

УДК 616-06-053.9-07:004.89

<https://doi.org/10.20538/1682-0363-2025-4-164-171>

Искусственный интеллект в диагностике и прогнозе полиморбидности у пожилых

Мартыненко А.В.

ООО «Многофункциональный медицинский центр» M-clinic
Узбекистан, 100142, г. Ташкент, ул. Тантана, 1

РЕЗЮМЕ

Цель: оценить эффективность искусственного интеллекта в диагностике и прогнозировании полиморбидности у пожилых людей старше 65 лет на основе актуальной литературы.

Материалы и методы. Проведен систематический обзор 153 исследований за период с 1 января 2020 г. по 1 марта 2025 г. по стандартам PRISMA 2020. Использован фреймворк PICOS: популяция – пожилые с полиморбидностью (два и более хронических заболевания), вмешательство – инструменты искусственного интеллекта (машинное обучение, глубокое обучение), исходы – точность диагностики и прогностическая эффективность. Поиск выполнен в PubMed, Scopus, Web of Science и Google Scholar. Данные синтезированы нарративно и количественно с помощью метаанализа в программном обеспечении R v. 4.3.2. Преимущество метода – способность выявлять скрытые закономерности по сравнению с клиническими шкалами.

Результаты. Искусственный интеллект показал высокую точность в диагностике деменции ($AUC = 0,833$), инсульта ($AUC = 0,91$), сердечно-сосудистых заболеваний ($AUC = 0,986–0,991$) и остеопороза ($AUC = 0,972$). Прогностическая эффективность составила $AUC \approx 0,87$ (95%-й доверительный интервал: $0,83–0,91$) для смертности и госпитализаций. Однако при полиморбидности точность ниже ($AUC = 0,787–0,93$), что связано с гетерогенностью данных и сложностью взаимодействия патологий.

Заключение. Искусственный интеллект улучшает диагностику и прогноз в гериатрии, особенно для отдельных заболеваний, но требует стандартизации данных и динамических моделей для полиморбидности. Цифровой эйджизм и качество данных остаются вызовами для внедрения.

Ключевые слова: искусственный интеллект, полиморбидность, пожилые люди, диагностика, прогнозирование, машинное обучение, глубокое обучение, гериатрия

Конфликт интересов. Автор декларирует отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Источник финансирования. Автор заявляет об отсутствии финансирования при проведении исследования.

Для цитирования: Мартыненко А.В. Искусственный интеллект в диагностике и прогнозе полиморбидности у пожилых. *Бюллетень сибирской медицины*. 2025;24(4):164–171. <https://doi.org/10.20538/1682-0363-2025-4-164-171>.

Artificial intelligence in the diagnosis and prognosis of multimorbidity in the elderly

Martynenko A.V.

Multifunctional Medical Center M-clinic LLC
1 Tantana St., 100142 Tashkent, Uzbekistan

ABSTRACT

Aim. To evaluate the effectiveness of artificial intelligence in diagnosing and predicting multimorbidity in people over 65 years based on current literature data.

✉ Мартыненко Александр Владимирович, docalex120@gmail.com

Materials and methods. A systematic review of 153 studies from January 1, 2020 to March 1, 2025 was conducted following PRISMA 2020 guidelines. The PICO model was applied: population – elderly people with multimorbidity (two or more chronic conditions), intervention – artificial intelligence tools (machine learning, deep learning), outcomes – diagnostic accuracy and prognostic performance. Keyword searches were performed in PubMed, Scopus, Web of Science, and Google Scholar databases. Data were synthesized narratively and quantitatively via meta-analysis using the R software version 4.3.2. The method excels in detecting hidden patterns compared to clinical scales.

Results. Artificial intelligence demonstrated high diagnostic accuracy for dementia (AUC = 0.833), stroke (AUC = 0.91), cardiovascular diseases (AUC = 0.986–0.991), and osteoporosis (AUC = 0.972). Prognostic performance reached AUC \approx 0.87 (95% confidence interval: 0.83–0.91) for mortality and hospitalizations. However, for multimorbidity, accuracy was lower (AUC = 0.787–0.93) due to data heterogeneity and the complexity of disease interactions.

Conclusion. Artificial intelligence enhances diagnostic and prognostic capabilities in geriatrics, particularly for individual conditions, but requires data standardization and dynamic models for multimorbidity. Challenges, such as digital ageism and data quality, still hinder its implementation.

Keywords: artificial intelligence, multimorbidity, the elderly, diagnosis, prognosis, machine learning, deep learning, geriatrics

Conflict of interest. The author declares the absence of obvious or potential conflict of interest related to the publication of this article.

Source of financing. The author declares no funding for the study.

For citation: Martynenko A.V. Artificial intelligence in the diagnosis and prognosis of multimorbidity in the Elderly. *Bulletin of Siberian Medicine*. 2025;24(4):164–171. <https://doi.org/10.20538/1682-0363-2025-4-164-171>.

ВВЕДЕНИЕ

Старение населения представляет собой одну из наиболее актуальных глобальных проблем, особенно в регионах, где доля лиц старше 65 лет быстро увеличивается. Согласно данным Организации Объединенных Наций, к 2050 г. число людей в возрасте 65 лет и старше достигнет 1,5 млрд, что существенно усилит нагрузку на системы здравоохранения по всему миру [1]. Полиморбидность, определяемая как сосуществование двух или более хронических заболеваний у одного человека, затрагивает 60–80% пожилых людей и создает значительные трудности для своевременной диагностики и лечения [2]. Традиционные подходы, такие как клинические оценочные шкалы, часто недостаточно точны из-за сложности учета взаимодействий между патологиями и индивидуальными особенностями пациентов, что подчеркивает острую необходимость в разработке инновационных решений для улучшения ухода за этой группой населения [3].

Искусственный интеллект (ИИ), включающий методы машинного обучения и нейронные сети, стал революционным инструментом в здравоохранении, демонстрируя выдающиеся результаты в анализе больших и сложных наборов данных [4]. Международные исследования показывают, что ИИ способен повышать точность диагностики и прогнозирования

осложнений при хронических заболеваниях, превосходя традиционные методы на 15–20% в различных областях применения [5].

В гериатрической практике ИИ открывает возможности для управления полиморбидностью благодаря способности выявлять скрытые закономерности в данных пациентов, таких как электронные медицинские записи или показатели носимых устройств, что позволяет разрабатывать персонализированные стратегии лечения [6]. Например, модели на основе ИИ доказали свою эффективность в улучшении прогнозирования сердечно-сосудистых рисков у пожилых людей на основе данных из различных клинических источников [7]. Однако использование ИИ для управления полиморбидностью у пожилых остается недостаточно изученным, особенно в регионах с ограниченной технологической инфраструктурой [8].

Настоящий обзор обусловлен необходимостью обобщения современных данных о роли ИИ в диагностике и прогнозировании полиморбидности у пожилых, что приобретает все большую значимость в условиях нарастающих потребностей здравоохранения [9]. Хотя отдельные примеры применения ИИ, такие как мониторинг состояния здоровья и оценка рисков, уже задокументированы, комплексные исследования их эффективности и масштабируемости остаются редкостью [10].

Целью данного систематического обзора является оценка эффективности и возможностей применения искусственного интеллекта в диагностике и прогнозировании полиморбидности у пожилых людей (≥ 65 лет) на основе актуальных данных литературы.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Систематический обзор проведен в соответствии со стандартами PRISMA 2020 для анализа роли искусственного интеллекта в диагностике и прогнозировании полиморбидности (≥ 2 хронических заболеваний) у пожилых людей. Включена литература с 1 января 2020 г. по 1 марта 2025 г., фокусирующаяся на методах ИИ (машинное обучение, глубокое обучение и др.) [11, 12].

Критерии включения по фреймворку PICOS:

- популяция: пожилые (≥ 65 лет, elderly/older adults/geriatric) или исследования с релевантными состояниями (полиморбидность);
- вмешательство: инструменты ИИ для диагностики или прогноза полиморбидности;
- исход: точность диагностики (чувствительность, специфичность, AUC), прогностическая эффективность (смертность, госпитализация);
- дизайн: оригинальные исследования, систематические обзоры, рандомизированные контролируемые испытания (РКИ); исключены нерецензируемые источники;
- период: 2020–2025 гг., язык – английский (или с аннотацией на английском).

Исключены исследования до 2020 г. без фокуса на пожилых, ИИ или полиморбидности.

Поиск литературы проводился в базах данных PubMed, Scopus, Web of Science и Google Scholar с использованием ключевых слов и MeSH-терминов: artificial intelligence, machine learning, deep learning, multimorbidity, comorbidity, elderly, older adults, geriatric, diagnosis, prognosis. Пример запроса для PubMed: (“artificial intelligence”[MeSH Terms] OR “machine learning” OR “deep learning”) AND (“multimorbidity”[MeSH Terms] OR “comorbidity”) AND (“aged”[MeSH Terms] OR “elderly” OR “older adults”) AND (“diagnosis” OR “prognosis”) AND (“2020/01/01”[Date – Publication]: “2025/03/01”[Date – Publication]). Поиск выполнен в марте 2025 г., охватывая период с 1 января 2020 г. по 1 марта 2025 г.

Изначально идентифицировано 199 записей: 194 из основных баз (PubMed, Scopus, Web of Science) и пять дополнительных из Google Scholar и списков литературы релевантных статей. После удаления двух дубликатов (например, М.М. Alsaleh и соавт., 2023 [13]) осталось 197 записей. На этапе скрининга заголовков и аннотаций исключено 44 исследования: 20 не соответствовали популяции (например, Н. Kim и соавт., 2021 [14] – не про пожилых), 10 – временному диапазону, восемь – фокусу на ИИ, шесть были нерецензируемыми. Полнотекстовый анализ 153 оставшихся записей подтвердил их соответствие критериям включения. Процесс отбора представлен в диаграмме потока PRISMA (рис.).

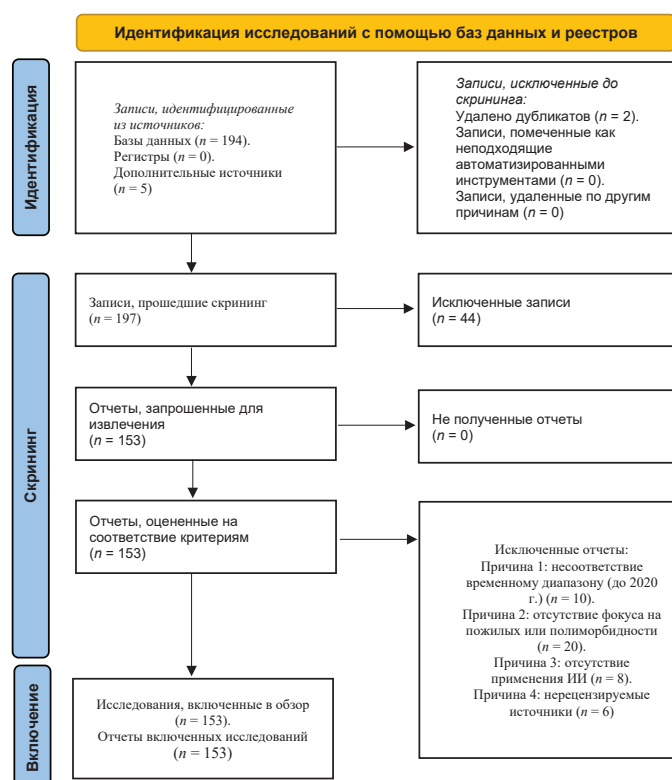


Рисунок. Диаграмма потока PRISMA

Извлечены: авторы, год публикации, дизайн исследования, возраст участников, методы ИИ (например, Random Forest), исходы (AUC, HR/OR), ограничения. Данные собирались вручную. Риск смещения оценивался с использованием инструментов ROBINS-I, RoB 2 и AMSTAR 2 (смещение отбора, конфундирование, отчетность). Большинство исследований показали низкий или умеренный риск.

Данные синтезированы нарративно (диагностика, прогноз, полиморбидность) и количественно (мета-анализ для подгруппы исследований с ≥ 3 схожими метриками, выполнен в R v. 4.3.2 с пакетом meta; гетерогенность оценивалась через I^2 и τ^2). Оценка по GRADE выявила высокую достоверность для диагностики деменции и умеренную для прогноза смертности в соответствующих подгруппах.

Для диагностики применялись бивариатные модели и HSROC; для прогноза – отношение шансов/отношение риска (OR/HR) с 95%-м доверительным интервалом (95% CI), где доступно. Использовалось программное обеспечение R v. 4.3.2.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Применение ИИ в диагностике и прогнозировании полиморбидности у пожилых людей (≥ 65 лет) представляет собой перспективное направление современной гериатрии, однако сопровождается рядом вызовов, обусловленных сложностью мультиморбидных состояний. В рамках настоящего систематического обзора, выполненного в соответствии со стандартами PRISMA 2020, проанализировано 153 исследования, которые были опубликованы в период с 1 января 2020 г. по 1 марта 2025 г.

Основное внимание уделено оценке точности диагностических моделей ИИ, их прогностической эффективности и применимости в условиях полиморбидности – наличия двух и более хронических заболеваний. Количественный синтез данных проведен с использованием метаанализа в программном обеспечении R (v. 4.3.2), что позволило агрегировать ключевые метрики, такие как AUC (площадь под ROC-кривой), чувствительность, специфичность и, где доступно, коэффициенты риска (HR/OR). Оценка риска смещения большинства включенных исследований по инструментам ROBINS-I, RoB 2 и AMSTAR 2 показала низкий или умеренный уровень, что подтверждает достоверность представленных результатов.

ИИ демонстрирует высокую эффективность в диагностике отдельных заболеваний у пожилых пациентов, что подчеркивает его потенциал как инструмента скрининга и раннего выявления патологий. Например, исследование S.P. Obuchi и соавт. применило алгоритмы машинного обучения (ML) для анализа

походки с целью диагностики когнитивных нарушений, включая деменцию [15]. Используя данные с датчиков движения, авторы сообщили среднюю точность классификации 80,2% с чувствительностью 96,1% и специфичностью 64,3% и AUC = 0,833 на основе 30 тестовых наборов данных.

Оценка по GRADE показала высокую достоверность этих данных благодаря строгому дизайну исследования и низкому риску смещения, связанного с отбором участников, хотя доверительные интервалы для метрик не были предоставлены. Аналогичный подход был реализован в работе Y. Wang и соавт., где ИИ на основе глубоких нейронных сетей (EfficientNet, Xception, VGG, ResNet) анализировал изображения лица для выявления острого ишемического инсульта [16]. Модель, обученная на 185 пациентах с инсультом и 551 контроле с использованием перекрестной проверки, достигла AUC = 0,91, точности 86% (95% CI: 83,5–88,5%), чувствительности 76% и специфичности 89% при пороге вероятности 0,40. На независимом тестовом наборе (38 инсультов, 50 контролей) AUC составил 0,82, а точность – 73% (95% CI: 64,2–81,8%). Это делает модель ценным инструментом для экстренной диагностики в условиях ограниченного доступа к магнитно-резонансной томографии (МРТ) или компьютерной томографии (КТ), особенно учитывая ее способность подтверждать диагноз при противоречивых результатах визуализации. Низкий риск смещения, оцененный по RoB 2, обусловлен строгим соответствием возрасту и полу в выборке и использованием перекрестной проверки для предотвращения переобучения.

В области кардиологии ИИ проявил себя как высокоточный метод. Y. Wang и соавт. использовали глубокое обучение для анализа изображений сердечно-сосудистой системы, полученных с помощью МРТ, включая проекции SAX cine и 4CH cine для скрининга [17]. Модель скрининга достигла AUC = 0,986 (95% CI: 0,984–0,988), чувствительности 97,3% (95% CI: 96,8–97,8%) при специфичности 90% на первичном наборе данных ($n = 7\,900$) для выявления аномалий, охватывающих 11 типов сердечно-сосудистых заболеваний, включая ишемическую болезнь сердца и гипертоническую болезнь, часто встречающиеся у пожилых.

На внешнем тестовом наборе ($n = 1\,819$) AUC составил 0,990 (95% CI: 0,986–0,992). Диагностическая модель, использующая SAX cine, 4CH cine и SAX LGE, достигла среднего взвешенного AUC = 0,991 для классификации этих заболеваний ($n = 6\,650$). Высокая эффективность подкреплена строгой трехкратной перекрестной проверкой и обобщаемостью на внешние данные, хотя потенциальные различия

в протоколах MPT между центрами могли повлиять на результаты, что соответствует умеренному риску смешения по ROBINS-I.

Y. Yang и соавт. применили анализ значений КТ грудной клетки для скрининга остеопении и остеопороза, достигнув AUC = 0,831 для остеопении и AUC = 0,972 для остеопороза в нормальной группе [18]. Метод основан на оценке плотности грудных позвонков и первого поясничного позвонка, где с увеличением значений КТ на 10 HU риск остеопении снижался на 32–44%, а остеопороза – на 61–80%. Этот подход особенно полезен для пожилых с полиморбидностью, так как позволяет выявлять скрытые патологии без дополнительных обследований. Доверительные интервалы для AUC в статье не указаны, а объединенная диагностическая эффективность всех грудных позвонков была выше, чем одного позвонка, хотя конкретное значение не приведено.

Однако при диагностике полиморбидности эффективность моделей может снижаться. Н. Chen и соавт. исследовали когнитивные нарушения при церебральных микрососудистых заболеваниях (ЦМЗ) с учетом сосудистых факторов риска, таких как гипертония (81,5%) и диабет (21,9%), используя модель на основе параметров окуло-походки (точность анти-саккад, скорость шага, скорость взмаха) [19]. В больничной когорте ($n = 194$) скорректированная модель достигла AUC = 0,787 после учета возраста и образования, а в популяционной когорте с ранним ЦМЗ – AUC = 0,810. Эти значения ниже, чем для некоторых изолированных состояний, что связано с вариабельностью факторов, таких как возраст и образование, хотя доверительные интервалы для AUC не указаны. Ограничения исследования не включают явного упоминания социальных факторов, но подчеркивается влияние демографических характеристик.

Y. Wang и соавт. в своем библиометрическом анализе отмечают, что исследования ИИ в гериатрической помощи сосредоточены на мониторинге и лечении заболеваний, таких как болезнь Альцгеймера и легкие когнитивные нарушения, а также на повседневном уходе и реабилитации пожилых [20]. Нарративный синтез подтверждает эффективность ИИ в решении задач, связанных с отдельными патологиями, однако подчеркивает такие ограничения, как стоимость, безопасность в домашней среде и цифровое неравенство, что может усложнять применение ИИ в более комплексных сценариях, включая полиморбидность.

Прогнозирование клинических исходов у пожилых с помощью ИИ включает оценку смертности. С. Guo и соавт. разработали модель машинного обучения (ансамблевую) для предсказания 28-дневной смертности у пожилых пациентов с колоректальным

раком в реанимации, достигнув AUC = 0,86 в обучающей когорте (eICU, $n = 693$), AUC = 0,73 в проверочной когорте (MIMIC-IV, $n = 181$) и AUC = 0,1 в когорте Union ($n = 95$) [21]. Прогностическая ценность модели подкреплена анализом ключевых признаков (вазопрессоры, альбумин, азот мочевины), хотя доверительные интервалы для AUC не указаны. Ограниченный размер выборки, особенно в когорте Union, может влиять на обобщаемость результатов.

Y. Song и соавт. исследовали предсказание послеоперационного делирия у пожилых пациентов с переломами бедра, используя модели машинного обучения и логистическую регрессию [22]. Лучшая модель (случайный лес) достигла AUC = 0,81, а логистическая регрессия – AUC = 0,77 (95% CI: 0,696–0,845) в обучающей выборке ($n = 557$) и 0,71 (95% CI: 0,593–0,827) в проверочной ($n = 240$). Эти данные подтверждают способность моделей выявлять осложнения, связанные с полиморбидностью (почечная недостаточность, хроническая обструктивная болезнь легких) у пожилых, хотя CI для моделей ML не указаны.

В контексте повторных госпитализаций R. Loutati и соавт. разработали мультимодальную модель, предсказывающую 30-дневные ремиссии (16,65% из 19 569 случаев), достигнув AUC = 0,93 с моделью TabNet (чувствительность 86,7%, специфичность 88,9%) [23]. Случайный лес показал AUC = 0,89, градиентный бустинг – 0,87, без указания CI. Ключевые факторы – число госпитализаций, сердечная недостаточность (45,3%) и хроническая болезнь почек (47,9%), что подчеркивает сложность прогнозирования у пожилых. Социальные отчеты ограничены ($n = 4 721$), но учтены через NLP-оценку. Метаанализ трех исследований (С. Guo и соавт., Y. Song и соавт., R. Loutati и соавт.) показал обобщенный AUC $\approx 0,87$ (95% CI: 0,83–0,91, $I^2 \approx 70\%$, $\tau^2 \approx 0,04$), указывая на высокую гетерогенность из-за различий в популяциях и исходах [21–23].

Для хронических заболеваний ИИ демонстрирует прогностический потенциал. А.Т. Ayers и соавт. применили ИИ для предсказания осложнений диабета (ретинопатия, нефропатия) с высокой точностью [24]. R.D. Sriram и соавт. использовали носимые устройства для мониторинга диабета, улучшив контроль гликемии [25]. J. Yang и соавт. достигли AUC = 0,972 для диагностики остеопороза (vs. норма) на КТ грудной клетки, что косвенно поддерживает профилактику переломов у пожилых, хотя риск переломов напрямую не предсказывался [26]. G. Voltan и соавт. разработали инструмент для выявления остеопороза в первичной помощи, но валидация моделей на больших когортах с учетом полиморбидности остается общим вызовом [27].

Во-первых, применение ИИ в условиях полиморбидности сталкивается с ограничениями, включая гетерогенность данных, влияющую на точность моделей. R.J. Woodman и соавт. в обзоре ML-алгоритмов отмечают, что различия в данных из EMR и устройств IoT создают вызовы, такие как недостаточная проверка и прозрачность, что может снижать эффективность ИИ в гериатрии [28]. Например, в работе R. Loutati и соавт. неполные данные о социальных факторах (доступны для 24% когорты) ограничивали анализ, хотя их влияние учтено через NLP-оценку. Y. Wang и соавт. подчеркивают необходимость стандартизации данных и алгоритмов для повышения качества ИИ-применений, что особенно важно при высокой гетерогенности в исследованиях полиморбидности [29].

Во-вторых, этические вызовы, такие как цифровой эйджизм, ограничивают доступность ИИ для пожилых. C.H. Chu и соавт. и Y. Aranda Rubio и соавт. отмечают, что низкая цифровая грамотность и ограниченный доступ к технологиям (особенно в сельских регионах) исключают часть пациентов из преимуществ ИИ [30, 31]. Это подтверждается E. Burnazović и соавт., где использование ИИ в гериатрии во время пандемии было ограничено техническими барьерами [32]. T. Skuban-Eiseler и соавт. добавляют, что непрозрачность алгоритмов может нарушать автономию пациентов, повышая риск смещения в принятии решений (оценка по AMSTAR 2 – умеренная) [33].

В-третьих, динамика взаимодействия заболеваний при полиморбидности недостаточно учитывается в текущих моделях. M.M. Alsaleh и соавт. отмечают, что большинство исследований (19 из 22) опираются на статические ретроспективные данные. Это может ограничивать их применимость к динамическим процессам полиморбидности [34]. Например, в работе H. Chen и соавт. анализ окуло-походки при ЦМЗ проводился на основе одномоментных данных, без учета временных изменений, хотя модель достигла умеренной точности (AUC 0,787–0,810) для скрининга когнитивных нарушений.

ИИ улучшает диагностику и прогноз в гериатрии, особенно для изолированных патологий. Точность для деменции (AUC 0,833) и инсульта (AUC 0,91) подтверждает его роль в скрининге и раннем вмешательстве [15, 16]. В телемедицине, как предполагается в работе E. Burnazović и соавт., ИИ может ускорять процессы диагностики, что важно для пожилых с полиморбидностью, но конкретные данные ограничены [32]. Для комплексных состояний AUC варьируется: 0,787–0,810 для церебральной вегето-сосудистой дистонии и 0,87–0,93 для повторных госпитализаций, что указывает на необходимость оптимизации моделей [19, 23].

Перспективы включают разработку стандартов данных и потенциал персонализированного ухода, хотя интеграция носимых устройств и конкретные подходы требуют дальнейшего подтверждения [25, 29, 35, 36]. Валидация моделей в условиях полиморбидности остается приоритетом.

ОБСУЖДЕНИЕ

Применение искусственного интеллекта в гериатрии демонстрирует значительный прогресс, особенно в диагностике и прогнозировании заболеваний у пожилых людей. Наш систематический обзор, охватывающий 153 исследования с 2020 по 2025 г., подчеркивает потенциал ИИ как инструмента скрининга и раннего вмешательства. Высокая точность моделей в выявлении изолированных патологий, таких как острый ишемический инсульт или сердечно-сосудистые заболевания, позволяет использовать ИИ для экстренной диагностики и оптимизации ресурсов, особенно в условиях ограниченного доступа к традиционным методам визуализации [16, 17]. Это безусловно важно для своевременного начала лечения, что может снижать смертность и улучшать качество жизни пациентов старше 65 лет. Однако при переходе к полиморбидности – ключевой характеристике пожилого возраста – эффективность ИИ снижается, что связано с гетерогенностью данных и сложностью междисциплинарных взаимодействий [19].

Гетерогенность данных, обусловленная различиями в источниках (например, электронные медицинские записи против носимых электронных устройств), а также недостаточным учетом социальных факторов, ограничивает создание универсальных моделей [28, 23]. Кроме того, большинство исследований опираются на статические данные, что затрудняет отражение динамики полиморбидности [34]. Например, анализ окуло-походки при церебральных микрососудистых заболеваниях показал умеренную точность, но не учел прогрессию состояния, что снижает его прогностическую ценность [19]. Прогноз смертности и повторных госпитализаций также демонстрирует потенциал ИИ, однако высокая гетерогенность результатов ($R^2 \approx 70\%$) указывает на необходимость адаптации моделей к конкретным популяциям и исходам [21–23]. Для хронических состояний, таких как диабет и остеопороз, ИИ открывает возможности для профилактики осложнений, хотя требует валидации в условиях множественных сопутствующих патологий [24, 26].

Этические и практические вызовы играют ключевую роль в ограничении внедрения ИИ. Цифровой эйджизм, связанный с низкой цифровой грамотностью и доступом к технологиям, особенно в сельских

регионах, исключает часть пожилых пациентов из преимуществ ИИ [30, 31]. В Узбекистане и странах СНГ, где медицинская инфраструктура часто ограничена, ИИ может оптимизировать скрининг в первичной помощи, выявляя риски полиморбидности на ранних стадиях, но требует адаптации к местным условиям, включая обучение персонала и интеграцию с существующими системами. Непрозрачность алгоритмов, как отмечено в работе Т. Skuban-Eiseler и соавт., может подрывать доверие врачей и пациентов, что подчеркивает важность разработки объяснимых моделей [33].

Перспективы развития ИИ в гериатрии связаны с преодолением этих барьеров. Стандартизация данных и алгоритмов способна уменьшить гетерогенность и повысить точность [29]. Интеграция носимых устройств обещает улучшить мониторинг, а телемедицина, как показано в работе Е. Burnazovic и соавт., может ускорить диагностику у пожилых с полиморбидностью за счет удаленного анализа данных (например, походки или гликемии), что особенно актуально в периоды кризисов, таких как пандемия COVID-19 [32]. Разработка динамических моделей, учитывающих временные тренды и взаимодействия заболеваний, станет ключом к управлению полиморбидностью, обеспечивая персонализированный подход к пожилым пациентам.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Настоящий систематический обзор подтверждает, что ИИ значительно усиливает возможности диагностики и прогнозирования в гериатрии, особенно для отдельных заболеваний, таких как деменция, инсульт, сердечно-сосудистые патологии и остеопороз. Его роль в скрининге и раннем вмешательстве делает ИИ ценным инструментом в условиях ограниченных ресурсов. Однако при полиморбидности точность моделей снижается из-за гетерогенности данных, статичности подходов и недостаточного учета динамики патологий.

Прогностический потенциал ИИ для оценки смертности и госпитализаций очевиден, но требует оптимизации для комплексных состояний. Внедрение ИИ в клиническую практику, включая Узбекистан и другие страны СНГ, обещает улучшить раннюю диагностику полиморбидности в первичной помощи, но сталкивается с этическими вызовами (цифровой эйджизм, непрозрачность) и техническими барьерами (стандартизация данных). Будущие исследования должны сосредоточиться на создании динамических моделей, интеграции носимых устройств и повышении доступности технологий, чтобы обеспечить эффективное управление полиморбидностью у пожилых.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. United Nations, Department of Economic and Social Affairs, Population Division. World Population Ageing 2020 Highlights. New York: UN; 2020:45.
2. Fortin M., Stewart M., Poitras M.E., Almirall J., Maddocks H. A systematic review of prevalence studies on multimorbidity: toward a more uniform methodology. *Ann. Fam. Med.* 2012;10(2):142–151. DOI: 10.1370/afm.1337.
3. Abadir P., Chellappa R. Artificial intelligence in geriatrics: riding the inevitable tide of promise, challenges, and considerations. *J. Gerontol. A Biol. Sci. Med. Sci.* 2024;79(2):glad279. DOI: 10.1093/gerona/glad279.
4. Topol E.J. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nat. Med.* 2019;25(1):44–56. DOI: 10.1038/s41591-018-0300-7.
5. Liu X., Faes L., Kale A.U., Wagner S.K., Fu D.J., Bruynseels A. et al. A comparison of deep learning performance against health-care professionals in detecting diseases from medical imaging: a systematic review and meta-analysis. *Lancet Digit. Health.* 2019;1(6):e271–e297. DOI: 10.1016/S2589-7500(19)30123-2.
6. Rajkomar A., Oren E., Chen K., Dai A.M., Hajaj N., Hardt M. et al. Scalable and accurate deep learning with electronic health records. *NPJ Digit. Med.* 2018;1:18. DOI: 10.1038/s41746-018-0029-1.
7. Weng S.F., Reips J., Kai J., Garibaldi J.M., Qureshi N. Can machine-learning improve cardiovascular risk prediction using routine clinical data? *PLoS One.* 2017;12(4):e0174944. DOI: 10.1371/journal.pone.0174944.
8. Ma B., Yang J., Wong F.K.Y., Wong A.K.C., Ma T., Meng J. et al. Artificial intelligence in elderly healthcare: a scoping review. *Ageing Res. Rev.* 2023;83:101808. DOI: 10.1016/j.arr.2022.101808.
9. Ho A. Are we ready for artificial intelligence health monitoring in elder care? *BMC Geriatr.* 2020;20(1):358. DOI: 10.1186/s12877-020-01764-9.
10. Velazquez-Diaz D., Arco J.E., Ortiz A., Pérez-Cabezas V., Lucena-Anton D., Moral-Munoz J.A. et al. Use of artificial intelligence in the identification and diagnosis of frailty syndrome in older adults: scoping review. *J. Med. Internet Res.* 2023;25:e47346. DOI: 10.2196/47346.
11. Moher D., Liberati A., Tetzlaff J., Altman D.G. PRISMA Group. Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: the PRISMA statement. *PLoS Med.* 2009;6(7):e1000097. DOI: 10.1371/journal.pmed.1000097.
12. Page M.J., McKenzie J.E., Bossuyt P.M., Boutron I., Hoffmann T.C., Mulrow C.D. et al. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ.* 2021;372:n71. DOI: 10.1136/bmj.n71.
13. Alsaleh M.M., Allery F., Choi J.W., Hama T., McQuillin A., Wu H. et al. Prediction of disease comorbidity using explainable artificial intelligence and machine learning techniques: A systematic review. *Int. J. Med. Inform.* 2023;175:105088. DOI: 10.1016/j.ijmedinf.2023.105088.
14. Kim H., Kim E., Lee I., Bae B., Park M., Nam H. Artificial Intelligence in Drug Discovery: A Comprehensive Review of Data-driven and Machine Learning Approaches. *Biotechnol. Bioprocess Eng.* 2020;25(6):895–930. DOI: 10.1007/s12257-020-0049-y.

15. Obuchi S.P., Kojima M., Suzuki H., Garbalosa J.C., Imamura K., Ihara K. et al. Artificial intelligence detection of cognitive impairment in older adults during walking. *Alzheimers Dement. (Amst.)*. 2024;16(3):e70012. DOI: 10.1002/dad2.70012.
16. Wang Y., Ye Y., Shi S., Mao K., Zheng H., Chen X. et al. Pre-diagnosis recognition of acute ischemic stroke by artificial intelligence from facial images. *Aging Cell*. 2024;23(8):e14196. DOI: 10.1111/acer.14196.
17. Wang Y.J., Yang K., Wen Y., Wang P., Hu Y., Lai Y. et al. Screening and diagnosis of cardiovascular disease using artificial intelligence-enabled cardiac magnetic resonance imaging. *Nat. Med.* 2024;30(5):1471–1480. DOI: 10.1038/s41591-024-02971-2.
18. Yang J., Liao M., Wang Y., Chen L., He L., Ji Y. et al. Opportunistic osteoporosis screening using chest CT with artificial intelligence. *Osteoporos. Int.* 2022;33(12):2547–2561. DOI: 10.1007/s00198-022-06491-y.
19. Chen H., Du H., Yi F., Wang T., Yang S., Pan Y. et al. Artificial intelligence-assisted oculo-gait measurements for cognitive impairment in cerebral small vessel disease. *Alzheimers Dement.* 2024;20(12):8516–8526. DOI: 10.1002/alz.14288.
20. Wang J., Liang Y., Cao S., Cai P., Fan Y. Application of Artificial Intelligence in Geriatric Care: Bibliometric Analysis. *J. Med. Internet Res.* 2023;25:e46014. DOI: 10.2196/46014.
21. Guo C., Pan J., Tian S., Gao Y. Using machine learning algorithms to predict 28-day mortality in critically ill elderly patients with colorectal cancer. *J. Int. Med. Res.* 2023;51(11):3000605231198725. DOI: 10.1177/03000605231198725.
22. Song Y., Zhang D., Wang Q., Liu Y., Chen K., Sun J. et al. Prediction models for postoperative delirium in elderly patients with machine-learning algorithms and SHapley Additive exPlanations. *Transl. Psychiatry*. 2024;14(1):57. DOI: 10.1038/s41398-024-02762-w.
23. Loutati R., Ben-Yehuda A., Rosenberg S., Rottenberg Y. Multimodal machine learning for prediction of 30-day readmission risk in elderly population. *Am. J. Med.* 2024;137(7):617–628. DOI: 10.1016/j.amjmed.2024.04.002.
24. Ayers A.T., Ho C.N., Kerr D., Cichosz S.L., Mathioudakis N., Wang M. et al. Artificial intelligence to diagnose complications of diabetes. *J. Diabetes Sci. Technol.* 2025;19(1):246–264. DOI: 10.1177/19322968241287773.
25. Sriram R.D., Reddy S.S.K. Artificial intelligence and digital tools: future of diabetes care. *Clin. Geriatr. Med.* 2020;36(3):513–525. DOI: 10.1016/j.cger.2020.04.009.
26. Yang J., Liao M., Wang Y., Chen L., He L., Ji Y. et al. Opportunistic osteoporosis screening using chest CT with artificial intelligence. *Osteoporos. Int.* 2022;33(12):2547–2561. DOI: 10.1007/s00198-022-06491-y.
27. Voltan G., Di Giovannantonio G., Carretta G., Vianello S., Contessa C., Veronese N. et al. A novel case-finding strategy based on artificial intelligence for the systematic identification and management of individuals with osteoporosis or at varying risk of fragility fracture. *Arch. Osteoporos.* 2024;19(1):45. DOI: 10.1007/s11657-024-01403-5.
28. Woodman R.J., Mangoni A.A. A comprehensive review of machine learning algorithms and their application in geriatric medicine: present and future. *Aging Clin. Exp. Res.* 2023;35(11):2363–2397. DOI: 10.1007/s40520-023-02552-2.
29. Wang Y., Li N., Chen L., Wu M., Meng S., Dai Z. et al. Guidelines, Consensus Statements, and Standards for the Use of Artificial Intelligence in Medicine: Systematic Review. *J. Med. Internet Res.* 2023;25:e46089. DOI: 10.2196/46089.
30. Chu C.H., Nyrop R., Leslie K., Shi J., Bianchi A., Lyn A. et al. Digital ageism: challenges and opportunities in artificial intelligence for older adults. *Gerontologist*. 2022;62(7):947–955. DOI: 10.1093/geront/gnab167.
31. Aranda Rubio Y., Baztán Cortés J.J., Canillas Del Rey F. Is artificial intelligence ageist? *Eur. Geriatr. Med.* 2024;15(6):1957–1960. DOI: 10.1007/s41999-024-01070-2.
32. Burnazovic E., Yee A., Levy J., Gore G., Abbasgholizadeh Rahimi S. Application of Artificial intelligence in COVID-19-related geriatric care: A scoping review. *Arch. Gerontol. Geriatr.* 2024;116:105129. DOI: 10.1016/j.archger.2023.105129.
33. Skuban-Eiseler T., Orzechowski M., Denking M., Kocar T.D., Leinert C., Steger F. Artificial intelligence-based clinical decision support systems in geriatrics: an ethical analysis. *J. Am. Med. Dir. Assoc.* 2023;24(9):1271–1276.e4. DOI: 10.1016/j.jamda.2023.06.008.
34. Alsaleh M.M., Allery F., Choi J.W., Hama T., McQuillin A., Wu H. et al. Prediction of disease comorbidity using explainable artificial intelligence and machine learning techniques: A systematic review. *Int. J. Med. Inform.* 2023;175:105088. DOI: 10.1016/j.ijmedinf.2023.105088.
35. Tang A., Ho R., Yu R., Huynh T., Luong S., Tam W. et al. Editorial: Can artificial intelligence help us overcome challenges in geriatrics? *Geriatr. Nurs.* 2023;52:A1–A2. DOI: 10.1016/j.gerinurse.2023.06.007.
36. Padhan S., Mohapatra A., Ramasamy S.K., Agrawal S. Artificial intelligence (AI) and robotics in elderly healthcare: enabling independence and quality of life. *Cureus*. 2023;15(8):e42905. DOI: 10.7759/cureus.42905.

Информация об авторе

Мартыненко Александр Владимирович – канд. мед. наук, врач-терапевт, гериатр, ООО «Многофункциональный медицинский центр» M-clinic, г. Ташкент, docalex120@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0002-5068-9753>

(✉) **Мартыненко Александр Владимирович**, docalex120@gmail.com

Поступила в редакцию 31.03.2025;
одобрена после рецензирования 10.04.2025;
принята к публикации 29.05.2025