



© С.А. Шевченко^{1,2}, Н.И. Рожкова^{3,4}, А.В. Дорофеев^{1,2}, Е.Г. Штейнфер⁵

Оценка эффективности искусственного интеллекта в мультимодальной диагностике и прогнозировании ответа на лекарственное лечение различных биологических подтипов рака молочной железы (обзор литературы)

¹Государственное автономное учреждение здравоохранения Свердловской области «Свердловский областной онкологический диспансер», г. Екатеринбург, Российская Федерация

²Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Уральский государственный медицинский университет» Министерства здравоохранения Российской Федерации, г. Екатеринбург, Российская Федерация

³Московский научно-исследовательский онкологический институт имени П.А. Герцена — филиал Федерального государственного бюджетного учреждения «Национальный исследовательский центр радиологии» Министерства здравоохранения Российской Федерации, Москва, Российская Федерация

⁴Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы», Москва, Российская Федерация

⁵Уральский математический центр Уральского федерального университета имени первого президента России Б.Н. Ельцина (УрФУ), г. Екатеринбург, Российская Федерация

© Svetlana A. Shevchenko^{1,2}, Nadegda I. Rozkova^{3,4}, Aleksandr V. Dorofeev^{1,2}, Evgeny G. Shteynfer⁵

Evaluation of Artificial Intelligence Effectiveness in Multimodal Diagnosis and Prediction of Response to Drug Therapy in Different Biological Subtypes of Breast Cancer (Literature Review)

¹Sverdlovsk Regional Oncological Dispensary, Yekaterinburg, the Russian Federation

²Ural State Medical University, Yekaterinburg, the Russian Federation

³P. Hertsen Moscow Oncology Research Institute (MORI) — the branch of the FSBI “National Medical Research Radiological Centre” (NMRRRC) of the Ministry of Health of the Russian Federation, Moscow, the Russian Federation

⁴Peoples’ Friendship University of Russia (RUDN), Moscow, the Russian Federation

⁵Ural Mathematical Center, Ural Federal University named after the First President of Russia B.N. Yeltsin, Yekaterinburg, the Russian Federation

Одно из ключевых направлений в борьбе с раком молочной железы (РМЖ), который остается самым распространенным онкологическим заболеванием у женщин в мире, связано с ранним выявлением новообразований, их правильной интерпретацией и установлением факторов, определяющих выбор оптимальной тактики лечения. В свою очередь, сложившиеся «медицинские» реалии в контексте располагаемых человеческих ресурсов, имеющихся нормативов и необходимости обрабатывать гигантские объемы исследований диктуют необходимость поиска новых эффективных инструментариев диагностики РМЖ. В этой связи интеграция в процесс лучевой диагностики РМЖ высокопроизводительных технологий на базе искусственного интеллекта (ИИ) представляется чрезвычайно важной и актуальной. Интерес к теме находит отражение во все возрастающем числе научных публикаций, число которых за последние шесть лет увеличилось в четыре раза. На этом фоне отсутствие полноценного внедрения результатов исследований в повседневную полномасштабную клиническую практику мотивирует к изучению состояния данного вопроса на предмет оценки итоговых результатов научной деятельности и понимания ее потенциальных перспектив. Настоящее исследование направлено на структурирование и систематизацию данных научной литературы, освещающих вопросы применения математических моделей ИИ для анализа традиционной и мультимодальной визуализа-

Breast cancer (BC) remains the most common malignancy among women worldwide. One of the key priorities in combating this disease is early tumor detection, accurate interpretation, and identification of factors guiding optimal treatment selection. Current healthcare realities — including limited human resources, existing regulatory frameworks, and the need to process vast amounts of data — necessitate the development of novel, effective diagnostic tools for BC. In this context, the integration of high-performance technologies based on artificial intelligence (AI) into breast imaging is of paramount importance and relevance. Growing interest in this topic is reflected in the steadily increasing number of scientific publications, which has quadrupled over the past six years. However, the lack of widespread implementation of research findings into routine clinical practice underscores the need to assess the current state of the field, evaluate scientific output, and identify future prospects. This study aims to structure and systematize data from the scientific literature on the application of AI-based mathematical models for the analysis of conventional and multimodal breast imaging in determining the molecular biological subtype of BC, assessing tumor response to drug therapy, and addressing other diagnostic aspects that support a personalized approach to prognosis, treatment planning, and patient management. The most widely used and promising neural network models and training algorithms employed in recent years were analyzed. Their potential for developing unified

ции новообразований в молочной железе при определении молекулярно-биологического подтипа РМЖ, оценки ответа опухоли на лекарственное лечение, других аспектов диагностики РМЖ, ориентирующих на персонализированный подход к прогнозированию, планированию и лечению пациента. Проанализированы наиболее широко применяемые и перспективные модели и алгоритмы обучения нейронных сетей, используемые в последнее время, определены их потенциальные возможности для выработки единых подходов к интеграции ИИ в арсенал средств автоматизации процесса мультимодальной диагностики РМЖ. Результаты проведенной работы позволили сформулировать основные тренды проводимых научных исследований, косвенно оценить их потенциальную эффективность в решении вопросов прогнозирования сценариев диагностики и лечения РМЖ.

Ключевые слова: рак молочной железы; маммография; ультразвуковое исследование; магнитно-резонансная томография; искусственный интеллект; нейронная сеть

Для цитирования: Шевченко С.А., Рожкова Н.И., Дорофеев А.В., Штейнфер Е.Г. Оценка эффективности искусственного интеллекта в мультимодальной диагностике и прогнозировании ответа на лекарственное лечение различных биологических подтипов рака молочной железы (обзор литературы). *Вопросы онкологии*. 2026; 72(4): 975-984.-DOI: 10.37469/0507-3758-2026-72-4-2465

✉ Контакты: Шевченко Светлана Анатольевна, sv_maxson@mail.ru

Введение

По данным международного агентства по изучению рака (МАИР-IARC), рак молочной железы (РМЖ) остается самым распространенным онкологическим заболеванием у женщин в подавляющем большинстве стран (157 из 185) [1]. Ежегодно выявляется более 2,3 млн новых случаев РМЖ, что составляет 19,1 % от всех злокачественных новообразований (НО). Прирост заболеваемости РМЖ за 10 лет достиг почти 38 %, а распространенность РМЖ составила 563,5 на 100 тыс. населения [2].

В этой связи интеграция в процесс лучевой диагностики высокопроизводительных технологий на базе искусственного интеллекта (ИИ) позволяет более эффективно обследовать все увеличивающееся число пациентов и помочь врачу в выявлении зон неблагополучия при скрининге и проверочных обследованиях, тем самым увеличивая диагностику ранних стадий РМЖ, что представляется чрезвычайно важной и актуальной задачей [3].

В последние годы успехи в создании систем ИИ привлекают пристальное внимание исследователей к вопросам их использования для целей диагностики заболеваний, в частности молочной железы (МЖ). Интерес к этой теме находит отражение в научных публикациях, число которых за последние шесть лет увеличилось в четыре раза — с 65 в 2019 г. до 512 в 2025 г. При этом 64 % статей описывает процесс извлечения радиомических признаков из МР-изображений, 19 % посвящено анализу данных рентгеновской маммографии (РМГ), 11 % статей — признаков,

approaches to integrating AI into the automation of multimodal BC diagnostics was evaluated. The findings enabled the identification of key trends in ongoing research and provided an indirect assessment of their potential effectiveness in predicting diagnostic and treatment scenarios for BC.

Keywords: breast cancer; mammography; ultrasound; magnetic resonance imaging; artificial intelligence; neural network

For Citation: Svetlana A. Shevchenko, Nadezda I. Rozkova, Aleksandr V. Dorofeev, Evgeny G. Shteynfer. Evaluation of artificial intelligence effectiveness in multimodal diagnosis and prediction of response to drug therapy in different biological subtypes of breast cancer (literature review). *Voprosy Onkologii = Problems in Oncology*. 2026; 72(4): 975-984.-DOI: 10.37469/0507-3758-2026-72-4-2465

извлеченных из УЗИ, и 6 % статей описывает процесс, основанный на данных ПЭТ. Целью настоящей работы является анализ результатов исследований в области использования технологий на базе ИИ в диагностике РМЖ.

Для достижения поставленной цели были решены следующие задачи:

- проведен поиск публикаций по выбранной тематике за шесть лет (2019–2025);
- произведен отбор публикаций в соответствии с установленными критериями;
- изучены основные (в рамках заявленной цели) показатели и результаты отобранных исследований. сформирована сводная таблица полученных данных;
- проведен анализ обобщенной информации. Сделаны выводы.

Материалы и методы

Поиск публикаций для включения в зачетную группу осуществлялся в информационно-аналитических поисковых системах PubMed, Google Scholar, Scopus и РИНЦ. При поиске использовались ключевые слова и фразы: «рак молочной железы», «неоадъювантная химиотерапия», «маммография», «ультразвуковое исследование», «магнитно-резонансная томография», «полный патоморфологический ответ», «радиомика», «breast cancer», «neoadjuvant chemotherapy», «mammography», «ultrasound», «magnetic resonance imaging», «complete pathological response», «radiomics».

Поиск выполнялся с применением словаря терминов MeSH, рекомендованного Националь-

ной медицинской библиотекой США для индексации статей из журналов и книг по медицине и естественным наукам. Система MeSH содержит группы синонимов, фразы и связанные понятия, позволяя стандартизировать описание содержания научных работ.

Для обзора отбирались публикации, в которых исследуются вопросы применения ИИ в диагностике злокачественных новообразований МЖ с использованием лучевых методов различных модальностей; использования ИИ в качестве ассистента радиолога при проведении скрининга РМЖ; оценивается потенциал ИИ в определении молекулярно-биологических подтипов по радиомическим признакам, прогнозировании ответа опухоли на лекарственное лечение. Проходили отбор оригинальные исследования, опубликованные на русском и английском языках с полным доступом к текстам.

Из полученного списка исключались обзоры, метаанализы, материалы конференций и рефераты, исследования, не связанные с диагностикой РМЖ или не использующие методы ИИ, а также статьи без полного доступа к текстам или с неполными данными.

Результаты

В общей сложности, было проанализировано 453 источника. После удаления дубликатов, обзорных исследований, метаанализов и статей несоответствующих тематик оставлено 157 публикаций, 126 из которых были признаны нерелевантными по причине сфокусированности исследователей на инструментальных и математических аспектах формирования моделей ИИ при недооценке роли лучевой диагностики в распознавании РМЖ.

Также данные статьи частично повторяли друг друга в описании способов обучения моделей при отсутствии демонстрации достаточной эффективности в диагностике РМЖ. Кроме того, в ряде исключенных статей не были указаны методы обучения ИИ либо не были представлены данные ROC-анализа. А также в публикациях, где AUC (Area Under the Curve — площадь под кривой) составляла менее 0,60, эффективность предложенных моделей ИИ расценивалась авторами как сомнительная.

Окончательно в количественный синтез было включено 31 исследование. Основными критериями включения являлись статьи на русском и английском языках, опубликованные в период с 2019 по 2025 гг., описывающие применение ИИ в диагностике РМЖ, а также оригинальные исследования с полным доступом к текстам для анализа, эффективность описываемого алгоритма в которых составила не менее 0,60. Размеру

выборки не придавалось значения, если исследование демонстрировало высокие показатели ROC/AUC.

Следует отметить, что в настоящее время отсутствуют четкие рекомендации по формированию репрезентативных выборок пациентов и формализованного подхода к сравнению различных моделей обучения ИИ.

Из отобранных публикаций были выделены следующие ключевые моменты:

- авторы публикации;
 - страна проведения исследования;
 - год проведения исследования;
 - число участников исследования (пациентов);
 - тип обучения модели ИИ (глубокое, поверхностное);
 - значения метрических показателей эффективности обучения модели ИИ (AUC, чувствительность, точность);
 - модальность исследования: РМГ, УЗИ, МРТ и др.;
 - тематика и вид исследования;
 - поисковая платформа и число цитирований.
- Информация представлена в таблице.

Из таблицы следует, что локации проведения исследований (опубликования результатов) охватывают широкий географический спектр, при этом их основная доля приходится на США (45 %) и европейские страны, прежде всего в лице Швейцарии (16 %), Германии (13 %) и Великобритании (10 %). В целом такое «распределение ролей» отвечает общим пропорциям первоначально отобранных публикаций и укладывается в традиционное объяснение лидирующих позиций высокоразвитых стран значительными инвестициями в актуальные исследования, современной научной базой и развитой инфраструктурой, обеспечивающей доступ к современным вычислительным мощностям.

Также видно, что пики публикаций приходятся на 2019 (29 %) и 2024 (26 %) гг., хотя в целом на данном временном интервале ни положительная, ни отрицательная динамика не прослеживаются.

По данным настоящего исследования, большинство статей (82 %) были посвящены описанию алгоритмов ИИ с данными различных модальностей лучевой диагностики в выявлении либо самой опухоли в МЖ в контексте прогнозирования молекулярных подтипа, либо оценке ответа опухоли на лекарственное лечение.

Ряд публикаций (12 %) затрагивают тему прогнозирования метастатического поражения лимфатических узлов в зависимости от различных сценариев как первичной диагностики, так и проводимого лечения.

Таблица. Сведения из литературных источников, используемых в обзоре

N	Автор	Выборка	Алгоритм обучения	AUC (др. метрики)	Модальность
1	Li W. [34]	191	Глубокое	0,83	МРТ
2	Braman N. [6]	209	Поверхностное	0,85	МРТ
3	Han C. [29]	516	Глубокое	0,89	МРТ
4	Tahmassebi A. [8]	38	Поверхностное	0,86	МРТ
5	Cain E.H. [30]	288	Поверхностное	0,71	МРТ
6	Chujun Wang [25]	317	Глубокое	0,83	УЗИ
7	Petrillo A. [31]	182	Поверхностное	0,86	РМГ
8	Lenga L. [11]	77	Глубокое	0,91	КТ
9	Doran S.J. [26]	92	Поверхностное	0,75	МРТ
10	Zhu Y. [10]	177	Поверхностное	0,88	МРТ
11	Castellote-Huguet P. [36]	43	Поверхностное	0,74	МРТ
12	Kayadibi Y. [41]	154	Поверхностное	0,71	МРТ
13	Guoliang Huang [40]	377	Поверхностное	0,71	МРТ
14	Tsai H.Y. [14]	1459	Глубокое	0,72	РМГ
15	Mall S. [12]	120	Глубокое	Каппа: 0,83; точность: 0,95	РМГ
16	Xu K. [4]	1000	Глубокое, поверхностное	Точность: 0,87	УЗИ
17	Zheng H. [32]	341	Глубокое	0,84	МРТ
18	Zheng X. [33]	584	Глубокое	0,90	УЗИ
19	Ciobotaru A. [37]	780	Глубокое	Точность: 0,96	УЗИ
20	Hatamikia S. [17]	151	Поверхностное	0,91	МРТ
21	Xueping Jing [35]	488	Глубокое	Чувствительность: 0,97	МРТ
22	O'Connell A.M. [38]	299	Глубокое	Чувствительность: 0,82	УЗИ
23	Shoshan Y. [5]	205	Глубокое, поверхностное	0,84	Томосинтез
24	Xie T. [15]	134	Поверхностное	0,74	МРТ
25	Li H. [13]	182	Поверхностное	0,84	РМГ
26	Mao N. [27]	173	Поверхностное	Точность: 0,89; чувствительность 0,87	РМГ
27	Whitney H.M. [16]	654	Поверхностное	0,684–0,729	МРТ
28	Cui W. [27]	1987	Поверхностное	0,83	МРТ
29	Chen Y. [39]	578	Поверхностное	0,75	МРТ
30	Cui X. [9]	102	Поверхностное	0,90	МРТ
31	Whitney H.M. [19]	1052	Поверхностное	0,63	МРТ

Table. Information from literary sources used in the review

No.	Author	Sample	Learning algorithm	AUC (other metrics)	Modality
1	Li W. [34]	191	Deep	0.83	MRI
2	Braman N. [6]	209	Shallow	0.85	MRI
3	Han C. [29]	516	Deep	0.89	MRI
4	Tahmassebi A. [8]	38	Shallow	0.86	MRI
5	Cain E.H. [30]	288	Shallow	0.71	MRI
6	Chujun Wang [25]	317	Deep	0.83	US
7	Petrillo A. [31]	182	Shallow	0.86	MG
8	Lenga L. [11]	77	Deep	0.91	CT
9	Doran S.J. [26]	92	Shallow	0.75	MRI
10	Zhu Y. [10]	177	Shallow	0.88	MRI
11	Castellote-Huguet P. [36]	43	Shallow	0.74	MRI
12	Kayadibi Y. [41]	154	Shallow	0.71	MRI

No.	Author	Sample	Learning algorithm	AUC (other metrics)	Modality
13	Guoliang Huang [40]	377	Shallow	0.71	MRI
14	Tsai H.Y. [14]	1459	Deep	0.72	MG
15	Mall S. [12]	120	Deep	Kappa: 0.83; accuracy: 0.95	MG
16	Xu K. [4]	1000	Deep / shallow	Accuracy: 0.87	US
17	Zheng H. [32]	341	Deep	0.84	MRI
18	Zheng X. [33]	584	Deep	0.90	US
19	Ciobotaru A. [37]	780	Deep	Accuracy: 0.96	US
20	Hatamikia S. [17]	151	Shallow	0.91	MRI
21	Xueping Jing [35]	488	Deep	Sensitivity: 0.97	MRI
22	O'Connell A.M. [38]	299	Deep	Sensitivity: 0.82	US
23	Shoshan Y. [5]	205	Deep / shallow	0.84	DBT
24	Xie T. [15]	134	Shallow	0.74	MRI
25	Li H. [13]	182	Shallow	0,84	MG
26	Mao N. [27]	173	Shallow	Accuracy: 0.89; sensitivity: 0.87	MG
27	Whitney H.M. [16]	654	Shallow	0.684–0.729	MRI
28	Cui W. [27]	1987	Shallow	0.83	MRI
29	Chen Y. [39]	578	Shallow	0.75	MRI
30	Cui X. [9]	102	Shallow	0.90	MRI
31	Whitney H.M. [19]	1052	Shallow	0.63	MRI

В большинстве анализируемых работ (64,5 %) применялось поверхностное обучение, в одной трети исследований были использованы алгоритмы глубокого обучения.

К. Xu et al. (2024), Y. Shoshan et al. (2022) применяли поверхностное и глубокое обучение при обработке данных УЗИ и рентгеновского томосинтеза с высокой эффективностью (AUC были равны 0,87) [4, 5].

В 80,7 % исследований носили прогностический характер, работы N. Braman et al. (2019) и W. Cui (2024) были многоцентровыми когортными исследованиями [6, 7]. Все проанализированные нами работы были ретроспективными. В 61 % статей изучались данные МРТ с динамическим контрастным усилением, в 16 % — РМГ, и в 16 % УЗИ, в 3 % — данные КТ и рентгеновского томосинтеза.

Обращает внимание значительный разброс участников исследований — от 38 человек (A. Tahmassebi et al., 2019) до выборки, состоящей из 1987 женщин (W. Cui et al., 2024) [8]. Однако, как видно из таблицы, малый размер выборки (например, 38 пациентов) не влияет на качество поверхностного обучения модели (заявленная AUC при этом составляет 0,86), и это обстоятельство наводит на размышления относительно корректности представленных результатов.

В большинстве исследований применение ИИ значительно улучшило диагностические показатели, такие как чувствительность и специфичность AUC.

Необходимо подчеркнуть, что наилучшие результаты ROC-анализа были получены при прогнозировании метастазов в лимфатические узлы. X. Cui et al. (2019) продемонстрировали AUC, равную 0,90, при изучении признаков, извлеченных из 102 МРТ [9]. Почти аналогичные данные (AUC равная 0,88) были приведены Y. Zhu et al. (2021) [10].

Также L. Lenga et al. (2021) провели ретроспективное исследование 77 пациенток, показавшее, что карты йода двухэнергетической КТ позволяют количественно определить концентрацию йода в качестве маркера васкуляризации тканей и что радиомические сигнатуры на основе йодной карты могут предсказать метастатический статус у больных РМЖ с AUC, равной 0,91 [11].

Следует отметить, что в статье S. Mall et al. (2019) эффективность методов ИИ сравнима с эффективностью работы рентгенологов (каппа Козна составила 0,93), а точность сверточной нейронной сети в работе с маммограммами была равной 0,95 [12].

Модель глубокого обучения, по данным МРТ, для оценки ответа РМЖ на неоадьювантную химиотерапию при сопоставлении с эталонным значением полного патоморфологического ответа (*pathologic complete response*, pCR) продемонстрировали высокую точность. Например, в исследовании W. Li с соавт (2019) AUC составила 0,87 при прогнозировании полного рентгенологического ответа на лекарственное лечение [13]. В то же время при прогнозировании на основе

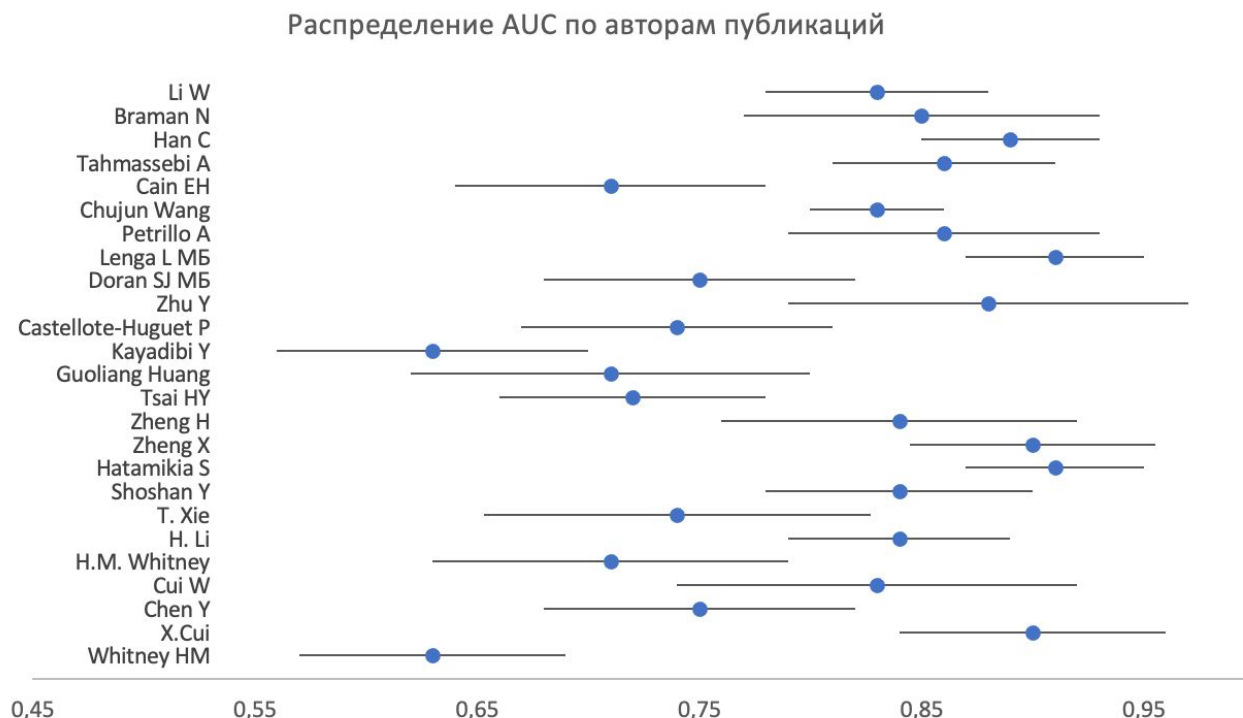


Рис. 1. Значение AUC в зависимости от моделей обучения, применяемых авторами статей
Fig. 1. AUC values by learning model type used across the reviewed studies

PMГ определенных иммуногистохимических (ИГХ) подтипов с использованием глубокого обучения AUC не превысила 0,72 (Н.У. Tsai et al., 2024), при этом, по данным Т. Xie et al. (2019), эффективность поверхностного обучения, основанного на МРТ-метриках в выборке из 134 пациентов, значимо не отличалась (AUC равнялась 0,74) [14, 15].

В данном случае важно подчеркнуть сложность интерпретации радиомических признаков, характеризующих биологию опухоли, что является причиной разночтения данных лучевых методов диагностики и гистологических результатов. В результате в процесс обучения модели независимо от применяемой модальности не всегда закладываются точные сведения.

Диаграмма «леса» (*forestplot*) наглядно демонстрирует разброс показателей эффективности применяемых моделей ИИ в диагностике РМЖ, выраженной в виде значений AUC с 95 %-ными доверительными интервалами (рис. 1).

Как следует из диаграммы (не включены публикации с близкими показателями), значения AUC для каждого исследования варьировали от 0,630 (Н. Whitney et al., 2019) до 0,910 (S. Hatamikia et al., 2023), что связано с вариативностью задач, стоящих перед исследованиями. Анализ работы S. Hatamikia et al. показал, что прогнозирование ИГХ-подтипа также связано с неабсолютным совпадением радиомических признаков и ИГХ-паттерна. Эти различия также подчеркивают вариативность эффективности

методов ИИ в зависимости от типа алгоритма и качества входных данных [16, 17].

Общий диапазон значений AUC с доверительными интервалами указывает на гетерогенность результатов в разных исследованиях, что потенциально может быть связано с различиями в дизайне исследований, размерах выборок и типах данных (PMГ, УЗИ, МРТ).

Обсуждение

В настоящее время используются два основных вида машинного обучения: глубокое и поверхностное.

Глубокое, являясь разновидностью машинного обучения, реализуется с использованием математических моделей сверточной нейронной сети, широко используемых для анализа медицинских визуализаций (ММГ, МРТ, КТ, УЗИ). F. Renard et al. (2020) рассматривают наиболее известные наборы инструментов и библиотеки, предназначенные обычно для глубокого обучения [18].

Другой вид машинного обучения, также используемый в диагностике РМЖ, условно называют «поверхностным». Выражение «поверхностное обучение» не стандартизировано — оно может иногда относиться ко всему, что не является глубоким обучением.

По данным Н. Whitney et al. (2024), к числу наиболее популярных алгоритмов «поверхностного обучения» относятся логистическая регрес-

сия (LR-Logistic Regression), алгоритм построения дерева решений (DT-Decision Tree), метод К-средних (K-Means Clustering), метод опорных векторов (Support Vector Machines, SVM), метод случайного леса (RF — Random Forest), бустинг (адаптивный — AdaBoost, градиентный — XGBoost), наивный байесовский классификатор. Перечисленные алгоритмы используют метод обучения «с учителем» [19].

При извлечении наиболее значимых признаков из РМГ-изображений с применением бинарного классификатора W. Ma et al. (2019) продемонстрировали, что количественные радиомические характеристики могут дифференцировать различные подтипы РМЖ с точностью, равной 79,6 % [20].

Следует подчеркнуть, что различные проявления РМЖ, неоднозначный ответ на лечение и показатели выживаемости, как правило, связаны с молекулярным подтипом [21]. В практике врача при атипичных формах течения заболевания, ошибках лабораторно-инструментального исследования и прочих факторах могут встречаться ситуации, когда клиническая картина в виде совокупности диагностических параметров лучевой визуализации и личного опыта подвергают сомнению результаты ИГХ.

По данным V. Romeo et al. (2020), фенотипирование различных молекулярных подтипов РМЖ на основе фармакокинетики МРТ с контрастным усилением (DCE-MRI) демонстрирует многообещающие результаты, что подтверждается величиной AUC, равной 0,83–0,90 в зависимости от ИГХ характеристики опухоли и примененного классификатора [22].

По мнению Mengwei Ma et al. (2022) использование классификатора линейного дискриминантного анализа (LDA) для определения радиомических характеристик перитуморальных и интратуморальных признаков, полученных из различных МРТ последовательностей, наилучшим образом позволяет найти признаки, отличающие различные степени интенсивности окрашивания при определении рецептора гена *HER 2* — человеческого эпидермального фактора (от низкого уровня экспрессии до гиперэкспрессии), а также оценить ответ опухоли на таргетную (анти *HER 2*) неоадьювантную терапию [23].

Кроме того, Y.T. Huang et al. (2023) исследовали 84 признака, извлеченные из ПЭТ и МРТ-изображений с ¹⁸F-фтордезоксиглюкозой (¹⁸F-ФДГ) 113 пациентов в рамках радиомики с целью расшифровки фенотипов РМЖ и возможным использованием в качестве биомаркеров визуализации для прогнозирования безрецидивной выживаемости [24].

Как известно, диагностическая эффективность УЗИ аксиллярной области демонстриру-

ет невысокие значения AUC, равные 0,58–0,72. При этом Ch. Wang et al. (2023) показали, что модели глубокого обучения, основанные на УЗИ в оттенках серого (Grayscale), цветовой доплеровской визуализации и эластографических изображений достигли значения AUC, равного 0,79–0,85 [25].

Кроме того, S. Doran et al. (2021) продемонстрировали возможность обнаружения метастазов путем оценки радиологических признаков МРТ при помощи классификатора метода опорных векторов (SVM) с AUC, равной 0,75 [26].

N. Mao et al. (2019) объединили характеристики, основанные на фрактальной размерности FD (*fractal dimension*) маммографических и МРТ-изображений. Это позволило довести значение AUC-модели до 0,93 [27].

P. Cristinacce et al. (2022) создали радиогеномные карты (RFM) на основе данных мультипараметрической МРТ методом Лассо и, используя классификационную модель IsoSVM, продемонстрировали, что RFM МРТ с динамическим контрастным усилением и радиогеномные карты, созданные на основе диффузионно-взвешенной визуализации (DWI), коррелируют с сосудистой и клеточной гетерогенностью злокачественных и доброкачественных поражений с чувствительностью и специфичностью 93 и 85 % соответственно [28].

Заключение

Результаты обзора литературы демонстрируют значительный потенциал методов ИИ в улучшении диагностики РМЖ. Отобранные исследования подтверждают, что использование методов машинного обучения, таких как сверточные нейронные сети, обеспечивает высокую эффективность, что отражается в значениях AUC, равных 0,89–0,91. Эти результаты согласуются с данными других исследований, подчеркивающих превосходство ИИ над традиционными подходами [29–33].

W. Li et al. (2024) применили алгоритмы глубокого обучения для прогнозирования ответа опухоли на неоадьювантную химиотерапию и получили наивысшую AUC, равную 0,83 [34].

Алгоритмы машинного обучения являются мощным инструментом для программ скрининга. Как показало исследование X. Jing et al. (2024) при использовании потенциала ИИ для улучшения программ скрининга, проводимого с использованием РМГ для выборки в 488 женщин, чувствительность оказалась равной 0,97 [35]. С другой стороны, в исследовании P. Castellote-Huguet et al. (2023) [36] с выборкой, равной 43 пациентам, предлагается методология, основанная на извлечении текстурных

признаков и трехмерных признаков формы на МРТ-изображениях, что подразумевает использование количественных биомаркеров в сочетании с методами поверхностного обучения для прогнозирования различных молекулярных подтипов РМЖ. Однако результаты исследования показали низкую эффективность такого подхода (AUC равна 0,74).

Значительная гетерогенность данных подчеркивает существующие проблемы в стандартизации методов ИИ. Различия в значениях AUC в разных исследованиях могут быть обусловлены различиями в дизайне исследования, методологиях и типах данных [37–41].

B. Lokaĵ et al. наиболее подробно описали различные барьеры и ограничения на пути внедрения ИИ в широкую практику [42]. Авторы подчеркнули, что надежная валидация и прозрачность алгоритмов, а также доступность и качество данных необходимы перед внедрением алгоритмов ИИ в клиническую практику. При этом констатировали недостаточное количество алгоритмов с пониженным уровнем ложноположительных результатов и высокой специфичностью, необходимых для работы с изображениями различных модальностей.

Новые возможности медицины диктуют необходимость более тесной интеграции специалистов различного профиля, имеющих отношение к диагностике и лечению заболеваний МЖ, и изменения требований к организации рабочего процесса, его управляемости, рентабельности и повышению эффективности за счет разработки новой нормативной документации по организации маммографических кабинетов, изменению штатного расписания в сторону увеличения специалистов в области информационных технологий, норм нагрузки с учетом применения цифровых решений, рациональной организации потоков маршрутизации пациентов.

В настоящее время сделаны лишь первые шаги в развитии этих новых направлений науки, и многое еще остается нерешенной проблемой, что заставляет искать пути изучения вопроса на стыке смежных дисциплин.

При этом как следует из публикации М. Мурашко et al. (2025) [43], на 1 января 2025 г. в России было зарегистрировано 39 медицинских изделий с опцией ИИ, благодаря чему суммарно реализовано 412 региональных проектов внедрения подобных решений, 83 % из которых приходится на анализ медицинских изображений. В настоящее время развивается комплекс мероприятий по активному внедрению технологий ИИ в здравоохранение, включая выстраивание нормативно-правового регулирования, привлечение инвестиций, проведение научных исследований и разработок новых продуктов.

Подводя итоги вышеизложенному, можно сделать следующие выводы:

1. Исследования возможности использования ИИ в диагностике РМЖ охватывают практически все основные аспекты данного направления медицины, включая раннее выявление РМЖ, определение молекулярно-биологического подтипа РМЖ, прогнозирование ответа на лекарственную терапию.

2. Ряд проводимых исследований подтверждают высокий потенциал ИИ в улучшении диагностики РМЖ, вместе с тем получаемый разброс значений показателей эффективности обучения разных типов моделей при объективно малом числе участников исследований указывает на преждевременность постановки вопроса о полноценном внедрении ИИ в клиническую практику.

3. Для перевода вопроса об использовании ИИ из научно-теоретической в практическую плоскость уже имеется ряд решений комплекса задач, в числе которых — вектор на улучшение качества обучения моделей ИИ за счет привлечения кардинально больших объемов обучающей информации, продолжения исследований с расширением круга используемых алгоритмов и моделей, принятия мер на законодательном уровне, направленных на интеграцию технологий ИИ в технологический процесс диагностики РМЖ.

Благодарность

Авторы выражают благодарность Уральскому математическому центру (проект № 075-02-2025-1719/1) за помощь в подборе и анализе материала.

Acknowledgments

The authors would like to thank the Ural Mathematical Center (project No. 075-02-2025-1719/1) for assistance with data selection and analysis.

Конфликт интересов

Все авторы сообщают об отсутствии конфликтов интересов.

Conflict of interest

The authors declare no conflict of interest.

Финансирование

Финансирование данной работы не проводилось.

Information about funding

The work was performed without external funding.

Участие авторов

Шевченко С.А. — обзор публикаций по теме; написание текста рукописи; получение данных для анализа, анализ полученных данных;

Рожкова Н.И. — научное редактирование рукописи;

Дорофеев А.В. — разработка дизайна исследования;

Штейнфер Е.Г. — научно-техническое редактирование.

Все авторы одобрили финальную версию статьи перед публикацией, выразили согласие нести ответственность за все аспекты работы, подразумевающую надлежащее изучение и решение вопросов, связанных с точностью или добросовестностью любой части работы.

Authors' contributions

Shevchenko S.A. — literature review, drafting of the manuscript, data acquisition, data analysis;
 Rozhkova N.I. — scientific editing of the manuscript;
 Dorofeev A.V. — study design;
 Shteynfer E.G. — scientific and technical editing.
 All authors have approved the final version of the article before publication, agreed to assume responsibility for all aspects of the work, implying proper review and resolution of issues related to the accuracy or integrity of any part of the work.

ЛИТЕРАТУРА / REFERENCES

- IARC. IARC Biennial Report 2022–2023. Lyon, France: International Agency for Research on Cancer. Licence: CC BY-NC-ND 3.0 IGO. 2023.-URL: <https://publications.iarc.who.int/633>.
- Состояние онкологической помощи населению России в 2024 году. Под ред. А.Д. Каприна, В.В. Старинского, А.О. Шахзадовой. Москва: МНИОИ им. П.А. Герцена — филиал ФГБУ «НМИЦ радиологии» Минздрава России. 2025; 275.-ISBN: 978-5-85502-309-1. [The state of cancer care in Russia in 2024. Edited by A.D. Kaprin, V.V. Starinsky, and A.O. Shakhzadova. Moscow: P.A. Herzen Moscow Oncology Research Institute — branch of the National Medical Research Center of Radiology of the Ministry of Health of the Russian Federation. 2025; 275.-ISBN: 978-5-85502-309-1 (In Rus)].
- Рожкова Н.И., Мазо М.Л., Бородин М.Е., et al. Медицинская логистика выявления рака молочной железы. Под ред. А.Д. Каприна, Н.И. Рожковой. Москва: ГЭОТАР-Медиа. 2024; 352.-EDN: ASRGMO.-ISBN: 978-5-9704-7805-9.-URL: <https://elibrary.ru/asrgmo>. [Rozhkova N.I., Mazo M.L., Borodina M.E., et al. Medical logistics of breast cancer detection. Ed. by A.D. Kaprin, N.I. Rozhkova. Moscow: GEOTAR-Media. 2024; 352.-EDN: ASRGMO.-ISBN: 978-5-9704-7805-9.-URL: <https://elibrary.ru/asrgmo> (In Rus)].
- Xu K., You K., Zhu B., et al. Masked modeling-based ultrasound image classification via self-supervised learning. *IEEE Open J Eng Med Biol*. 2024; 5: 226-237.-DOI: 10.1109/OJEMB.2024.3374966.
- Shoshan Y., Bakalo R., Gilboa-Solomon F., et al. Artificial intelligence for reducing workload in breast cancer screening with digital breast tomosynthesis. *Radiology*. 2022; 303(1): 69-77.-DOI: 10.1148/radiol.211105.
- Braman N., Prasanna P., Whitney J., et al. Association of peritumoral radiomics with tumor biology and pathologic response to preoperative targeted therapy for HER2 (ERBB2)-positive breast cancer. *JAMA Netw Open*. 2019; 2(4): e192561.-DOI: 10.1001/jamanetworkopen.2019.2561.
- Cui W., Wu Y., Guo Y., et al. Construction and evaluation of a multifactorial clinical model for discriminating benign and malignant breast tumors using LASSO algorithm based on retrospective cohort study. *Am J Cancer Res*. 2024; 14(12): 5628-5643.-DOI: 10.62347/ILIJ7959.
- Tahmassebi A., Wengert G.J., Helbich T.H., et al. Impact of machine learning with multiparametric magnetic resonance imaging of the breast for early prediction of response to neoadjuvant chemotherapy and survival outcomes in breast cancer patients. *Invest Radiol*. 2019; 54(2): 110-117.-DOI: 10.1097/RLI.0000000000000518.
- Cui X., Wang N., Zhao Y., et al. Preoperative prediction of axillary lymph node metastasis in breast Cancer using radiomics features of DCE- MRI. *Sci Rep*. 2019; 9(2240): 1-8.-DOI: 10.1038/s41598-019-38502-0.
- Zhu Y., Yang L., Shen H. Value of the Application of CE-MRI radiomics and machine learning in preoperative prediction of sentinel lymph node metastasis in breast cancer. *Front Oncol*. 2021; 11: 757111.-DOI: 10.3389/fonc.2021.757111.
- Lenga L., Bernatz S., Martin S.S., et al. Iodine map radiomics in breast cancer: Prediction of metastatic status. *Cancers (Basel)*. 2021; 13(10): 2431.-DOI: 10.3390/cancers13102431.
- Mall S., Brennan P.C., Mello-Thoms C., Can A. Machine learn from radiologists' visual search behaviour and their interpretation of mammograms-a deep-learning study. *J Digit Imaging*. 2019; 32(5): 746-760.-DOI: 10.1007/s10278-018-00174-z.
- Li H., Mendel K.R., Lan L., et al. Digital mammography in breast Cancer: additive value of radiomics of breast parenchyma. *Radiology*. 2019; 291: 15-20.-DOI: 10.1148/radiol.2019181113.
- Tsai H.Y., Kao Y.W., Wang J.C., et al. Multitask deep learning on mammography to predict extensive intraductal component in invasive breast cancer. *Eur Radiol*. 2024; 34(4): 2593-260.-DOI: 10.1007/s00330-023-10254-6.
- Xie T., Wang Z., Zhao Q., et al. Machine learning-based analysis of MR Multiparametric Radiomics for the subtype classification of breast Cancer. *Front Oncol*. 2019; (9): 9: 505.-DOI: 10.3389/fonc.2019.00505.
- Whitney H.M., Taylor N.S., K. Drukker K., et al. Additive benefit of radiomics over size alone in the distinction between benign lesions and luminal a cancers on a large clinical breast MRI dataset. *Acad Radiol*. 2019; 26: 202-209.-DOI: 10.1016/j.acra.2018.04.019.
- Hatamikia S., George G., Schwarzhans F., et al. Breast MRI radiomics and machine learning-based predictions of response to neoadjuvant chemotherapy — How are they affected by variations in tumor delineation? *Comput Struct Biotechnol J*. 2023; 23: 52-63.-DOI: 10.1016/j.csbj.2023.11.016.
- Renard F., Guedria S., Palma N., Vuillermé N. Variability and reproducibility in deep learning for medical image segmentation. *Sci Rep*. 2020; 10: 13724.-DOI: 10.1038/s41598-020-69920-0.
- Whitney H.M., Drukker K., Viece M., et al. Role of sureness in evaluating AI/CADx: Lesion-based repeatability of machine learning classification performance on breast MRI. *Med Phys*. 2024; 51(3): 1812-1821.-DOI: 10.1002/mp.16673.
- Ma W., Zhao Y., Ji Y., Guo X., et al. Breast cancer molecular subtype prediction by mammographic radiomic features. *Acad Radiol*. 2019; 26: 196-201.-DOI: 10.1016/j.acra.2018.01.023.
- Johnson K.S., Conat E.F., Soo M.S. Molecular subtypes of breast cancer: a review for breast radiologists. *Breast Image*. 2021; 3(1): 12-24.-DOI: 10.1093/jbi/wbaa110.
- Romeo V., Cavaliere C., Imbriaco M., et al. Tumor segmentation analysis at different post-contrast time points: A possible source of variability of quantitative DCE-MRI parameters in locally advanced breast cancer. *Eur J Radiol*. 2020; 126: 108907.-DOI: 10.1016/j.ejrad.2020.108907.
- Ma M., Liu R., Wen C., et al. Predicting the molecular subtype of breast cancer and identifying interpretable imaging features using machine learning algorithms. *Eur Radiol*. 2022; 32(3): 1652-1662.-DOI: 10.1007/s00330-021-08271-4.
- Huang Y.T., Chen T.V., Chen L.Y., et al. The application of 18 F-FES PET in clinical cancer care: A systematic review. *Clin Nucl Med*. 2023; 48(9): 785-795.-DOI: 10.1097/RLU.0000000000004760.
- Wang C., Zhao Y., Wan M., et al. Prediction of sentinel lymph node metastasis in breast cancer by using deep learning radio-

- mics based on ultrasound images. *Medicine* (Baltimore). 2023; 102(44): e35868.-DOI: 10.1097/MD.00000000000035868.
26. Doran S.J., Kumar S., Orton M., et al. «Real-world» radiomics from multi-vendor MRI: an original retrospective study on the prediction of nodal status and disease survival in breast cancer, as an exemplar to promote discussion of the wider issues. *Cancer Imaging*. 2021; 21(1): 37.-DOI: 10.1186/s40644-021-00406-6.
 27. Mao N., Yin P., Wang Q., et al. Added value of radiomics on mammography for breast cancer diagnosis: a feasibility study. *J Am Coll Radiol*. 2019; 16: 485-491.-DOI: 10.1016/j.jacr.2018.09.041.
 28. Cristinacce P., Keaveney S., Aboagye E., et al. Clinical translation of quantitative magnetic resonance imaging biomarkers — An overview and gap analysis of current practice. *Phys Med*. 2022; 101: 165-182.-DOI: 10.1016/j.ejmp.2022.08.015.
 29. Han C., Chen J., Hong M., et al. MRI radiomics for diagnosing small BI-RADS 4 breast lesions: an interpretable model. *Quant Imaging Med Surg*. 2025; 15(6): 5060-5072.-DOI: 10.21037/qims-24-1893.
 30. Cain E.H., Saha A., Harowicz M.R., et al. Multivariate machine learning models for prediction of pathologic response to neoadjuvant therapy in breast cancer using MRI features: a study using an independent validation set. *Breast Cancer Res Treat*. 2019; 173(2): 455-463.-DOI: 10.1007/s10549-018-4990-9.
 31. Petrillo A., Fusco R., Bernardo E., et al. Prediction of breast cancer histological outcome by radiomics and artificial intelligence analysis in contrast-enhanced mammography. *Cancers* (Basel). 2022; 4(9): 2132.-DOI: 10.3390/cancers14092132.
 32. Zheng H., Jian L., Li L., et al. Clinico-radiological features informed multi-modal MR images convolution neural network: A novel deep learning framework for prediction of lymphovascular invasion in breast cancer. *Cancer Med*. 2024; 13(3): e6932.-DOI: 10.1002/cam4.6932.
 33. Zheng X., Yao Z., Huang Y., et al. Deep learning radiomics can predict axillary lymph node status in early-stage breast cancer. *Nat Commun*. 2020; (1): 1236.-DOI: 10.1038/s41467-020-15027-z.
 34. Li W., Partridge SC, Newitt D.C., Steingrimsdottir J., et al. Breast multiparametric MRI for prediction of neoadjuvant chemotherapy response in breast cancer: The BMMR2 challenge. *Radiol Imaging Cancer*. 2024; 6(1): e230033.-DOI: 10.1148/rycan.230033.
 35. Jing X., Dorrius M.D., Zheng S., et al. Localization of contrast-enhanced breast lesions in ultrafast screening MRI using deep convolutional neural networks. *Eur Radiol*. 2024; 34(3): 2084-2092.-DOI: 10.1007/s00330-023-10184-3.
 36. Castellote-Huguet P., Ruiz-Espana S., Galan-Auge C., et al. Breast cancer diagnosis using texture and shape features in MRI. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*. 2023; 2023: 1-4.-DOI: 10.1109/EMBC40787.2023.10340385.
 37. Ciobotaru A., Bota M.A., Goța D.I., Miclea L.C. Multi-Instance classification of breast tumor ultrasound images using convolutional neural networks and transfer learning. *Bioengineering* (Basel). 2023; 10(12): 1419.-DOI: 10.3390/bioengineering10121419.
 38. O'Connell A.M., Bartolotta T.V., Orlando A., et al. Diagnostic performance of an artificial intelligence system in breast ultrasound. *J Ultrasound Med*. 2022; 41(1): 97-105.-DOI: 10.1002/jum.15684.
 39. Chen Y., Chen S., Tang W., et al. Multiparametric MRI radiomics with machine learning for differentiating HER2-zero, -low, and -positive breast cancer: Model development, testing, and interpretability analysis. *AJR Am J Roentgenol*. 2025; 224(1): e2431717.-DOI: 10.2214/AJR.24.31717.
 40. Huang G., Du S., Gao S., et al. Molecular subtypes of breast cancer identified by dynamically enhanced MRI radiomics: the delayed phase cannot be ignored. *Insights Imaging*. 2024; 15(1): 127.-DOI: 10.1186/s13244-024-01713-9.
 41. Kayadibi Y., Kocak B., Ucar N., et al. Radioproteomics in breast cancer: Prediction of Ki-67 expression with MRI-based radiomic models. *Acad Radiol*. 2022; 29 Suppl 1: S116-S125.-DOI: 10.1016/j.acra.2021.02.001.
 42. Lokaj B., Pugliese M.T., Kinkel K., et al. Barriers and facilitators of artificial intelligence conception and implementation for breast imaging diagnosis in clinical practice: a scoping review. *Eur Radiol*. 2024; 34(3): 2096-2109.-DOI: 10.1007/s00330-023-10181-6.
 43. Мурашко М.А., Ваньков В.В., Панин А.И. et al. Внедрение технологий искусственного интеллекта в здравоохранении России: итоги 2024 г. *Национальное здравоохранение*. 2025; 6(3): 6-19.-EDN: OAKYDM.-DOI: 10.47093/2713-069X.2025.6.3.6-19. [Murashko M.A., Vankov V.V., Panin A.I., et al. Implementation of artificial intelligence technologies in Russian healthcare: results of 2024. *National Healthcare*. 2025; 6(3): 6-19.-EDN: OAKYDM.-DOI: 10.47093/2713-069X.2025.6.3.6-19 (In Rus)].

Поступила в редакцию / Received / 10.08.2025

Прошла рецензирование / Reviewed / 07.11.2025

Принята к печати / Accepted for publication / 18.12.2025

Сведения об авторах / Author's information / ORCID

Светлана Анатольевна Шевченко / Svetlana A. Shevchenko / ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-8732-9500>.

Надежда Ивановна Рожкова / Nadezhda I. Rozhkova / ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-0920-1549>; SPIN: 8478-18-40.

Александр Владимирович Дорофеев / Aleksandr V. Dorofeev / ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0001-4610-2120>.

Евгений Геннадьевич Штейнфер / Evgeny G. Shteynfer / ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0000-2991-5886>.

