. Лебедев ГС, Шепетовская НЛ, Решетников ВА. Телемедицина и механизмы ее интеграции. *Национальное здравоохранение*. 2021;2(2):21–27. Lebedev GS, Shepetovskaya NL, Reshetnikov VA. Telemedicine and mechanisms of its integration. *National Health Care*. 2021;2(2):21–27. (In Russ.) <https://doi.org/10.47093/2713-069X.2021.2.2.21-27>.
2. Reese H. *Understanding the differences between AI, machine learning, and deep learning*. 2017. Available at: <https://www.techrepublic.com/article/understanding-the-differences-between-ai-machine-learning-and-deep-learning>.
3. Kohane JS. Injecting artificial intelligence into medicine. *NEJM AI*. 2024;1(1). <https://doi.org/10.1056/Ale2300197>.
4. Bellini V, Badino M, Maffezzoni M, Bezzi F, Bignami E. Evolution of hybrid intelligence and its application in evidence-based medicine: A review. *Med Sci Monit*. 2023;29:e939366. <https://doi.org/10.12659/MSM.939366>.
5. Tierney A, Gayre G, Hoberman B, Mattern B, Ballesca M, Kipnis P et al. Ambient artificial intelligence scribes to alleviate the burden of clinical documentation. *NEJM Catalyst*. 2024;5(3). <https://doi.org/10.1056/CAT.23.0404>.
6. Rocks JW, Mehta P. Memorizing without overfitting: Bias, variance, and interpolation in overparameterized models. *Phys Rev Res*. 2022;4(1):013201. <https://doi.org/10.1103/physrevresearch.4.013201>.

7. Humphries SM, Yagihashi K, Huckleberry J, Rho BH, Schroeder JD, Strand M et al. Idiopathic Pulmonary Fibrosis: Data-driven Textural Analysis of Extent of Fibrosis at Baseline and 15-Month Follow-up. *Radiology*. 2017;285(1):270–278. <https://doi.org/10.1148/radiol.2017161177>.
8. Humphries SM, Chung A, Swigris JJ, Oh AS, Walsh SLF, Lynch DA et al. Quantification of Interstitial Lung Diseases, From the *AJR* special series on Quantitative imaging. *AJR Am J Roentgenol*. 2024. <https://doi.org/10.2214/AJR.24.32053>.
9. Wells AU, Walsh SLF. Quantifying fibrosis in fibrotic lung disease: a good human plus a machine is the best combination? *Ann Am Thorac Soc*. 2024;21(2):204–205. <https://doi.org/10.1513/AnnalsATS.202311-954ED>.
10. Remy-Jardin M, Giraud F, Remy J, Copin MC, Gosselin B, Duhamel A. Importance of ground-glass attenuation in chronic diffuse infiltrative lung disease: pathologic-CT correlation. *Radiology*. 1993;189(3):693–698. <https://doi.org/10.1148/radiology.189.3.8234692>.
11. Robbie H, Wells AU, Fang C, Jacob J, Walsh SLF, Nair A et al. Serial decline in lung volume parameters on computed tomography (CT) predicts outcome in idiopathic pulmonary fibrosis (IPF). *Eur Radiol*. 2022;32(4):2650–2660. <https://doi.org/10.1007/s00330-021-08338-2>.
12. Barnes H, Humphries SM, George PM, Assayag D, Glaspole I, Mackintosh JA et al. Machine learning in radiology: the new frontier in interstitial lung diseases. *Lancet Digit Health*. 2023;5(1):e41–e50. [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(22\)00230-8](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(22)00230-8).
13. Calandriello L, Mackintosh J, Felder F, Agrawal A, Alamoudi O, Alberti L et al. Artificial intelligence-based decision support for HRCT stratification in fibrotic lung disease; an international study of 116 observers from 37 countries. *Eur Respir J*. 2023;62(Suppl. 67):OA4848. <https://doi.org/10.1183/13993003.congress-2023.OA4848>.
14. Литвин АА, Буркин ДА, Кропинов АА, Парамзин ФН. Радиомика и анализ текстур цифровых изображений в онкологии (обзор). *Современные технологии в медицине*. 2021;13(2):97. Режим доступа: <https://www.stm-journal.ru/ru/numbers/2021/2/1712/html>.
Litvin AA, Burkin DA, Kropinov AA, Paramzin FN. Radiomics and texture analysis of digital images in oncology (review). *Sovremennye Tehnologii v Medicine*. 2021;13(2):97. (In Russ.) Available at: <https://www.stm-journal.ru/ru/numbers/2021/2/1712/html>.
15. Ardila D, Kiraly AP, Bharadwaj S, Choi B, Reicher JJ, Peng L, Tse D et al. End-to-end lung cancer screening with three-dimensional deep learning on low-dose chest computed tomography. *Nat Med*. 2019;25(6):954–961. <https://doi.org/10.1038/s41591-019-0447-x>.
16. Obert M. Are estimations of radiomic image markers dispensable due to recent deep learning findings? *Eur Respir J*. 2019;54(2):1901185. <https://doi.org/10.1183/13993003.01185-2019>.
17. Мелдо АА, Уткин ЛВ, Трофимова ТН, Рябинин МА, Моисеенко ВМ, Шелехова КВ. Новые подходы к разработке алгоритмов искусственного интеллекта в диагностике рака легкого. *Лучевая диагностика и терапия*. 2019;1(1):8–18. <http://doi.org/10.22328/2079-5343-2019-10-1-8-18>.
Meldo AA, Utkin LV, Trofimova TN, Ryabinin MA, Moiseenko VM, Shelekhova KV. Novel approaches to development of artificial intelligence algorithms in the lung cancer diagnostics. *Radiation Diagnostics and Therapy*. 2019;1(1):8–18. (In Russ.) <http://doi.org/10.22328/2079-5343-2019-10-1-8-18>.
18. Васильев ЮА, Арзамасов КМ, Колсанов АВ, Владимирский АВ, Омелянская ОВ, Пестренин ЛД, Нечаев НБ. Опыт применения программного обеспечения на основе технологий искусственного интеллекта на данных 800 тысяч флюорографических исследований. *Врач и информационные технологии*. 2023;4(4):54–65. https://doi.org/10.25881/18110193_2023_4_54.
Vasiliev YuA, Arzamasov KM, Kolsanov AV, Vladimirovsky AV, Omelyanskaya OV, Pestrenin LD, Nechaev NB. Experience of using software based on artificial intelligence technologies on data from 800 thousand fluorographic studies. *Medical Doctor and Information Technology*. 2023;4(4):54–65. (In Russ.) https://doi.org/10.25881/18110193_2023_4_54.
19. Geppert J, Asgharzadeh A, Brown A, Stinton C, Helm EJ, Jayakody S et al. Software using artificial intelligence for nodule and cancer detection in CT lung cancer screening: systematic review of test accuracy studies. *Thorax*. 2024;79(11):1040–1049. <https://doi.org/10.1136/thorax-2024-221662>.
20. Majumder A, Sen D. Artificial intelligence in cancer diagnostics and therapy: current perspectives. *Indian J Cancer*. 2021;58(4):481–492. https://doi.org/10.4103/ijc.399_20.
21. Кокина ДЮ, Гомболевский ВА, Арзамасов КМ, Андрейченко АЕ, Морозов СП. Возможности и ограничения использования инструментов машинной обработки текстов в лучевой диагностике. *Digital Diagnostics*. 2022;3(4):374–383. <https://doi.org/10.17816/DD101099>.
Kokina DYU, Gombolevsky VA, Arzamasov KM, Andreychenko AE, Morozov SP. Possibilities and limitations of using machine text-processing tools in Russian radiology reports. *Digital Diagnostics*. 2022;3(4):374–383. (In Russ.) <https://doi.org/10.17816/DD101099>.
22. Kim SY, Diggans J, Pankratz D, Huang J, Pagan M, Sindy N et al. Classification of usual interstitial pneumonia in patients with interstitial lung disease: assessment of a machine learning approach using high-dimensional transcriptional data. *Lancet Respir Med*. 2015;3(6):473–482. [https://doi.org/10.1016/S2213-2600\(15\)00140-X](https://doi.org/10.1016/S2213-2600(15)00140-X).
23. Chen H, Zhang S, Matsumoto H, Tsuchiya N, Yamada C, Okasaki S et al. Employing a low-code machine learning approach to predict in-hospital mortality and length of stay in patients with community-acquired pneumonia. *Sci Rep*. 2025;15(1):309. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-82615-0>.
24. Pal R, Barney A, Sgalla G, Walsh SLF, Sverzellati N, Fletcher S et al. Automated system for diagnosing pulmonary fibrosis using crackle analysis in recorded lung sounds based on iterative envelope mean fractal dimension filter. *Physiol Meas*. 2025. <https://doi.org/10.1088/1361-6579/ada9b4>.
25. Борисов СЕ, Адамович ВН., Шлаин ВА. Дифференциальная диагностика саркоидоза органов дыхания с применением математических методов и ЭВМ. *Проблемы туберкулеза*. 1991;9(3):32–35.
Borisov SE, Adamovich VN, Shlain VA. Mathematical methods and computers in the differential diagnosis of respiratory sarcoidosis. *Problemy Tuberkuleza*. 1991;9(3):32–35. (In Russ.).
26. Визель АА. Системы поддержки принятия решений в медицине. *Казанский медицинский журнал*. 1992;73(3):219–220.
Vizel AA. Support systems of decisions in medicine. *Kazan Medical Journal*. 1992;73(3):219–220. (In Russ.).
27. Визель Л, Визель А, Визель И, Авдеев С, Шакирова Г, Чикрин Д. *Программа SarcoQ (СаркоКью)*. Патент RU №2025610517, 10.01.2025. Режим доступа: <https://onlinepatent.ru/software/2025610517>.
28. Premjee A, Li L, Garikapati S, Sarpong KN, Morgenthau AS. Leveraging AI technology in sarcoidosis. *Curr Opin Pulm Med*. 2024;30(5):570–575. <https://doi.org/10.1097/MCP.0000000000001085>.
29. Lew D, Klang E, Soffer S, Morgenthau AS. Current Applications of Artificial Intelligence in Sarcoidosis. *Lung*. 2023;201:445–454. <https://doi.org/10.1007/s00408-023-00641-7>.
30. Schupp JC, Freitag-Wolf S, Bargagli E, Mihailović-Vučinić V, Rottoli P, Grubanovic A et al. Phenotypes of organ involvement in sarcoidosis. *Eur Respir J*. 2018;51(1):1700991. <https://doi.org/10.1183/13993003.00991-2017>.
31. Chen ES. Is this the dawning of AI for sarcoidosis? *Lung*. 2023;201(5):443–444. <https://doi.org/10.1007/s00408-023-00643-5>.
32. Crouser ED, Maier LA, Wilson KC, Bonham CA, Morgenthau AS, Patterson KC et al. Diagnosis and detection of sarcoidosis. An official American Thoracic Society Clinical Practice Guideline. *Am J Respir Crit Care Med*. 2020;201(8):e26–e51. <https://doi.org/10.1164/rccm.202002-0251ST>.
33. Wells AU, Walsh SLF. Quantitative computed tomography and machine learning: recent data in fibrotic interstitial lung disease and potential role in pulmonary sarcoidosis. *Curr Opin Pulm Med*. 2022;28(5):492–497. <https://doi.org/10.1097/MCP.0000000000000902>.
34. Judson MA, Qiu J, Dumas CL, Yang J, Sarachan B, Mitra J. An artificial intelligence platform for the radiologic diagnosis of pulmonary sarcoidosis: an initial pilot study of chest computed tomography analysis to distinguish pulmonary sarcoidosis from a negative lung cancer screening scan. *Lung*. 2023;201:611–616. <https://doi.org/10.1007/s00408-023-00655-1>.
35. Lippitt WL, Maier LA, Fingerlin TE, Lynch DA, Yadav R, Rieck J et al. The textures of sarcoidosis: quantifying lung disease through variograms. *medRxiv*. 2024. <https://doi.org/10.1101/2024.05.20.24307618>.
36. Ryan SM, Fingerlin TE, Mroz M, Barkes B, Hamzeh N, Maier LA, Carlson NE. Radiomic measures from chest high-resolution computed tomography associated with lung function in sarcoidosis. *Eur Respir J*. 2019;54(2):1900371. <https://doi.org/10.1183/13993003.00371-2019>.
37. Васильев ЮА, Туравилова ЕВ, Шулькин ИМ, Омелянская ОВ, Арзамасов КМ, Козлов ДВ и др. *MosMedData: КТ с признаками саркоидоза легких*. Патент RU 2023621228, 17.04.2023. Режим доступа: <https://elibrary.ru/aonfau>.
38. Антипушина ДН. *Клинические характеристики больных саркоидозом*. Патент RU 2019622030, 11.11.2019. Режим доступа: <https://elibrary.ru/aieldpx>.
39. Чучалин АГ, Авдеев СН, Айсанов ЗР, Баранова ОП, Борисов СЕ, Генне НА и др. Саркоидоз: федеральные клинические рекомендации по диагностике и лечению. *Пульмонология*. 2022;32(6):806–833. <https://doi.org/10.18093/0869-0189-2022-32-6-806-833>.
Chuchalin AG, Avdeev SN, Aisanov ZR, Baranova OP, Borisov SE, Geppe NA et al. Sarcoidosis: federal clinical guidelines for diagnosis and treatment. *Pulmonologiya*. 2022;32(6):806–833. (In Russ.) <https://doi.org/10.18093/0869-0189-2022-32-6-806-833>.
40. Визель АА, Белиловский ЕМ, Соколов НГ, Галков ЕМ. *Логическое правило интерпретации внешнего дыхания и его реализация на микро-ЭВМ*. Казань; 1990. 10 с.
41. de Lima AD, Lopes AJ, do Amaral JLM, de Melo PL. Explainable machine learning methods and respiratory oscillometry for the diagnosis of respiratory abnormalities in sarcoidosis. *BMC Med Inform Decis Mak*. 2022;22(1):274. <https://doi.org/10.1186/s12911-022-02021-2>.
42. Katsushika S, Kodera S, Nakamoto M, Ninomiya K, Kakuda N, Shinohara H et al. Deep learning algorithm to detect cardiac sarcoidosis from echocardiographic movies. *Circ J*. 2021;86(1):87–95. <https://doi.org/10.1253/circj.CJ-21-0265>.
43. Dai Q, Sherif AA, Jin C, Chen Y, Cai P, Li P. Machine learning predicting mortality in sarcoidosis patients admitted for acute heart failure. *Cardiovasc Digit Health J*. 2022;3(6):297–304. <https://doi.org/10.1016/j.cvdh.2022.08.001>.

44. Bobbio E, Eldhagen P, Polte CL, Hjalmarsson C, Karason K, Rawshani A et al. Clinical Outcomes and Predictors of Long-Term Survival in Patients With and Without Previously Known Extracardiac Sarcoidosis Using Machine Learning: A Swedish Multicenter Study. *J Am Heart Assoc.* 2023;12(15):e029481. <https://doi.org/10.1161/JAHA.123.029481>.
45. Nakajo M, Hirahara D, Jinguji M, Ojima S, Hirahara M, Tani A et al. *Jpn J Radiol.* 2024;42(7):744–752. <https://doi.org/10.1007/s11604-024-01546-y>.
46. Eckstein J, Moghadas N, Körperich H, Akkuzu R, Sciacca V, Sohns C et al. Machine-Learning-Based diagnostics of cardiac sarcoidosis using multi-chamber wall motion analyses. *Diagnostics.* 2023;13(14):2426. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13142426>.
47. Osipov N, Kudryavtsev I, Spelnikov D, Rubinstein A, Belyaeva E, Kulpina A et al. Differential diagnosis of tuberculosis and sarcoidosis by immunological features using machine learning. *Diagnostics.* 2024;14(19):2188. <https://doi.org/10.3390/diagnostics14192188>.
48. Dunweg A, Kahlman V, Kicken H. Development of a digital self-management tool for people with sarcoidosis. *Eur Respir J.* 2024;64(Suppl. 68):PA5181. <https://doi.org/10.1183/13993003.congress-2024.PA5181>.

Вклад авторов:

Концепция статьи – **А.А. Визель, С.Н. Авдеев**
 Концепция и дизайн исследования – **А.А. Визель, С.Г. Лебедев**
 Написание текста – **И.Ю. Визель**
 Сбор и обработка материала – **И.Ю. Визель, Л.А. Визель**
 Обзор литературы – **И.Ю. Визель, Л.А. Визель**
 Анализ материала – **А.А. Визель, С.Н. Авдеев, И.Ю. Визель**
 Редактирование – **И.Ю. Визель, С.Г. Лебедев**
 Утверждение окончательного варианта статьи – **А.А. Визель**

Contribution of authors:

Concept of the article – **Aleksandr A. Vizel, Sergey N. Andeev**
 Study concept and design – **Aleksandr A. Vizel, Stanislav G. Lebedev**
 Text development – **Irina Yu. Vizel**
 Collection and processing of material – **Irina Yu. Vizel, Leonid A. Vizel**
 Literature review – **Irina Yu. Vizel, Leonid A. Vizel**
 Material analysis – **Aleksandr A. Vizel, Sergey N. Andeev, Irina Yu. Vizel**
 Editing – **Irina Yu. Vizel, Stanislav G. Lebedev**
 Approval of the final version of the article – **Aleksandr A. Vizel**

Информация об авторах:

Визель Александр Андреевич, д.м.н., профессор, заведующий кафедрой фтизиопульмонологии, Казанский государственный медицинский университет; 420012, Россия, Казань, ул. Бултерова, д. 49; SPIN-код: 5918-5465; Author ID: 195447; lordara@inbox.ru

Авдеев Сергей Николаевич, академик РАН, д.м.н., профессор, главный пульмонолог Минздрава России, заведующий кафедрой пульмонологии Института клинической медицины имени Н.В. Склифосовского, Первый Московский государственный медицинский университет имени И.М. Сеченова (Сеченовский Университет); 119991, Россия, Москва, ул. Трубецкая, д. 8, стр. 2; SPIN-код: 1645-5524; Author ID: 194984; serg_avdeev@list.ru

Лебедев Георгий Станиславович, д.т.н., профессор, заведующий кафедрой информационных и интернет-технологий, Институт цифровой медицины Первого Московского государственного медицинского университета имени И.М. Сеченова (Сеченовский Университет); 119435, Россия, Москва, Абрикосовский пер., д. 1, стр. 2; заведующий отделом инновационного развития и научного проектирования, Центральный научно-исследовательский институт организации и информатизации здравоохранения; 127254, Россия, Москва, ул. Добролюбова, д. 11; SPIN-код: 2297-6877; Author ID: 144872; geramail@rambler.ru

Визель Ирина Юрьевна, д.м.н., профессор РАЕ, профессор кафедры фтизиопульмонологии, Казанский государственный медицинский университет; 420012, Россия, Казань, ул. Бултерова, д. 49; SPIN-код: 6000-3813; Author ID: 246946; tatpulmo@mail.ru

Визель Леонид Александрович, студент, Казанский (Приволжский) федеральный университет; 420008, Россия, Казань, ул. Кремлевская, д. 18; laskaleo2004@mail.ru

Information about authors:

Aleksandr A. Vizel, Dr. Sci. (Med.), Professor, Head of the Department of Phthisiopulmonology, Kazan State Medical University; 49, Butlerov St., Kazan, 420012, Russia; lordara@inbox.ru

Sergey N. Andeev, Acad. RAS, Dr. Sci. (Med.), Professor, Chief Pulmonologist of the Ministry of Health of the Russian Federation, Head of the Department of Pulmonology of the Sklifosovsky Institute of Clinical Medicine, Sechenov First Moscow State Medical University (Sechenov University); 8, Bldg. 2, Trubetskaya St., Moscow, 119991, Russia; serg_avdeev@list.ru

Georgy S. Lebedev, Dr. Sci. (Eng.), Professor, Head of the Department of Information and Internet Technologies, Institute of Digital Medicine of the Sechenov First Moscow State Medical University (Sechenov University); 1, Bldg. 2, Abrikosovsky Lane, Moscow, 119435, Russia; Head of the Department of Innovative Development and Scientific Design, Central Research Institute for Health Organization and Informatization of the Ministry of Health of the Russian Federation; 11, Dobrolyubova St., Moscow, 127254, Russia; geramail@rambler.ru

Irina Yu. Vizel, Dr. Sci. (Med.), Professor of RAE, Professor of the Department of Phthisiopulmonology, Kazan State Medical University; 49, Butlerov St., Kazan, 420012, Russia; tatpulmo@mail.ru

Leonid A. Vizel, Student, Kazan (Volga Region) Federal University; 18, Kremlevskaya St., Kazan, 420008, Russia; laskaleo2004@mail.ru