

<https://doi.org/10.33878/2073-7556-2024-23-3-136-149>



Искусственный интеллект в диагностике и лечении воспалительных заболеваний кишечника (обзор литературы)

Филь Т.С., Бакулин И.Г.

ФГБОУ ВО СЗГМУ им И.И. Мечникова Минздрава России (Пискаревский пр., д. 47, г. Санкт-Петербург, 195067, Россия)

РЕЗЮМЕ

В настоящее время ученые из разных стран изучают возможности применения методов машинного обучения для повышения точности эндоскопической и лучевой диагностики у пациентов с воспалительными заболеваниями кишечника (ВЗК) как для уменьшения временных затрат врачей на описание результатов исследований, так и для уменьшения сроков верификации диагноза. Прогнозирование течения ВЗК на основе искусственного интеллекта (ИИ) с созданием прогностических сценариев (моделей) — еще одно перспективное направление в гастроэнтерологии. В данном обзоре проанализированы основные направления научных проектов по внедрению ИИ и методов машинного обучения в диагностику и прогнозирование течения ВЗК. Особое внимание в статье уделяется проблемам, с которыми сталкиваются специалисты при применении методов ИИ, способам их решения, а также перспективам использования ИИ у пациентов с ВЗК. Представлены возможности применения ИИ для скрининга колоректального рака, анализа медицинских карт.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: воспалительные заболевания кишечника, язвенный колит, болезнь Крона, искусственный интеллект, колоректальный рак

КОНФИКТ ИНТЕРЕСОВ: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов

ДЛЯ ЦИТИРОВАНИЯ: Филь Т.С., Бакулин И.Г. Искусственный интеллект в диагностике и лечении воспалительных заболеваний кишечника (обзор литературы). *Колопроктология*. 2024; т. 23, № 3, с. 136–149. <https://doi.org/10.33878/2073-7556-2024-23-3-136-149>

Artificial intelligence in the diagnostics and treatment of inflammatory bowel diseases (review)

Tatiana S. Fil', Igor G. Bakulin

Mechnikov North-Western State Medical University, Russian Ministry of Health (Piskarevsky ave., 47, St. Petersburg, 195067, Russia)

ABSTRACT

Currently scientists from different countries are exploring the possibilities of using machine learning methods to improve the accuracy of endoscopic and radiation diagnostics in patients with inflammatory bowel diseases (IBD) both to reduce the time spent by doctors on describing the results and to reduce the time needed to verify the diagnosis. Predicting the course of IBD based on artificial intelligence (AI) with the creation of predictive scenarios (models) is another promising area in gastroenterology. This review analyzes the main directions of scientific projects on the introduction of AI and machine learning methods in the diagnosis and prediction of the course of IBD. The article pays special attention to the problems faced by specialists in the application of AI methods, ways to solve them, as well as the prospects for using AI in patients with IBD. The possibilities of using AI for colorectal cancer screening and analysis of medical records are presented.

KEYWORDS: inflammatory bowel diseases, ulcerative colitis, Crohn's disease, artificial intelligence, colorectal cancer

CONFLICT OF INTEREST: the authors declare no conflict of interest

FOR CITATION: Fil' T.S., Bakulin I.G. Artificial intelligence in the diagnostics and treatment of inflammatory bowel diseases (review). *Koloproktologia*. 2024;23(3):136–149. (in Russ.). <https://doi.org/10.33878/2073-7556-2024-23-3-136-149>

АДРЕС ДЛЯ ПЕРЕПИСКИ: Филь Татьяна Сергеевна, ФГБОУ ВО СЗГМУ им И.И. Мечникова Минздрава России, Пискаревский пр., д. 47, Санкт-Петербург, 195067, Россия; тел.: +7 (812) 303-50-00; e-mail: fts-88@mail.ru

ADDRESS FOR CORRESPONDENCE: Fil' Tatiana Sergeevna, Mechnikov North-Western State Medical University, Russian Ministry of Health, 47 Piskarevsky ave., Saint Petersburg, 195067, Russia; tel.: +7 (812) 303-50-00; e-mail: fts-88@mail.ru

Дата поступления — 13.03.2024
Received — 13.03.2024

После доработки — 28.06.2024
Revised — 28.06.2024

Принято к публикации — 01.08.2024
Accepted for publication — 01.08.2024

ВВЕДЕНИЕ

Воспалительные заболевания кишечника (ВЗК) — это группа хронических иммуновоспалительных заболеваний кишечника. Язвенный колит (ЯК) — хроническое рецидивирующее воспалительное заболевание толстой кишки с распространением поражения непрерывно от прямой кишки в проксимальном направлении [1]. Болезнь Крона (БК) — хроническое, рецидивирующее заболевание желудочно-кишечного тракта неясной этиологии, характеризующееся трансмуральным, сегментарным воспалением стенки тонкой и/или толстой кишки или всего желудочно-кишечного тракта с развитием местных и системных осложнений [2].

Высокие показатели выявления ВЗК отмечают в Европе (язвенный колит — 505 на 100 000 в Норвегии; болезнь Крона — 322 на 100 000 в Германии) и Северной Америке (язвенный колит — 286 на 100 000 в США; болезнь Крона — 319 на 100 000 в Канаде), кроме того с 1990 года растет заболеваемость ВЗК в развитых странах Африки, Азии и Южной Америки (для болезни Крона прирост 11,1% [95% ДИ: 4,8–17,8%] и для язвенного колита прирост 14,9% [95% ДИ: 10,4–19,6%]) [3].

Дебют ВЗК может быть в любом возрасте, однако, по данным Регистра Северо-Западного центра лечения ВЗК ФГБОУ ВО СЗГМУ им. И.И. Мечникова, пик дебюта симптомов и ЯК, и БК приходится на молодой, от 18 до 30 лет, возраст пациентов. По литературным данным, в России средний срок постановки диагноза от момента появления первых симптомов заболевания составляет от 1 до 1,5 лет — при ЯК и от 2,5 до 3,5 года — при БК [4,5]. В настоящее время не существует единого эталонного стандарта диагностики ВЗК [6]. Окончательная постановка диагноза ВЗК нередко требует проведения дорогостоящих инструментальных методов и специальной подготовки врачей (гастроэнтеролога, терапевта, хирурга) для интерпретации результатов этих исследований. Более того, выполнение полного алгоритма не исключает отсутствие достаточного количества информации для постановки диагноза ВЗК, что приводит к длительным срокам верификации окончательного диагноза [7,8]. Основным лечебным подходом для ВЗК является противовоспалительная и иммуносупрессивная терапия (системные глюкокортикостероиды, таргетная иммуносупрессивная терапия, генно-инженерная биологическая терапия). В соответствии с концепцией «treat to target», долгосрочная цель лечения пациента — достижение эндогистологического заживления

при ЯК и трансмурального заживления при БК. При неблагоприятном течении ВЗК и неадекватной терапии могут развиваться различные осложнения (кишечное кровотечение, кишечные свищи, абсцессы), требующие хирургического лечения, приводящие к инвалидизации и значительному снижению качества жизни пациентов. Так, частота операций на протяжении всей жизни обычно составляет 50% — для БК и 20–30% — для ЯК. По наблюдениям Bernstein C.N. и соавт. (2006), совокупная частота хирургических вмешательств увеличивается по мере длительности заболевания и составляет 10–35%, 21–59% и 37–61% через 1, 5 и 10 лет после постановки диагноза, соответственно [9].

Основные вызовы в лечении пациентов с ВЗК: значительное бремя ВЗК для системы здравоохранения (сложные методы диагностики, дорогостоящее лечение, значительная частота инвалидизации при ЯК и БК), отсутствие практического применения знаний о факторах риска ВЗК в профилактических целях, объективные трудности диагностики заболеваний в связи с недостаточностью лабораторно-инструментальных и морфологических данных для верификации диагноза, высокие риски осложнений и хирургического лечения, недостаточный опыт врачей первичного звена в интерпретации результатов инструментальной диагностики, недостаточная эффективность существующих методов фармакотерапии и медикаментозных способов профилактики рецидивов.

Искусственный интеллект — помощник врача в диагностике ВЗК

Искусственный интеллект (ИИ) — это комплекс технологических решений, позволяющих имитировать когнитивные функции человека и получать при выполнении конкретных задач результаты как минимум сопоставимые с интеллектуальной деятельностью человека. В основе ИИ лежат методы машинного обучения, которые, в свою очередь, представляют собой математические функции. Математическая модель в процессе «обучения» находит зависимости между данными в массиве обучающей выборки и, таким образом, приобретает способность классифицировать данные или предсказывать их. Среди методов машинного обучения выделяется метод глубокого обучения — это математические модели, имеющие скрытые слои, позволяющие находить менее очевидные для человека взаимосвязи. В зависимости от наличия или отсутствия этапа разметки наборов данных методы машинного обучения делятся на обучение с учителем (с разметкой) или без учителя (без

разметки). Разметка данных, процесс трудоемкий и дорогостоящий, позволяет задать в обучающем датасете выходные данные и направить систему на поиск закономерностей в рамках, соответствующих цели исследования. В медицинском ИИ наибольшее распространение получили методы обучения с учителем (с разметкой).

Значительный рост исследований и объема инвестиций в разработку цифровых технологий и ИИ в медицине связывают с прошедшей пандемией COVID-19, когда система здравоохранения всего мира испытывала колоссальную нагрузку. Гастроэнтерология — не исключение: по литературным данным, количество исследований по применению ИИ для ВЗК в мире практически удвоилось в период с 2020 по 2021 гг. [10]. В международной базе биомедицинских исследований Pubmed по запросу «Artificial intelligence and inflammatory bowel disease» без дополнительных фильтров найдена 551 публикация. При этом до 2010 г. — по одной публикации, затем прогрессивный рост числа публикаций, с пиком в 2020–2021 гг.: в 2019 г. — 33 публикации, в 2020 г. — 61, в 2021 г. — 107, в 2022 г. — 134, в 2023 г. — 150 публикаций.

Ученые всего мира работают над тем, чтобы цифровые технологии и ИИ могли помогать врачам, сокращая время на исследование, повышая производительность их труда в условиях кадрового дефицита, а также повышая диагностическую точность врача.

Искусственный интеллект при проведении эндоскопической диагностики патологии толстой кишки

Одним из основных методов диагностики ВЗК является эндоскопическое исследование, которое представляется в виде изображений слизистой оболочки кишки или в формате видеопотока. Для обработки изображений методами машинного обучения применяют свёрточные нейронные сети — один из методов глубокого обучения. По мнению ряда ученых, в гастроэнтерологии имеется высокий потенциал

в применении ИИ, благодаря возможности автоматического распознавания и интерпретации изображений при эндоскопии [11].

Так, Ozawa T.C. с соавт. (2019) из калифорнийского университета создали систему автоматизированной эндоскопической диагностики на основе свёрточной нейронной сети, которая была обучена отличать эндоскопическую ремиссию (по шкале Schroeder 0 баллов) от слизистой оболочки с признаками активного ЯК на наборе из 26304 изображений слизистой оболочки толстой кишки, полученных от 841 пациента с ЯК, которые были размечены в соответствии со шкалой Мейо. При тестировании на независимом наборе из 3981 изображений, полученных от 114 пациентов с ЯК, нейросеть продемонстрировала высокую точность в определении ремиссии для слизистой оболочки прямой кишки, и несколько меньшую точность — для слизистой оболочки правой и левой сторон толстой кишки (AUC = 0,92, 0,83 и 0,83, соответственно) [12]. Аналогичное исследование было проведено Stidham R. (2020), обучившим многослойную свёрточную нейронную сеть различать эндоскопическую ремиссию и активное течение ЯК на 16 514 изображений от 3082 уникальных пациентов, из них 3980 (24,1%) изображений были классифицированы как заболевание от умеренной до тяжелой степени по установленной контрольной шкале. Созданная ИИ-система показала хорошие результаты в дифференциальной диагностике эндоскопической ремиссии от активного течения заболевания: AUROC 0,966 (95% ДИ: 0,967–0,972); прогностическая ценность положительного результата составила 0,87 (95% ДИ: 0,85–0,88), чувствительность — 83,0% (95% ДИ: 80,8–85,4%) и специфичность — 96,0% (95% ДИ: 95,1–97,1%); прогностическая ценность отрицательного результата была 0,94 (95% ДИ: 0,93–0,95). Взвешенное κ -соответствие между ИИ-моделью и мнением экспертной группы было хорошим (κ = 0,84; 95% ДИ: 0,83–0,86) и соответствовало значению согласованности между врачами-экспертами (κ = 0,86; 95% ДИ: 0,85–0,87) [13].

RESULTS BY YEAR

551 results



Рисунок 1. Количество научных проектов по теме применения ИИ для ВЗК

Figure 1. Number of scientific projects on the use of artificial intelligence for inflammatory bowel diseases

Lo B. и соавт. (2022) разработали модель на основе свёрточных нейронных сетей InceptionNet-V3 и EfficientNet-B0 — EfficientNet-B4 для классификации изменения слизистой оболочки: для проекта были собраны и размечены 1484 уникальных эндоскопических изображения от 467 пациентов; на основании данного датасета были обучены несколько моделей машинного обучения на основе свёрточных нейронных сетей. В самой сложной задаче — дифференцировке всех категорий по Schroeder — окончательная модель достигла тестовой точности 0,84. При работе системы в бинарных задачах различения 0 баллов по Schroeder — против 1–3 баллов по Schroeder и 0–1 баллов по Schroeder — против 2–3 балла по Schroeder были достигнуты точности 0,94 и 0,93, а площади под кривыми AUC-ROC составили 0,997 и 0,998, соответственно. Таким образом, ИИ может помогать не только отличать норму от патологии, но и проводить стратификацию активности заболевания [14]. Byrne M. с соавт. (2021), провели работу по обучению свёрточной нейронной сети на более чем 375000 размеченных эндоскопических изображений слизистой оболочки толстой кишки, которые были разделены на обучающую, тестовую и валидизирующую выборки в пропорции 60/20/20. При этом около 22 000 (около 6%) изображений были маркированы как нормальная слизистая оболочка, в остальных изображениях были размечены изменения сосудистого рисунка, дефекты слизистой оболочки, баллы по шкале Мейо и UCEIS. Общая точность ИИ-модели в данном исследовании около 88% [15]. Несколько более сложной задачей для ИИ является обработка видеопотока изображений эндоскопического исследования для помощи врачу в режиме реального времени. Так, ученые из США опубликовали данные испытания модели на основе свёрточной нейронной сети Inception-v3, обученной на 169 видеозаписях эндоскопии. Видеопоток разбивали на наборы неподвижных изображений, которые были размечены врачами-экспертами по степени активности воспаления с указанием баллов по Schroeder. Задачу классификации неподвижных изображений ИИ-система решала с высокой чувствительностью и специфичностью: среднее значение чувствительности для 5-fold кросс-валидации — 0,902, специфичности — 0,870, средняя AUC = 0,961. Однако при тестировании на видеопотоке метрики качества несколько ухудшились: ИИ-система правильно отличала ремиссию (по Schroeder 0-1) от активного заболевания (по шкале Schroeder 2-3) в 83,7% (221 из 264) видеороликов, однако были приближены к мнению врачей-экспертов при оценке аналогичных видеопотоков [16]. Gottlieb K. с соавт. (2021) обучили рекуррентную нейронную сеть (RNN) сразу

на основе видеороликов: 795 полнометражных видеозаписей эндоскопии были проспективно собраны в ходе второй фазы многоцентрового клинического исследования с участием 249 пациентов из 14 стран, общим объемом 19,5 миллионов кадров изображений. Все видеоролики были обработаны с целью удаления аномалий и централизованно классифицированы врачами-экспертами по Schroeder и по эндоскопическому индексу тяжести язвенного колита (UCEIS), затем на основе этих полнометражных записей эндоскопии рекуррентная нейронная сеть была обучена функциям прогнозирования индекса Schroeder и UCEIS. В дальнейшем результаты работы модели сравнивали с заключениями врачей-экспертов: показатель соответствия составил 0,844 (95% ДИ: 0,787–0,901) для эндоскопического индекса Мейо и 0,855 (95% ДИ: 0,80–0,91) для UCEIS, что можно считать достаточно высоким уровнем согласованности результатов ИИ и врача-эксперта [17].

Другим вариантом дифференцировки активности ЖК является пиксельное распознавание оттенков красного при колоноскопии. Bossuyt P. (2020) разработали алгоритм машинного обучения, основанный на данных о цвете пикселей из цветовой карты наряду с определением сосудистого рисунка. В когорте из 29 пациентов с ЖК и 6 здоровых в контрольной группе показатель «плотности красного» коррелировал с индексом эндоскопической активности по Schroeder ($r = 0,76, p < 0,0001$) и эндоскопическим индексом тяжести ЖК ($r = 0,74, p < 0,0001$). В валидационном датасете показатель «плотность красного» также значимо коррелировал с индексом эндоскопической активности ($r = 0,65, p = 0,00002$) [18].

Искусственный интеллект при проведении эндоскопической диагностики патологии тонкой кишки

В отличие от ЖК, при БК поражается не только толстая кишка, но и тонкая; из эндоскопических методов диагностики патологии тонкой кишки в настоящее время на практике доступны лишь методы видеокапсульной эндоскопии. Капсульная эндоскопия произвела революцию в исследовании тонкой кишки, однако просмотр видео продолжительностью 8–10 часов отнимает много времени у врачей. Для этого метода также разрабатывают ИИ-помощников.

Японские ученые Aoki T. с соавт. обучили многослойную свёрточную нейронную сеть на основе Single Shot Multibox распознавать дефекты на слизистой оболочке, используя 5360 изображений, полученных при видеокапсульной эндоскопии. Качество модели оценивали с использованием независимого тестового набора из 10440 изображений тонкой кишки, на обработку которого ИИ-модели потребовалось всего

233 секунды. AUC для обнаружения на слизистой эрозий и язв составила 0,958 (95% ДИ: 0,947–0,968), чувствительность, специфичность и точность составили 88,2% (95% ДИ: 84,8–91,0%), 90,9% (95% ДИ: 90,3–91,4%) и 90,8% (95% ДИ: 90,2–91,3%), соответственно [19].

В другом проекте эта группа японских ученых изучала вопрос, может ли система на основе свёрточных нейронных сетей сократить время анализа данных при капсульной эндоскопии. Было подготовлено 20 видеозаписей капсульной эндоскопии тонкой кишки, каждая из которых включала 0–5 дефектов слизистой оболочки тонкой кишки (эрозии или язвы). В проекте сравнивались два алгоритма анализа данных: (А) заключение только эндоскописта и (Б) заключение эндоскописта после первичного анализа с помощью ИИ-сервиса. Два эксперта и четыре стажера независимо друг от друга просматривали по 20 видеороликов каждый (10 — для процесса А и 10 — для процесса Б). Результатами были время подготовки заключения и частота обнаружения эндоскопистами дефектов слизистой оболочки. «Золотым стандартом» были заключения, сделанные двумя независимыми экспертами. В результате среднее время подготовки заключения эндоскопистами было значительно короче по алгоритму Б (эксперт — 3,1 мин.; стажер — 5,2 мин.) по сравнению с алгоритмом А (эксперт — 12,2 мин.; стажер — 20,7 мин.) ($p < 0,001$). При этом частота обнаружения дефектов слизистой оболочки эндоскопистами существенно не снизилась в процессе Б (эксперт — 87%; стажер — 55%) по сравнению с процессом А (эксперт — 84%; стажер — 47%). Таким образом, ИИ-сервисы способны выполнять свою главную функцию — помогать врачу сокращать время на обработку результатов исследований [20]. Ferreira J. с соавт. из Португалии в период с 2017 по 2020 гг. использовали в общей сложности 8085 изображений капсулы «PillCam». В этом датасете было 2855 изображений язв и 1975 изображений эрозий, на остальных изображениях была нормальная слизистая оболочка кишечника. Была создана свёрточная нейронная сеть на основе модели Xception с ее весами, обученными в ImageNet. Общая чувствительность и специфичность модели составили 90,0% и 96,0%, соответственно, точность и достоверность этой модели составили 97,1% и 92,4%, соответственно: в частности, алгоритм выявил язвы с чувствительностью 83% и специфичностью 98%, а эрозии с чувствительностью и специфичностью 91% и 93%, соответственно. Коэффициент AUC для обнаружения язв и эрозий на изображениях РСС составил 1,00 [21].

Группа ученых из Израиля протестировала многослойную нейронную сеть для обнаружения

проходимых стриктур при капсульной эндоскопии. В целом набор данных включал 27892 изображения капсульной эндоскопии: 1942 изображения стриктур, 14266 изображений нормальной слизистой оболочки и 11684 изображения язв, которые были распределены по тяжести. В задаче классификации стриктур ИИ-модель продемонстрировала среднее значение точности проведенных 10-ти кросс-валидаций на уровне 93,5%. Метрики качества в дифференциальной диагностике были очень хорошими: между стриктурами и нормальной слизистой оболочкой (площадь под кривой AUC 0,989), стриктурами и всеми язвами (AUC 0,942), а также между стриктурами и различными степенями язв (для легких, умеренных и тяжелых язв — AUC 0,992, 0,975 и 0,889, соответственно). Такая точность обнаружения язв и стриктур с помощью глубоких нейронных сетей позволяет автоматически интерпретировать результаты, связанные с БК [22]. Barash Y. (2021) из Израиля также исследовали задачу классификации язв на слизистой оболочке тонкой кишки с помощью свёрточной нейронной сети. В эксперименте было использовано 17640 изображений капсульной эндоскопии от 49 пациентов: 7391 изображений с язвами слизистой оболочки и 10 249 изображений нормальной слизистой оболочки. При этом 2598 случайно выбранных изображений с язвенными дефектами были ранжированы (размечены) от 1 до 3 в зависимости от тяжести язвенных дефектов. ИИ-алгоритм был обучен на 1242 размеченных изображениях. Точность классификации алгоритма составила 0,91 (95% ДИ: 0,867–0,954) для язв 1 степени по сравнению с язвами 3 степени, 0,78 (95% ДИ: 0,716–0,844) для язв 2 степени по сравнению с язвой 3 степени и 0,624 (95% ДИ: 0,547–0,701) — для язв 1 степени по сравнению со 2 степенью. Хотя метрики качества работы ИИ-сервиса в данном эксперименте требуют дальнейшего улучшения модели, эксперимент демонстрирует, что ИИ-системы потенциально могут облегчить и улучшить диагностику у пациентов БК тонкой кишки [23].

Однако не только язвенные дефекты могут быть оценены при капсульной эндоскопии. Так, китайские ученые в период с июля 2016 по июль 2018 гг. собрали 113 426 569 изображений от 6970 пациентов с болезнью Крона тонкой кишки в 77 медицинских центрах. На наборе из 158 235 изображений, полученных от 1970 пациентов, свёрточная нейросеть была обучена отличать аномальные изображения от нормальных, кроме того, изображения были классифицированы как «норма», «воспаление», «язва», «полипы», «лимфангиэктазии», «кровотечение», «сосудистые заболевания», «объемные образования», «гиперплазия лимфатических фолликулов», «дивертикул», «паразит» и другие. Модель была дополнительно

валидирована на наборе изображений от 5000 независимых пациентов. Эти же изображения были оценены с помощью обычного анализа 20 врачами. В результате на изображениях из тестового набора после окончательной консенсусной оценки было выявлено 4206 аномалий у 3280 пациентов. ИИ-модель выявила отклонения с чувствительностью 99,88% в анализе для каждого пациента (95% ДИ: 99,67–99,96%) и чувствительностью 99,90% — в анализе для каждого поражения (95% ДИ: 99,74–99,97%). Врачи-эксперты выявили отклонения с чувствительностью 74,57% (95% ДИ: 73,05–76,03%) — при анализе каждого пациента и 76,89% — при анализе каждого поражения (95% ДИ: 75,58–78,15%). Среднее время подготовки заключения на одного пациента составило $96,6 \pm 22,53$ минуты — при обычном считывании и $5,9 \pm 2,23$ минуты — при расшифровке с помощью ИИ ($p < 0,001$) [24].

Группа ученых из Израиля провела исследование по применению ИИ для выявления язв тонкой кишки при капсульной энтероскопии: свёрточная нейронная сеть была обучена классифицировать изображения либо на нормальную слизистую оболочку, либо на язвы слизистой оболочки. Сначала обучили сеть на 5-кратных случайным образом разделенных изображениях (в каждом наборе 80% — обучающий датасет и 20% — тестовый). Затем ученые провели 10 экспериментов, в которых изображения от одной группы пациентов использовались для обучения сети, а изображения от другой группы пациентов использовались для тестирования сети. Итоговый датасет включал 17640 изображений капсульной энтероскопии от 49 пациентов: 7391 изображение с язвами слизистой оболочки и 10249 изображений нормальной слизистой оболочки. ИИ-модель продемонстрировала отличные результаты: AUC — 0,99 и точностью — от 95,4% до 96,7% [25].

Таким образом, применение ИИ-алгоритмов обеспечивает высокую и стабильную диагностическую точность при сокращенном времени считывания; в будущем алгоритмы глубокого обучения могут дополнить и облегчить анализ результатов капсульной энтероскопии. Кроме того, ИИ может быть использован для дифференциальной диагностики. Так, группа европейских ученых разработали модель на основе свёрточных нейронных сетей, позволяющую отличать ВЗК от инфекционного и ишемического колита, используя 1796 эндоскопических изображений, полученных во время 584 колоноскопий у 494 пациентов, а также алгоритм на основе «решающих деревьев» по анализу клинических данных, затем была проведена оценка метрик качества для сочетания этих двух моделей. По результатам исследования

глобальная точность нейросети, решающих деревья и гибридного подхода составила 0,709, 0,792 и 0,766, соответственно. Положительные прогностические значения составили 0,602, 0,702 и 0,657, соответственно. Глобальная точность свёрточной нейросети и врачей-эндоскопистов не различалась (0,721). Метрики качества в данном эксперименте требуют дополнительного изучения и оценки, и, вероятно, увеличения обучающего набора данных [26].

Кроме метода компьютерного зрения, дифференциальная диагностика может проводиться на основе обработки естественного языка. Так, Tong Y. с соавт. (2020) разработали ИИ-алгоритм для дифференциальной диагностики БК, ЯК и туберкулеза кишечника (ТБК) на основе описания эндоскопического исследования. В этом проекте входными данными было описание эндоскопического изображения в виде произвольного текста. Сегментация слов и фильтрация по ключевым словам проводились в качестве предварительной обработки данных, затем построены три классификатора двух классов (ЯК и БК, ЯК и ТБК, БК и ТБК) и классификатор трех классов (ЯК, БК и ТБК). Чувствительность/специфичность для метода машинного обучения «случайный лес (random forest)» в классификаторах ЯК-БК, ЯК-ТБК и БК-ТБК составили 0,89/0,84, 0,83/0,82 и 0,72/0,77, соответственно, в то время как значения свёрточной нейронной сети БК-ТБК составили 0,90/0,77. Точность классификатора трех классов ЯК-БК-ТБК при использовании метода обучения «случайный лес (random forest)» составила 0,97, 0,65 и 0,68, соответственно, а при использовании свёрточной нейронной сети — 0,99, 0,87 и 0,52, соответственно. Таким образом, классификаторы, созданные с помощью метода машинного обучения «случайный лес (random forest)» и свёрточной нейронной сети, показали хорошую производительность при дифференциальной диагностике ЯК с БК и ЯК с ТБК. Для дифференциации БК и ТБК с помощью свёрточной нейросети была достигнута высокая чувствительность, но не специфичность. При этом авторы данного проекта обращают внимание на ряд ограничений в дизайне исследования: во-первых, выборка в данном исследовании не была сбалансированной по нозологиям (5128 пациентов с ЯК, 875 — БК и 396 — ТБК), во-вторых, в исследовании использованы описания эндоскопических исследований, а не изображения [27]. С целью повышения точности диагностики предпочтительно использовать для машинного обучения первичные данные, то есть, в случае эндоскопической диагностики — изображения, а не текстовое описание результатов эндоскопии.

Искусственный интеллект и патоморфологическая диагностика ВЗК

Ряд научных проектов связан с применением ИИ для патоморфологической верификации ВЗК. Так, японские ученые обучили нейронную сеть «Deep neural network for evaluation of UC (DNUC)», используя 40 758 изображений слизистой толстой кишки и 6885 результатов биопсии 2012 пациентов с ЯК, которые проходили колоноскопию в период с 01.2014 г. по 03.2018 г. в одном центре в Японии. В дальнейшем они подтвердили точность алгоритма DNUC в проспективном исследовании 875 пациентов с ЯК, которым была проведена колоноскопия в период с 04.2018 г. по 04.2019 г., с использованием 4187 эндоскопических изображений и 4104 образцов биопсии. Эндоскопическая ремиссия определялась как 0 баллов по эндоскопическому индексу тяжести ЯК; гистологическая ремиссия определялась как оценка Geboes, равная 3 баллам или менее. Согласно результатам исследования, ИИ-система DNUC идентифицировала пациентов с эндоскопической ремиссией с точностью 90,1% (95% ДИ: 89,2–90,9%). Коэффициент внутриклассовой корреляции между DNUC и эндоскопистами для оценки эндоскопического индекса тяжести ЯК составил 0,917 (95% ДИ: 0,911–0,921). DNUC идентифицировал пациентов в гистологической ремиссии с точностью 92,9% (95% ДИ: 92,1–93,7%); коэффициент каппа между DNUC и результатом биопсии составил 0,859 (95% ДИ: 0,841–0,875) [28]. В следующем проекте эта научная группа поставила цель адаптировать предыдущую систему на основе глубоких нейронных сетей (DNUC) к полноценной видеокколоноскопии и оценить ее валидность при выявлении гистологического воспаления слизистой оболочки в режиме реального времени. В период 04.2020–03.2021 гг. в исследование было включено 770 пациентов с длительным анамнезом ЯК (≥ 15 лет). Используя эндоскопию с конфокальной микроскопией, ИИ-модель смогла оценить наличие или отсутствие гистологического воспаления в 729 (81%) из 900 образцов биопсии. Для прогнозирования гистологической ремиссии DNUC обладал чувствительностью 97,9% (95% ДИ: 97,0–98,5%) и специфичностью 94,6% (95% ДИ: 91,1–96,9%). Более того, положительная прогностическая ценность составила 98,6% (95% ДИ: 97,7–99,2%), а отрицательная прогностическая ценность составила 92,1% (95% ДИ: 88,7–94,3%). Коэффициент внутриклассовой корреляции между ИИ-моделью и экспертами для оценки результатов эндоскопии составил 0,927 (95% ДИ: 0,915–0,938) [29].

В другом научном проекте международная группа ученых провела когортное исследование, в котором алгоритм глубокого обучения сначала был обучен

определять количество эозинофилов в биоптатах толстой кишки, затем результаты работы алгоритма сравнивали с результатами врачей-патоморфологов. ИИ-алгоритм был применен к биопсийному материалу сигмовидной кишки из когорты 88 пациентов с ЯК с гистологически активным заболеванием. По результатам исследования, алгоритм на основе многослойной свёрточной нейронной сети для подсчета количества эозинофилов продемонстрировал почти идеальное соответствие с результатами подсчета эозинофилов вручную, определенным группой из четырех врачей-патоморфологов (коэффициенты межклассовой корреляции 0,805–0,917) [30].

Искусственный интеллект и лучевая диагностика ВЗК

Результаты МР-энтерографии и КТ-энтерографии являются важным дополнением к эндоскопии для БК, степени осложнений и активности заболевания: утолщение стенки кишки, сужение просвета, расширение просвета кишки и контрастное усиление, а также качественные характеристики, включая наличие или отсутствие расслоения стенок, брыжеечного жирового наслоения, лимфаденопатии и гиперваскуляризации. И для этих методов также разрабатывают ИИ-помощников [31]. Так, научная группа из США провела ретроспективное исследование пациентов с БК тонкой кишки, проходивших КТ-энтерографию в период 2011–2017 гг. КТ-энтерографические исследования были проанализированы двумя опытными рентгенологами и отдельно подвергнуты автоматизированному компьютерному анализу изображений с использованием программы на основе ИИ. Измерения включали максимальную толщину стенки кишки (BWT-max), максимальное расширение кишки (DIL-max), минимальный диаметр просвета (LUM-min) и наличие стриктуры. По результатам исследования, в 138 исследованиях корреляция между рентгенологами и измерениями с применением ИИ была аналогичной для следующих показателей: максимальной толщины стенки кишки BWT-max ($r = 0,724, 0,702$), максимального расширения кишки DIL-max ($r = 0,812, 0,748$) и минимального диаметра просвета LUM-min ($r = 0,428, 0,381$), соответственно. Средняя абсолютная разница в измерениях между ИИ и рентгенологами не отличалась от средней разницы между двумя рентгенологами для максимальной толщины стенки кишки BWT-max (1,26 мм против 1,12 мм, $p = 0,857$), максимального расширения просвета кишки DIL-max (2,78 мм против 2,67 мм, $p = 0,557$) и минимального диаметра просвета LUM-min (0,54 мм против 0,41 мм, $p = 0,596$). Наконец, результаты анализа изображений на предмет выявления стриктур

врачами-рентгенологами с использованием предварительного анализа ИИ-сервисом имели точность 87,6% [32].

В другом проекте Li X. с соавт. (2021) обучили ИИ-модель выявлять признаки фиброза кишечной стенки на основе КТ-энтерографии: в обучающей группе в венозной фазе были извлечены 1454 рентгенологических признака, и на их основе был разработан автоматизированный диагностический алгоритм. Алгоритм был валидирован на независимом внешнем наборе данных, набранном из трех медицинских организаций. Диагностические показатели алгоритма на основе ИИ сравнивали с интерпретацией двух врачей-рентгенологов. На тестовом наборе данных алгоритм на основе ИИ продемонстрировал значимую эффективность во всех трех медицинских организациях с AUC 0,816 (95% ДИ: 0,706–0,926), 0,724 (95% ДИ: 0,526–0,923) и 0,750 (95% ДИ: 0,560–0,940). Более того, алгоритм на основе ИИ был более точным, чем интерпретация рентгенолога (рентгенолог 1 — AUC = 0,554; рентгенолог 2 — AUC = 0,598; оба $p < 0,001$) на тестовом наборе данных [33].

Искусственный интеллект при проведении эндоскопической диагностики в России

В России также ведутся разработки ИИ-помощников для эндоскопической диагностики. В Северо-Западном Государственном Медицинском Университете им И.И. Мечникова Минздрава России совместно с Санкт-Петербургским государственным электротехническим университетом «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина) была создана модель машинного обучения, основанная на двух свёрточных нейронных сетях для оценки морфологической картины слизистой оболочки толстой кишки. Для исследования были отобраны 170 пациентов с ВЗК, от которых было получено 1133 оцифрованных изображения биопсии слизистой оболочки из различных отделов толстой кишки: из них 288 — при БК, 512 — при ЯК, в 333 случаях — неизменная слизистая оболочка. После предобработки суммарный массив изображений представлял собой 22 760 изображений: из них 6067 — морфологически неизменная слизистая оболочка, 5851 — БК, 10842 — ЯК. Массив изображений был разделен на обучающую, тестовую и валидационную выборку в пропорции 80%:10%:10%. По результатам научного проекта полученная модель машинного обучения была способна различать норму и патологию на изображениях биоптатов слизистой оболочки толстой кишки, а также распознавать ЯК с чувствительностью 89% и специфичностью 95%, и БК — 92% и 84%, соответственно [34,35].

Группа ученых из ФГБУ «НМИЦ колопроктологии имени А.Н. Рыжих» Минздрава России опубликовала

результаты проекта по применению методов машинного обучения в дифференциальной диагностике новообразований слизистой толстой кишки: было отобрано 1070 видеозаписей исследований с новообразованиями 5 типов — гиперпластический полип, зубчатое образование, аденома с низкой степенью дисплазии, аденома с высокой степенью дисплазии, инвазивный рак. Затем врачами было размечено 9838 информативных кадров, включая 6543 с новообразованиями, полученный датасет использован для обучения нейросетевого алгоритма YOLOv5. По результатам проекта обученный алгоритм позволил определять новообразования с точностью 83,2% и чувствительностью 77,2% на тестовой выборке собранного датасета [36].

Искусственный интеллект в диагностике колоректального рака

Известно, что эффективный скрининг колоректального рака (КРР) является приоритетной задачей системы здравоохранения любого региона мира в связи с повсеместно стабильными высокими показателями распространенности, заболеваемости и смертности [37]. В настоящее время имеется достаточно данных, указывающих на то, что ВЗК повышают риск КРР, что указывает на необходимость и возможность применения ИИ для пациентов данной категории не только в распознавании дефектов слизистой оболочки, но и в ранней диагностике КРР. Так, японская компания Olympus разработала систему на основе ИИ под названием EndoBRAIN-EYE для раннего выявления колоректальных новообразований, а также инструмент автоматизированного типирования новообразований под названием EndoBRAIN, который обеспечивает более точную оценку типа новообразования. Алгоритм глубокого обучения был обучен на 3,95 млн. изображений, полученных из эндоскопических видеозаписей. В результате клинических испытаний он смог точно обнаруживать новообразования и очаги дисплазии слизистой оболочки с чувствительностью 95% и специфичностью 89% [38,39]. Однако необходимо учесть, что модели на основе ИИ, обученные распознавать полипы и ранние формы рака кишки на изображениях полипов на неизменной слизистой, не будут также точно выявлять полипы на воспаленной слизистой оболочке, и, соответственно, могут применяться только для пациентов с ВЗК в состоянии эндоскопической ремиссии.

Применение искусственного интеллекта для анализа электронных медицинских карт

Применение ИИ для анализа электронных медицинских карт позволяет сократить время врача, затрачиваемое на анализ истории болезни, помогает врачу выявить главное из нее, а также ИИ способен

на основе больших массивов данных прогнозировать течение заболевания, риски осложнений и эффект от лечения. Так, в одном проекте группа ученых разработала алгоритм на основе машинного обучения для прогнозирования стойкой ремиссии ВЗК у пациента на базисной терапии тиапуринами. В дальнейшем в течение одного года у пациентов оценивали частоту клинических событий: назначения глюкокортикостероидов (ГКС), факт госпитализаций и хирургического лечения. По результатам исследования, среднее количество клинических событий в год у пациентов с устойчивой ремиссией, предсказанной ИИ-алгоритмом, составило 1,08 против 3,95 у тех, у кого не было устойчивой ремиссии [$p < 1 \times 10^{-5}$]; при прогнозируемой алгоритмом ремиссии наблюдалось снижение индивидуальных конечных точек назначений ГКС в год [$-1,63, p < 1 \times 10^{-5}$], госпитализаций в год [$-1,05, p < 1 \times 10^{-5}$] и операций в год [$-0,19, p = 0,065$] [40]. Интересными являются опубликованные результаты научного проекта, цель которого была создать модель на основе «случайного леса (random forest)» для прогнозирования ответа на терапию ведолизумабом с использованием исходных данных о пациенте и клиничко-лабораторных данных через 6 недель терапии. По результатам исследования, пациенты, которым ИИ-модель прогнозировала отсутствие клиничко-эндоскопической ремиссии без применения ГКС на 52 неделе, достигали этой конечной точки в 35,8% случаев, тогда как пациентам, которым модель прогнозировала неудачу, удавалось добиться успеха только в 6,7% случаев. При этом более значимыми для предсказания оказались клиничко-лабораторные данные на 6 неделе лечения, чем исходные данные: площадь под кривой AUROC по исходным данным составила всего 0,65 (95% ДИ: 0,53–0,77), а по данным на шестой неделе терапии — 0,75 (95% ДИ: 0,64–0,86) [41,56].

В другом проекте группа китайских ученых создала прогностическую модель на основе машинного обучения для предсказания эффективности терапии инфликсимабом: в обсервационное исследование ретроспективно были включены пациенты с диагнозом БК, получавшие лечение инфликсимабом. По результатам исследования, было выявлено в общей сложности 174 пациента с частотой ответа 29,3%; AUROC для модели, основанной на методе «случайный лес (random forest)», составила 0,90 (95% ДИ: 0,82–0,98) по сравнению с моделью логистической регрессии с AUC 0,68 (95% ДИ: 0,52–0,85). Результаты проекта продемонстрировали сильную корреляцию между ответом на инфликсимаб с уровнями комплемента С3, липопротеинов высокой плотности, сывороточного альбумина, показателями контроля нутритивного статуса (CONUT) и соотношением площади

висцерального жира к площади подкожного жира [42].

Представлены результаты проекта группы ученых из США, в котором была создана модель машинного обучения, которая достаточно точно прогнозировала обострение ВЗК. В качестве суррогата обострения ВЗК было использовано достижение одной из клинических точек: применения ГКС и госпитализация. Оцениваемые предикторы включали возраст, пол, расу, использование иммунодепрессантов (и/или анти-ФНО препаратов), лабораторные данные и количество предыдущих госпитализаций, связанных с ВЗК, и курсов ГКС. Датасет состоял из 20 368 пациентов с ВЗК и 351 112 посещений: большинство пациентов имели ЯК (52,8%) и были мужчинами (93,3%) и европеоидами (70,9%), медиана времени наблюдения составила 67,48 месяца (IQR, 40,15–89,15 месяцев). Было разработано три модели для прогнозирования госпитализации и применения стероидов: (1) модель логистической регрессии (LR) с использованием исходных данных, (2) модель на основе «случайного леса (RF)» с использованием сводных переменных (среднее и максимальное значение лабораторных показателей, и другие) и (3) модель на основе «случайного леса (RF)» с использованием переменных на основе динамики лабораторных показателей, включая количество предыдущих госпитализаций и назначений кортикостероидов. Лонгитюдные модели на основе «случайного леса» предсказали первичный исход с чувствительностью 74–80% и специфичностью 80–82%, в то время как базовая модель логистической регрессии имела чувствительность и специфичность только 64%. Значение AUC для первичной RF-лонгитюдной модели составило 0,85 (95% ДИ: 0,84–0,85), а значение AUC для RF-лонгитюдной модели с использованием предыдущей госпитализации или применения стероидов в качестве предикторов составило 0,87 (95% ДИ: 0,87–0,88). Для базовой регрессионной модели AUC составил 0,68 (95% ДИ: 0,67–0,68) [43]. Метрики качества в этом проекте требуют дальнейшей работы над математической моделью. Также ограничениями данного проекта являются неравномерное распределение набора данных по полу, расе, что, в свою очередь, ухудшит точность модели при тестировании на независимом наборе данных.

Stidham R. с соавт. (2020) создали ИИ-модель для выявления внекишечных проявлений ВЗК в электронных медицинских картах, где был использован набор данных более чем из 1800 клинических записей. ИИ-сервис на основе технологии обработки естественного языка (natural language processing — NLP) смог не только обнаружить упоминание распространенных внекишечных проявлений в электронных медицинских картах, но также смог определить степень их

активности с общей чувствительностью и специфичностью 92,9% и 81,8%, соответственно [44].

Reddy B.K. с соавт. (2018) опубликовали результаты небольшого пилотного исследования (82 пациента) по построению математической модели для прогнозирования течения БК по электронной медицинской карте пациента: было построено три модели машинного обучения: традиционная логистическая регрессия, регрессия с регуляризацией и модель на основе градиентного бустинга. Наилучшие результаты в предсказании тяжести течения заболевания показала модель на основе градиентного бустинга (средняя по проведенным десяти кросс-валидациям $AUC = 0,928$) [45].

В более крупном научном проекте Zand A. с соавт. (2022) исследовали данные реальной клинической практики для прогнозирования течения ВЗК. Были выбраны четыре клинические точки: госпитализация пациента с ВЗК, оперативное вмешательство по поводу ВЗК, потребность в назначении системных ГКС, начало генно-инженерной биологической терапии. Обучающая выборка составила 72 178 и валидирующая выборка — 69 165 пациентов. В общей сложности 4,1% пациентов из группы проверки были госпитализированы, 2,9% потребовались операции, связанные с ВЗК, 17% принимали ГКС длительного действия и у 13% пациентов была инициирована биологическая терапия. Авторы обучили пять моделей (две на основе регрессии, машины опорных векторов, метод «случайного леса» и нейронную сеть) на обучающей выборке пациентов и протестировали их на валидационной выборке. Для прогнозирования госпитализаций модель на основе «случайного леса (random forest)» оказалась наиболее оптимальной с $AUC = 0,73$ (66% — чувствительность, 67% — специфичность). Для прогнозирования начала применения биологических препаратов регрессия LASSO показала наилучшие результаты с $AUC = 0,94$ (чувствительность — 83%, специфичность — 96%), близко к ней модель на основе «случайного леса (random forest)» с $AUC = 0,92$ (чувствительность — 82%, специфичность — 92%). Аналогичным образом, модель на основе «случайного леса» показала наилучшие результаты для прогнозирования длительного применения стероидов с $AUC = 0,81$ (чувствительность — 48%, специфичность — 86%). Для прогнозирования оперативных вмешательств, связанных с ВЗК, регрессия LASSO и модель на основе «случайного леса (random forest)» имели самые высокие значения $AUC = 0,71$ [46].

Проблемы и трудности при применении искусственного интеллекта у пациентов с ВЗК

На основе приведенного обзора научных проектов можно сделать вывод о высоком уровне научного

интереса к применению ИИ в анализе медицинских изображений и медицинских карт пациентов с ВЗК. Однако разработка и валидация сервисов на основе ИИ в медицине сопряжены с потребностью в большом объеме качественных цифровых медицинских данных для обучения математических моделей. На этом этапе разработчики сталкиваются с наибольшими сложностями. В идеале для обучения ИИ необходимо использовать данные реальной клинической практики, так как эти данные наиболее близки к тем условиям, в которых в дальнейшем будет работать модель ИИ. Согласно ГОСТ Р 59921.3-2021 «Системы искусственного интеллекта в клинической медицине, ч. 3», данные реальной клинической практики (real-world data, RWD) представляют собой информацию о состоянии здоровья пациентов и/или об оказании медицинской помощи, полученной из различных источников вне рамок предрегистрационных клинических исследований. В настоящее время данные реальной клинической практики представляются более ценными, чем данные рандомизированных клинических исследований, за счет отсутствия критериев включения и исключения [47]. Данные реальной клинической практики хранятся в виде структурированных и неструктурированных медицинских документов в ЭМК, в виде результатов лабораторной службы, в виде DICOM файлов, полученных при лучевой и эндоскопической диагностике. Таким образом, качество данных реальной клинической практики является основополагающим фактором в развитии качественных систем на основе ИИ. Для достижения высокого качества обучающих данных должны применяться единые стандарты для сбора и хранения медицинских данных.

С целью стандартизации медицинских данных по ВЗК Европейская организация по болезни Крона и язвенному колиту (ECCO) разработала базовый набор медицинских данных, которые могут применяться для реальных исследований у взрослых пациентов с ВЗК. Международная группа экспертов, включающая гастроэнтерологов, радиологов, хирургов, диетологов, эпидемиологов, медсестер, патоморфологов и пациентов (в общей сложности 26 участников дискуссии из 13 стран) участвовала в модифицированном консенсусном процессе, в результате которого было проведено консенсусное совещание для утверждения окончательного базового набора результатов. Всего в опрос первого раунда был включен 271 пункт (130 результатов, 141 показатель результативности) в 9 областях исследования. Участники дискуссии согласились, что в реальных исследованиях активности заболевания следует сообщать о клинических, эндоскопических исследованиях и активности биомаркеров заболевания, следует применять не глобальную оценку врача, а клинический индекс для конкретного

заболевания (индекс Харви-Брэдшоу, шкала Мейо, индекс активности ЯК). При ЯК применим либо эндоскопический индекс тяжести ЯК, либо эндоскопическую часть шкалы Мейо, но единого мнения по эндоскопическому индексу для БК не было, как не было единого мнения и по использованию критерия «наличие язв». Был достигнут консенсус в отношении использования фекального кальпротектина и С-реактивного белка. Не было достигнуто консенсуса в выборе оптимального индекса гистологической активности в реальных исследованиях [48].

Кроме того, медицинские данные для обучения моделей ИИ должны быть разнообразными, в идеале многоцентровыми, так как в машинном обучении существуют проблемы предвзятости ИИ и чрезмерной адаптации ИИ к наборам данных, когда алгоритм находит закономерности, которые не имеют отношения к целям исследования [49,50]. В вопросе получения многоцентровых данных для обучения ИИ важно помнить о крайне высоких требованиях к защите медицинских данных: медицинские данные для обучения ИИ должны быть обезличены в цифровом контуре той медицинской организации, которая собрала эти данные, при этом всегда существует риск повторной идентификации ранее анонимизированных пациентов.

С целью сохранения конфиденциальности и защиты медицинских данных в настоящее время всё большую распространённость получают методы федеративного обучения: эти методы позволяют проводить обучение моделей на основе данных разных медицинских организаций, при этом каждая медицинская организация сама хранит и защищает свои медицинские данные. Другим вариантом хранения данных для обучения ИИ являются национальные биобанки и регистры, в которых большие массивы данных хранятся на единой платформе в обезличенном виде и используются разработчиками, допущенными к данным в установленном порядке. Один из примеров Британский Биобанк. Это крупное проспективное исследование с участием более 500 000 участников в возрасте 40–69 лет, проводимое в период 2006–2010 гг., целью которого было объединить обширные и точные данные о здоровье населения с последующим комплексным наблюдением и характеристикой множества различных факторов, а также способствовать развитию инновационной науки путем максимального расширения доступа к данным о здоровье населения [51].

В России также ведется работа по созданию открытых массивов качественных обезличенных медицинских данных, доступных исследователям и разработчикам систем ИИ. В соответствии со Стратегией развития ИИ в Российской Федерации, к 2024 году российскими организациями должны быть доступны наборы данных,

которые соответствуют методологиям их сбора и разметки и хранятся на общедоступных платформах, а к 2030 году объем опубликованных на общедоступных платформах наборов данных должен быть достаточным для решения всех актуальных задач в области ИИ, в том числе за счет публикации медицинских и промышленных данных. Согласно Постановлению Правительства РФ № 140 от 09.02.2022 г., формирование баз обезличенной информации по отдельным нозологиям и профилям оказания медицинской помощи, а также хранение наборов обезличенных медицинских данных для их использования в целях создания алгоритмов и методов машинного обучения для формирования систем поддержки принятия врачебных решений, создания и применения технологических решений на основе ИИ обеспечивается, в том числе, федеральной интегрированной электронной медицинской картой, являющейся подсистемой Единой государственной информационной системы в сфере здравоохранения (ЕГИСЗ) [52]. Кроме того, в 2023 г. Минздравом России была запущена платформа «Искусственный интеллект в здравоохранении» (Платформа ИИ Минздрав). Это проект, объединяющий медицинское сообщество и разработчиков решений в области искусственного интеллекта для создания востребованных продуктов на основе машинного обучения для врачей и пациентов [53]. Колоссальные усилия Минздрава России в области медицинского ИИ в настоящее время сосредоточены на применении ИИ для достижения целей национального проекта «Здравоохранение» (снижения смертности от онкологических заболеваний и болезней системы кровообращения), при этом одна из задач на платформе ИИ Минздрава России — создание датасета для разработки ИИ-решений, определяющих по результатам колоноскопии вероятность присутствия новообразования, а также его характеристику.

Перспективы применения искусственного интеллекта у пациентов с ВЗК

Технологии ИИ особенно хорошо подходят для помощи врачам в диагностике и лечении ВЗК, поскольку эти заболевания требуют синтеза больших разнородных данных, таких как результаты клинического, эндоскопического, рентгенологического и патоморфологического обследования. Данные разных методов диагностики могут быть использованы для создания в будущем математических моделей, которые будут связывать различные типы данных, позволяя интегрировать несколько диагностических методов в единую модель для оценки заболевания и прогноза [54]. Кроме того, использование ИИ может значительно облегчить рабочий процесс в клинике за счет сокращения времени, затрачиваемого на интерпретацию

разнородных данных, позволяя врачам тратить больше времени на личное взаимодействие с пациентами. По мере накопления структурированных медицинских данных будут сформированы цифровые профили пациентов, которые позволят ученым разрабатывать персонализированные клинические подходы на основе концепции цифровых двойников пациентов. Будущее лечения ВЗК — за точной медициной с акцентом на интерпретацию разнообразных «омиксных» данных с помощью ИИ для прогнозирования заболеваемости и изменения течения заболевания [55]. Следует упомянуть, что программные продукты с ИИ, которые разработаны для оказания медицинской помощи и обрабатывают медицинские данные таким образом, что результат их работы может повлиять на принятие врачом клинического решения, подлежат обязательной регистрации в качестве медицинского изделия в Росздравнадзоре. До регистрации в Росздравнадзоре программные продукты с ИИ могут применяться только в исследовательских целях.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Применение методов машинного обучения для обработки больших объемов медицинских данных различных форматов — изображений, текстов, электронных медицинских карт — является перспективным и вызывает большой научный интерес клиницистов и ученых всего мира. С цифровой трансформацией здравоохранения связывают значительную экономию расходов на здравоохранение в условиях прогрессирующего старения населения и внедрения в практическое здравоохранение дорогостоящих методов диагностики и лечения. Кроме того, внедрение методов ИИ в диагностические и прогностические алгоритмы может способствовать повышению качества

оказания медицинской помощи пациентам с ВЗК, раннему выявлению, профилактике осложнений и инвалидизации населения, которое в большинстве случаев ВЗК представлено группой трудоспособного возраста.

УЧАСТИЕ АВТОРОВ

Концепция и дизайн исследования: Бакулин И.Г., Филь Т.С.

Сбор и обработка материалов: Филь Т.С.

Написание текста: Филь Т.С.

Редактирование: Бакулин И.Г.

AUTHORS CONTRIBUTION

Concept and design of the study: Igor G. Bakulin, Tatiana S. Fil'

Collection and processing of the material: Tatiana S. Fil'

Writing of the text: Tatiana S. Fil'

Editing: Igor G. Bakulin

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ (ORCID)

Бакулин Игорь Геннадьевич — д.м.н., профессор, ФГБОУ ВО СЗГМУ им И.И. Мечникова Минздрава России, заведующий кафедрой пропедевтики внутренних болезней, гастроэнтерологии и диетологии им С.М. Рысса, eLibrary SPIN: 5283-2032; ORCID 0000-0002-6151-2021

Филь Татьяна Сергеевна — к.м.н., ФГБОУ ВО СЗГМУ им И.И. Мечникова Минздрава России, заведующий отделением гастроэнтерологии, ассистент кафедры пропедевтики внутренних болезней, гастроэнтерологии и диетологии им С.М. Рысса, eLibrary SPIN: 8040-8116; ORCID 0000-0002-2859-4942

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS (ORCID)

Igor G. Bakulin — 0000-0002-6151-2021

Tatiana S. Fil' — 0000-0002-2859-4942

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Шелыгин Ю.А., Ивашкин В.Т., Белоусова Е.А., и соавт. Клинические рекомендации. Язвенный колит (K51), взрослые. *Колопроктология*. 2023;22(1):10–44. doi: [10.33878/2073-7556-2023-22-1-10-44](https://doi.org/10.33878/2073-7556-2023-22-1-10-44) / Shelygin Yu.A., Ivashkin V.T., Belousova E.A., et al. Ulcerative colitis (K51), adults. *Koloproktologiya*. 2023;22(1):10–44. (in Russ.). doi: [10.33878/2073-7556-2023-22-1-10-44](https://doi.org/10.33878/2073-7556-2023-22-1-10-44)
2. Шелыгин Ю.А., Ивашкин В.Т., Ачкасов С.И., и соавт. Клинические рекомендации. Болезнь Крона (K50), взрослые. *Колопроктология*. 2023;22(3):10–49. doi: [10.33878/2073-7556-2023-22-3-10-49](https://doi.org/10.33878/2073-7556-2023-22-3-10-49) / Shelygin Yu.A., Ivashkin V.T., Achkasov S.I., et al. Clinical guidelines. Crohn's disease (K50), adults. *Koloproktologiya*. 2023;22(3):10–49. (in Russ.). doi: [10.33878/2073-7556-2023-22-3-10-49](https://doi.org/10.33878/2073-7556-2023-22-3-10-49)
3. Ng SC, Shi HY, Hamidi N, et al. Worldwide incidence and prevalence of inflammatory bowel disease in the 21st century: a systematic review of population-based studies. *Lancet*. 2017 Dec 23;390(10114):2769–2778. doi: [10.1016/S0140-6736\(17\)32448-0](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(17)32448-0)
4. Еpub 2017 Oct 16. Erratum in: *Lancet*. 2020 Oct 3;396(10256):e56. PMID: 29050646.
4. Бакулин И.Г., Жигалова Т.Н., Латария Э.Л., и соавт. Опыт внедрения Федерального Регистра пациентов с воспалительными заболеваниями кишечника в Санкт-Петербурге. *Фарматека*. 2017; S5: 56–59. / Bakulin I.G., Zhigalova T.N., Lataria E.L., et al. Experience in implementing the Federal Register of Patients with Inflammatory Bowel Diseases in St. Petersburg. *Pharmateka*. 2017; S5: 56–59. (in Russ.).
5. Бакулин И.Г., Скалинская М.И., Сказываева Е.В., и соавт. Северо-Западный Регистр пациентов с воспалительными заболеваниями кишечника: достижения и уроки. *Колопроктология*. 2022;21(1):37–49. doi: [10.33878/2073-7556-2022-21-1-37-49](https://doi.org/10.33878/2073-7556-2022-21-1-37-49) / Bakulin I.G., Skalinskaya M.I., Skazyvaeva E.V. North-Western Register of patients with inflammatory bowel diseases: achievements and lessons learned. *Koloproktologiya*. 2022;21(1):37–49. (in Russ.).

doi: [10.33878/2073-7556-2022-21-1-37-49](https://doi.org/10.33878/2073-7556-2022-21-1-37-49)

6. Maaser C, Sturm A, Vavricka SR, et al. European Crohn's and Colitis Organisation [ECCO] and the European Society of Gastrointestinal and Abdominal Radiology [ESGAR]. ECCO-ESGAR Guideline for Diagnostic Assessment in IBD Part 1: Initial diagnosis, monitoring of known IBD, detection of complications. *J Crohns Colitis*. 2019 Feb 1;13(2):144–164. doi: [10.1093/ecco-jcc/jjy113](https://doi.org/10.1093/ecco-jcc/jjy113) PMID: 30137275
7. Бакулин И.Г., Расмагина И.А., Скалинская М.И. Дифференциальная диагностика и прогнозирование течения воспалительных заболеваний кишечника: современные подходы. *Вестник Северо-Западного государственного медицинского университета им. И.И. Мечникова*. 2021;13(3):19–30. doi: [10.17816/mechnikov77646](https://doi.org/10.17816/mechnikov77646) / Bakulin I.G., Rasmagina I.A., Skalinskaya M.I. Diagnosis and prognosis of inflammatory bowel diseases: modern view. *HERALD of North-Western State Medical University named after I.I. Mechnikov*. 2021;13(3):19–30. (in Russ.). doi: [10.17816/mechnikov77646](https://doi.org/10.17816/mechnikov77646)
8. Бакулин И.Г., Авалуева Е.Б., Сказываева Е.В., и соавт. Воспалительные заболевания кишечника: Карманные рекомендации для врачей по ведению пациентов с воспалительными заболеваниями кишечника. Москва — Санкт-Петербург: Группа Ремедиум. 2018; 80 с. ISBN 978-5-906499-38-7 / Bakulin I.G., Avalueva E.B., Skazyvaeva E.V., et al. Inflammatory bowel diseases: Pocket recommendations for doctors on the management of patients with inflammatory bowel diseases. Moscow — St. Petersburg: Remedium Group. 2018; 80 p. ISBN 978-5-906499-38-7 (in Russ.).
9. Маев И.В., Бакулин И.Г., Скалинская М.И., и соавт. Воспалительные заболевания кишечника: трансформация представлений. *Терапевтический архив*. 2023;95(12):1064–1074. doi: [10.26442/00403660.2023.12.202507](https://doi.org/10.26442/00403660.2023.12.202507) / Maev I.V., Bakulin I.G., Skalinskaya M.I., et al. Inflammatory bowel diseases: Transformation for representations. A review. *Terapevticheskii arkhiv*. 2023;95(12):1064–1074. (in Russ.). doi: [10.26442/00403660.2023.12.202507](https://doi.org/10.26442/00403660.2023.12.202507)
10. Da Rio L, Spadaccini M, Parigi TL, et al. Artificial intelligence and inflammatory bowel disease: Where are we going? *World J Gastroenterol*. 2023 Jan 21;29(3):508–520. doi: [10.3748/wjg.v29.i3.508](https://doi.org/10.3748/wjg.v29.i3.508) PMID: 36688019; PMCID: PMC9850939.
11. Le Berre C, Sandborn WJ, Aridhi S, et al. Application of Artificial Intelligence to Gastroenterology and Hepatology. *Gastroenterology*. 2020 Jan;158(1):76–94.e2. doi: [10.1053/j.gastro.2019.08.058](https://doi.org/10.1053/j.gastro.2019.08.058) Epub 2019 Oct 5. PMID: 31593701.
12. Ozawa T, Ishihara S, Fujishiro M, et al. Novel computer-assisted diagnosis system for endoscopic disease activity in patients with ulcerative colitis. *Gastrointest Endosc*. 2019 Feb;89(2):416–421.e1. doi: [10.1016/j.gie.2018.10.020](https://doi.org/10.1016/j.gie.2018.10.020) Epub 2018 Oct 24. PMID: 30367878.
13. Stidham RW, Liu W, Bishu S, et al. Performance of a Deep Learning Model vs Human Reviewers in Grading Endoscopic Disease Severity of Patients With Ulcerative Colitis. *JAMA Netw Open*. 2019 May 3;2(5):e193963. doi: [10.1001/jamanetworkopen.2019.3963](https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2019.3963) Erratum in: *JAMA Netw Open*. 2020 Jan 3;3(1):e1920585. PMID: 31099869; PMCID: PMC6537821
14. Lo B, Liu Z, Bendtsen F, et al. High Accuracy in Classifying Endoscopic Severity in Ulcerative Colitis Using Convolutional Neural Network. *Am J Gastroenterol*. 2022 Oct 1;117(10):1648–1654. doi: [10.14309/ajg.0000000000001904](https://doi.org/10.14309/ajg.0000000000001904) Epub 2022 Jul 15. PMID: 35849628.
15. Byrne M, East J, Iacucci M, et al. DOP13 Artificial Intelligence (AI) in endoscopy-Deep learning for detection and scoring of Ulcerative Colitis (UC) disease activity under multiple scoring systems. *J Crohns Colitis*. 2021;15:S051–2. doi: [10.1093/ecco-jcc/jjab073.052](https://doi.org/10.1093/ecco-jcc/jjab073.052)
16. Yao H, Najarian K, Gryak J, et al. Fully automated endoscopic disease activity assessment in ulcerative colitis. *Gastrointest Endosc*. 2021 Mar;93(3):728–736.e1. doi: [10.1016/j.gie.2020.08.011](https://doi.org/10.1016/j.gie.2020.08.011) Epub 2020 Aug 15. PMID: 32810479
17. Gottlieb K, Requa J, Karnes W, et al. Central Reading of Ulcerative Colitis Clinical Trial Videos Using Neural Networks. *Gastroenterology*. 2021 Feb;160(3):710–719.e2. doi: [10.1053/j.gastro.2020.10.024](https://doi.org/10.1053/j.gastro.2020.10.024) Epub 2020 Oct 21. PMID: 33098883.
18. Bossuyt P, Nakase H, Vermeire S, et al. Automatic, computer-aided determination of endoscopic and histological inflammation in patients with mild to moderate ulcerative colitis based on red density. *Gut*. 2020 Oct;69(10):1778–1786. doi: [10.1136/gutjnl-2019-320056](https://doi.org/10.1136/gutjnl-2019-320056) Epub 2020 Jan 8. PMID: 31915237.
19. Aoki T, Yamada A, Aoyama K, et al. Automatic detection of erosions and ulcerations in wireless capsule endoscopy images based on a deep convolutional neural network. *Gastrointest Endosc*. 2019 Feb;89(2):357–363.e2. doi: [10.1016/j.gie.2018.10.027](https://doi.org/10.1016/j.gie.2018.10.027) Epub 2018 Oct 25. PMID: 30670179
20. Aoki T, Yamada A, Aoyama K, et al. Clinical usefulness of a deep learning-based system as the first screening on small-bowel capsule endoscopy reading. *Dig Endosc*. 2020 May;32(4):585–591. doi: [10.1111/den.13517](https://doi.org/10.1111/den.13517) Epub 2019 Oct 2. PMID: 31441972.
21. Ferreira JPS, de Mascarenhas Saraiva MJDQEC, Afonso JPL, et al. Identification of Ulcers and Erosions by the Novel Pillcam™ Crohn's Capsule Using a Convolutional Neural Network: A Multicentre Pilot Study. *J Crohns Colitis*. 2022 Jan 28;16(1):169–172. doi: [10.1093/ecco-jcc/jjab117](https://doi.org/10.1093/ecco-jcc/jjab117) PMID: 34228113.
22. Klang E, Grinman A, Soffer S, et al. Automated Detection of Crohn's Disease Intestinal Strictures on Capsule Endoscopy Images Using Deep Neural Networks. *J Crohns Colitis*. 2021 May 4;15(5):749–756. doi: [10.1093/ecco-jcc/jjaa234](https://doi.org/10.1093/ecco-jcc/jjaa234) PMID: 33216853
23. Barash Y, Azaria L, Soffer S, et al. Ulcer severity grading in video capsule images of patients with Crohn's disease: an ordinal neural network solution. *Gastrointest Endosc*. 2021 Jan;93(1):187–192. doi: [10.1016/j.gie.2020.05.066](https://doi.org/10.1016/j.gie.2020.05.066) Epub 2020 Jun 12. PMID: 32535191.
24. Ding Z, Shi H, Zhang H, et al. Gastroenterologist-Level Identification of Small-Bowel Diseases and Normal Variants by Capsule Endoscopy Using a Deep-Learning Model. *Gastroenterology*. 2019 Oct;157(4):1044–1054.e5. doi: [10.1053/j.gastro.2019.06.025](https://doi.org/10.1053/j.gastro.2019.06.025) Epub 2019 Jun 25. PMID: 31251929
25. Klang E, Barash Y, Margalit RY, et al. Deep learning algorithms for automated detection of Crohn's disease ulcers by video capsule endoscopy. *Gastrointest Endosc*. 2020 Mar;91(3):606–613.e2. doi: [10.1016/j.gie.2019.11.012](https://doi.org/10.1016/j.gie.2019.11.012) Epub 2019 Nov 16. PMID: 31743689
26. Guimarães P, Finkler H, Reichert MC, et al. Artificial-intelligence-based decision support tools for the differential diagnosis of colitis. *Eur J Clin Invest*. 2023 Jun;53(6):e13960. doi: [10.1111/eci.13960](https://doi.org/10.1111/eci.13960) Epub 2023 Feb 12. PMID: 36721878
27. Tong Y, Lu K, Yang Y, et al. Can natural language processing help differentiate inflammatory intestinal diseases in China? Models applying random forest and convolutional neural network approaches. *BMC Med Inform Decis Mak*. 2020 Sep 29;20(1):248. doi: [10.1186/s12911-020-01277-w](https://doi.org/10.1186/s12911-020-01277-w) PMID: 32993636; PMCID: PMC7526202
28. Takenaka K, Ohtsuka K, Fujii T, et al. Development and Validation of a Deep Neural Network for Accurate Evaluation of Endoscopic Images From Patients With Ulcerative Colitis. *Gastroenterology*. 2020 Jun;158(8):2150–2157. doi: [10.1053/j.gastro.2020.02.012](https://doi.org/10.1053/j.gastro.2020.02.012) Epub 2020 Feb 12. PMID: 32060000.
29. Takenaka K, Fujii T, Kawamoto A, et al. Deep neural network for video colonoscopy of ulcerative colitis: a cross-sectional study. *Lancet Gastroenterol Hepatol*. 2022 Mar;7(3):230–237. doi: [10.1016/S2468-1253\(21\)00372-1](https://doi.org/10.1016/S2468-1253(21)00372-1) Epub 2021 Nov 29. PMID: 34856196.
30. Vande Casteele N, Leighton JA, Pasha SF, et al. Utilizing Deep Learning to Analyze Whole Slide Images of Colonic Biopsies for Associations Between Eosinophil Density and Clinicopathologic Features in Active Ulcerative Colitis. *Inflamm Bowel Dis*. 2022 Mar 30;28(4):539–546. doi: [10.1093/ibd/izab122](https://doi.org/10.1093/ibd/izab122) PMID: 34106256.
31. Stidham RW, Takenaka K. Artificial Intelligence for Disease Assessment in Inflammatory Bowel Disease: How Will it Change Our Practice? *Gastroenterology*. 2022 Apr;162(5):1493–1506. doi: [10.1053/j.gastro.2021.12.238](https://doi.org/10.1053/j.gastro.2021.12.238) Epub 2022 Jan 4. PMID:

34995537; PMID: PMC8997186.

32. Stidham RW, Enchalady B, Waljee AK, et al. Assessing Small Bowel Stricture and Morphology in Crohn's Disease Using Semi-automated Image Analysis. *Inflamm Bowel Dis.* 2020 Apr 11;26(5):734–742. doi: [10.1093/ibd/izx196](https://doi.org/10.1093/ibd/izx196) PMID: 31504540; PMID: PMC7150581

33. Li X, Liang D, Meng J, et al. Development and Validation of a Novel Computed-Tomography Enterography Radiomic Approach for Characterization of Intestinal Fibrosis in Crohn's Disease. *Gastroenterology.* 2021 Jun;160(7):2303–2316.e11. doi: [10.1053/j.gastro.2021.02.027](https://doi.org/10.1053/j.gastro.2021.02.027) Epub 2021 Feb 17. PMID: 33609503; PMID: PMC8903088.

34. Бакулин И.Г., Расмагина И.А., Скалинская М.И., и соавт. Применение искусственного интеллекта для анализа эндоскопических изображений при воспалительных заболеваниях кишечника. *Терапия.* 2022;8(7):7–14. doi: [10.18565/therapy.2022.7.7-14](https://doi.org/10.18565/therapy.2022.7.7-14) / Bakulin I.G., Rasmagina I.A., Skalsinskaya M.I., et al. Application of artificial intelligence for endoscopic image analysis in inflammatory bowel diseases. *Therapy.* 2022;8(7):7–14. (in Russ.). doi: [10.18565/therapy.2022.7.7-14](https://doi.org/10.18565/therapy.2022.7.7-14)

35. Бакулин И.Г., Расмагина И.А., Деев Р.В., и соавт. Анализ гистологических изображений биоптатов слизистой толстой кишки у пациентов с воспалительными заболеваниями кишечника при помощи искусственной нейронной сети. *Медицинский вестник МВД.* 2023;124(3):21–24. doi: [10.52341/20738080_2023_124_3_21](https://doi.org/10.52341/20738080_2023_124_3_21) / Bakulin I.G., Rasmagina I.A., Deev R.V., et al. Analysis of histological images of biopsy samples of the colon mucosa in patients with inflammatory bowel diseases using an artificial neural network. *Medical Bulletin of the Ministry of Internal Affairs.* 2023;124(3):21–24. (in Russ.). doi: [10.52341/20738080_2023_124_3_21](https://doi.org/10.52341/20738080_2023_124_3_21)

36. Мтврлашвили Д.А., Шахматов Д.Г., Ликотов А.А., и соавт. Алгоритм на основе искусственного интеллекта для системы поддержки принятия врачебного решения при колоноскопии. *Колопроктология.* 2023;22(2):92–102. doi: [10.33878/2073-7556-2023-22-2-92-102](https://doi.org/10.33878/2073-7556-2023-22-2-92-102) / Mtvralashvili D.A., Shakhmatov D.G., Likotov A.A., et al. AI-based algorithm for clinical decision support system in colonoscopy. *Koloproktologia.* 2023;22(2):92–102. (in Russ.). doi: [10.33878/2073-7556-2023-22-2-92-102](https://doi.org/10.33878/2073-7556-2023-22-2-92-102)

37. Бакулин И.Г., Жарков А.В., Журавлева М.С., и соавт. Скрининг колоректального рака: состояние проблемы и перспективы. *Профилактическая медицина.* 2023;26(12):12–18. doi: [10.17116/profmed20232612112](https://doi.org/10.17116/profmed20232612112) / Bakulin I.G., Zharkov A.V., Zhuravleva M.S., et al. Colorectal cancer screening: current status and future prospects. *Profilakticheskaya Meditsina.* 2023;26(12):12–18. (in Russ.). doi: [10.17116/profmed20232612112](https://doi.org/10.17116/profmed20232612112)

38. Fukunaga S, Kusaba Y, Ohuchi A, et al. Is artificial intelligence a superior diagnostician in ulcerative colitis? *Endoscopy.* 2021 Feb;53(2):E75–E76. doi: [10.1055/a-1195-1986](https://doi.org/10.1055/a-1195-1986) Epub 2020 Jun 26. PMID: 32590852.

39. Maeda Y, Kudo SE, Ogata N, et al. Can artificial intelligence help to detect dysplasia in patients with ulcerative colitis? *Endoscopy.* 2021 Jul;53(7):E273–E274. doi: [10.1055/a-1261-2944](https://doi.org/10.1055/a-1261-2944) Epub 2020 Oct 1. PMID: 33003217.

40. Waljee AK, Sauder K, Patel A, et al. Machine Learning Algorithms for Objective Remission and Clinical Outcomes with Thiopurines. *J Crohns Colitis.* 2017 Jul 1;11(7):801–810. doi: [10.1093/ecco-jcc/jjx014](https://doi.org/10.1093/ecco-jcc/jjx014) PMID: 28333183; PMID: PMC5881698

41. Waljee AK, Liu B, Sauder K, et al. Predicting Corticosteroid-Free Biologic Remission with Vedolizumab in Crohn's Disease. *Inflamm Bowel Dis.* 2018 May 18;24(6):1185–1192. doi: [10.1093/ibd/izy031](https://doi.org/10.1093/ibd/izy031) PMID: 29668915; PMID: PMC6231370.

42. Li Y, Pan J, Zhou N, et al. A random forest model predicts responses to infliximab in Crohn's disease based on clinical and serological parameters. *Scand J Gastroenterol.* 2021 Sep;56(9):1030–1039. doi: [10.1080/00365521.2021.1939411](https://doi.org/10.1080/00365521.2021.1939411) Epub 2021 Jul 24. PMID: 34304688.

43. Waljee AK, Lipson R, Wiitala WL, et al. Predicting Hospitalization and Outpatient Corticosteroid Use in Inflammatory Bowel Disease Patients Using Machine Learning. *Inflamm Bowel Dis.* 2017 Dec 19;24(1):45–53. doi: [10.1093/ibd/izx007](https://doi.org/10.1093/ibd/izx007) PMID: 29272474; PMID: PMC5931801.

44. Stidham R, et al. Su1920 detection and characterization of extra-intestinal manifestations of ibd in clinical office notes using natural language processing. *Gastroenterology.* 2020;158(6):S–702.

45. Reddy BK, Delen D, Agrawal RK. Predicting and explaining inflammation in Crohn's disease patients using predictive analytics methods and electronic medical record data. *Health Informatics J.* 2019 Dec;25(4):1201–1218. doi: [10.1177/1460458217751015](https://doi.org/10.1177/1460458217751015) Epub 2018 Jan 10. PMID: 29320910.

46. Zand A, Stokes Z, Sharma A, et al. Artificial Intelligence for Inflammatory Bowel Diseases (IBD); Accurately Predicting Adverse Outcomes Using Machine Learning. *Dig Dis Sci.* 2022 Oct;67(10):4874–4885. doi: [10.1007/s10620-022-07506-8](https://doi.org/10.1007/s10620-022-07506-8) Epub 2022 Apr 27. PMID: 35476181; PMID: PMC9515047.

47. Филь Т.С., Бакулин И.Г. Цифровое здравоохранение Российской Федерации: основные понятия для практикующих врачей. *Профилактическая медицина.* 2024;27(1):97–105. doi: [10.17116/profmed20242701197](https://doi.org/10.17116/profmed20242701197) EDN QQLIFM. / Fil' T.S., Bakulin I.G. Digital healthcare of the Russian Federation: basic concepts for practitioners. *Profilakticheskaya Meditsina.* 2024;27(1):97–105. (in Russ.). doi: [10.17116/profmed20242701197](https://doi.org/10.17116/profmed20242701197) EDN QQLIFM.

48. Hanzel J, Bossuyt P, Pittet V, et al. Development of a Core Outcome Set for Real-world Data in Inflammatory Bowel Disease: A European Crohn's and Colitis Organization [ECCO] Position Paper. *J Crohns Colitis.* 2023 Apr 3;17(3):311–317. doi: [10.1093/ecco-jcc/jjac136](https://doi.org/10.1093/ecco-jcc/jjac136) PMID: 36190188.

49. Zammarchi I, Santacrose G, Iacucci M. Next-Generation Endoscopy in Inflammatory Bowel Disease. *Diagnostics (Basel).* 2023 Jul 31;13(15):2547. doi: [10.3390/diagnostics13152547](https://doi.org/10.3390/diagnostics13152547) PMID: 37568910; PMID: PMC10417286.

50. Ashton JJ, Brooks-Warburton J, Allen PB, et al. The importance of high-quality 'big data' in the application of artificial intelligence in inflammatory bowel disease. *Frontline Gastroenterol.* 2022 Nov 17;14(3):258–262. doi: [10.1136/flgastro-2022-102342](https://doi.org/10.1136/flgastro-2022-102342) PMID: 37056322; PMID: PMC10086732.

51. Sudlow C, Gallacher J, Allen N, et al. UK biobank: an open access resource for identifying the causes of a wide range of complex diseases of middle and old age. *PLoS Med.* 2015 Mar 31;12(3):e1001779. doi: [10.1371/journal.pmed.1001779](https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1001779) PMID: 25826379; PMID: PMC4380465.

52. Филь Т.С. Искусственный интеллект в медицинской практике. *Российский семейный врач.* 2023;27(4):13–20. doi: [10.17816/RFD601816](https://doi.org/10.17816/RFD601816) EDNQPFJYO. / Fil' T.S. Artificial intelligence in medical practice. *Russian Family Doctor.* 2023;27(4):13–20. (in Russ.). doi: [10.17816/RFD601816](https://doi.org/10.17816/RFD601816) EDNQPFJYO.

53. Искусственный интеллект в здравоохранении. Платформа Минздрава России (режим доступа <https://ai.minzdrav.gov.ru/>). / Artificial intelligence in healthcare. Platform of the Russian Ministry of Health (access mode <https://ai.minzdrav.gov.ru/>, date of visit 05.03.2024). (in Russ.).

54. Zulqarnain F, Rhoads SF, Syed S. Machine and deep learning in inflammatory bowel disease. *Curr Opin Gastroenterol.* 2023 Jul 1;39(4):294–300. doi: [10.1097/MOG.0000000000000945](https://doi.org/10.1097/MOG.0000000000000945) Epub 2023 May 8. PMID: 37144491; PMID: PMC10256313.

55. Kohli A, Moss AC. Personalizing therapy selection in inflammatory bowel disease. *Expert Rev Clin Immunol.* 2023 Apr;19(4):431–438. doi: [10.1080/1744666X.2023.2185605](https://doi.org/10.1080/1744666X.2023.2185605) Epub 2023 Apr 12. PMID: 37051666.

56. Waljee AK, Liu B, Sauder K, et al. Predicting corticosteroid-free endoscopic remission with vedolizumab in ulcerative colitis. *Aliment Pharmacol Ther.* 2018 Mar;47(6):763–772. doi: [10.1111/apt.14510](https://doi.org/10.1111/apt.14510) Epub 2018 Jan 22. PMID: 29359519; PMID: PMC5814341