



Современные системы поддержки принятия врачебных решений на базе искусственного интеллекта для анализа цифровых маммографических изображений

Солодкий В.А.¹, Каприн А.Д.^{2,3}, Нуднов Н.В.^{1,3}, Харченко Н.В.³, Ходорович О.С.¹, Запиров Г.М.³, Шерстнёва Т.В.¹, Дибирова Ш.М.^{1,3}, Канахина Л.Б.¹

¹ ФГБУ «Российский научный центр рентгенорадиологии» Минздрава России,
ул. Профсоюзная, 86, Москва, 117997, Российская Федерация

² ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр радиологии» Минздрава России,
2-й Боткинский пр-д, 3, Москва, 125284, Российская Федерация

³ ФГАОУ ВО «Российский университет дружбы народов»,
ул. Миклухо-Маклая, 6, Москва, 117198, Российская Федерация

Солодкий Владимир Алексеевич, д. м. н., профессор, академик РАН, директор ФГБУ «Российский научный центр рентгенорадиологии» Минздрава России;
<https://orcid.org/0000-0002-1641-6452>

Каприн Андрей Дмитриевич, д. м. н., профессор, академик РАН, генеральный директор ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр радиологии» Минздрава России, заведующий кафедрой онкологии и рентгенорадиологии им. В.П. Харченко ФГАОУ ВО «Российский университет дружбы народов»;
<https://orcid.org/0000-0001-8784-8415>

Нуднов Николай Васильевич, д. м. н., профессор, заместитель директора по науке ФГБУ «Российский научный центр рентгенорадиологии» Минздрава России, профессор кафедры онкологии и рентгенорадиологии им. В.П. Харченко ФГАОУ ВО «Российский университет дружбы народов»;
<https://orcid.org/0000-0001-5994-0468>

Харченко Наталья Владимировна, д. м. н., профессор кафедры онкологии и рентгенорадиологии им. В.П. Харченко ФГАОУ ВО «Российский университет дружбы народов»;
<https://orcid.org/0000-0002-5352-492X>

Ходорович Ольга Сергеевна, д. м. н., заведующая отделением ФГБУ «Российский научный центр рентгенорадиологии» Минздрава России;
<https://orcid.org/0000-0002-6014-4597>

Запиров Гаджимурад Магомедович, к. м. н., доцент кафедры онкологии и рентгенорадиологии им. В.П. Харченко ФГАОУ ВО «Российский университет дружбы народов»;
<https://orcid.org/0000-0002-3171-8731>

Шерстнёва Татьяна Викторовна, к. м. н., заведующая отделением ФГБУ «Российский научный центр рентгенорадиологии» Минздрава России;
<https://orcid.org/0000-0002-3261-0984>

Дибирова Шахрузат Магомедовна, врач-рентгенолог отделения комплексной (включая лучевую) методы диагностики молочной железы ФГБУ «Российский научный центр рентгенорадиологии» Минздрава России, аспирант кафедры онкологии и рентгенорадиологии им. В.П. Харченко ФГАОУ ВО «Российский университет дружбы народов»;
<https://orcid.org/0000-0001-9657-7776>

Канахина Лия Бекетаевна, мл. науч. сотр. отделения комплексной (включая лучевую) методы диагностики молочной железы ФГБУ «Российский научный центр рентгенорадиологии» Минздрава России;
<https://orcid.org/0000-0003-0260-1478>

Резюме

Актуальность внедрения технологий искусственного интеллекта (ИИ) в диагностику рака молочной железы (РМЖ) связана с сохраняющимся высоким ростом заболеваемости среди женщин и ведущей позицией в структуре онкологической заболеваемости. Теоретически применение технологий ИИ возможно как на этапе скрининга, так и в уточняющей диагностике РМЖ. В работе дается краткий обзор систем ИИ, используемых в клинической практике, и обсуждаются перспективы его применения в диагностике РМЖ. Достижения в области машинного обучения могут быть эффективны для повышения точности маммографического скрининга за счет уменьшения количества пропущенных случаев рака и ложноположительных результатов.

Ключевые слова: рак молочной железы; скрининг; искусственный интеллект; машинное обучение; маммография; обзор.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования: Солодкий В.А., Каприн А.Д., Нуднов Н.В., Харченко Н.В., Ходорович О.С., Запиров Г.М., Шерстнёва Т.В., Дибирова Ш.М., Канахина Л.Б. Современные системы поддержки принятия врачебных решений на базе искусственного интеллекта для анализа цифровых маммографических изображений. *Вестник рентгенологии и радиологии*. 2023; 104(2): 151–62. <https://doi.org/10.20862/0042-4676-2023-104-2-151-162>

Для корреспонденции: Дибирова Шахрузат Магомедовна, E-mail: shakhru95@yandex.ru

Статья поступила 06.12.2022

После доработки 16.04.2023

Принята к печати 17.04.2023

Contemporary Medical Decision Support Systems Based on Artificial Intelligence for the Analysis of Digital Mammographic Images

**Vladimir A. Solodkiy¹, Andrey D. Kaprin^{2,3}, Nikolay V. Nudnov^{1,3},
Natalia V. Kharchenko³, Olga S. Khodorovich¹, Gadzhimurad M. Zapirov³,
Tatiana V. Sherstneva¹, Shakhruzat M. Dibirova^{1,3}, Liya B. Kanakhina¹**

¹ Russian Scientific Center of Roentgenoradiology,
ul. Profsoyuznaya, 86, Moscow, 117997, Russian Federation

² National Medical Research Center of Radiology,
Vtoroy Botkinskiy proezd, 3, Moscow, 125284, Russian Federation

³ Peoples' Friendship University of Russia,
ul. Miklukho-Maklaya, 6, Moscow, 117198, Russian Federation

Vladimir A. Solodkiy, Dr. Med. Sc., Professor, Academician of RAS, Director of Russian Scientific Center of Roentgenoradiology;
<https://orcid.org/0000-0002-1641-6452>

Andrey D. Kaprin, Dr. Med. Sc., Professor, Academician of RAS, Director General of National Medical Research Center of Radiology;
Chief of Chair of Oncology and Radiology named after V.P. Kharchenko, Peoples' Friendship University of Russia;
<https://orcid.org/0000-0001-8784-8415>

Nikolay V. Nudnov, Dr. Med. Sc., Professor, Deputy Director for Science, Russian Scientific Center of Roentgenoradiology; Professor,
Chair of Oncology and Radiology named after V.P. Kharchenko, Peoples' Friendship University of Russia;
<https://orcid.org/0000-0001-5994-0468>

Natalia V. Kharchenko, Dr. Med. Sc., Professor, Chair of Oncology and Radiology named after V.P. Kharchenko, Peoples' Friendship
University of Russia;
<https://orcid.org/0000-0002-5352-492X>

Olga S. Khodorovich, Dr. Med. Sc., Head of Department, Russian Scientific Center of Roentgenoradiology;
<https://orcid.org/0000-0002-6014-4597>

Gadzhimurad M. Zapirov, Cand. Med. Sc., Associate Professor, Chair of Oncology and Radiology named after V.P. Kharchenko, Peoples'
Friendship University of Russia;
<https://orcid.org/0000-0002-3171-8731>

Tatiana V. Sherstneva, Cand. Med. Sc., Head of Department, Russian Scientific Center of Roentgenoradiology;
<https://orcid.org/0000-0002-3261-0984>

Shakhruzat M. Dibirova, Radiologist, Department of Complex (Including Radiation) Methods of Breast Diagnostics, Russian Scientific
Center of Roentgenoradiology; Russian Scientific Center of Roentgenoradiology, Chair of Oncology and Radiology named after
V.P. Kharchenko, Peoples' Friendship University of Russia;
<https://orcid.org/0000-0001-9657-7776>

Liya B. Kanakhina, Junior Researcher, Department of Complex (Including Radiation) Methods of Breast Diagnostics, Russian Scientific
Center of Roentgenoradiology; Russian Scientific Center of Roentgenoradiology;
<https://orcid.org/0000-0003-0260-1478>

Abstract

The relevance of implementing artificial intelligence (AI) technologies in the diagnosis of breast cancer (BC) is associated with a continuing high increase in BC incidence among women and its leading position in the structure of cancer incidence. Theoretically, using AI technologies is possible both at the stage of screening and in clarifying BC diagnosis. The article provides a brief overview of AI systems used in clinical practice and discusses their prospects in BC diagnosis. Advances in machine learning can be effective to improve the accuracy of mammography screening by reducing missed cancer cases and false positives.

Keywords: breast cancer; screening; artificial intelligence; machine learning; mammography; review.

Conflict of interest. The authors declare no conflict of interest.

For citation: Solodkiy VA, Kaprin AD, Nudnov NV, Kharchenko NV, Khodorovich OS, Zapirov GM, Sherstneva TV, Dibirova SM, Kanakhina LB. Contemporary medical decision support systems based on artificial intelligence for the analysis of digital mammographic images. *Journal of Radiology and Nuclear Medicine*. 2023; 104(2): 151–62 (in Russian). <https://doi.org/10.20862/0042-4676-2023-104-2-151-162>

For corresponding: Shakhruzat M. Dibirova, E-mail: shakhru95@yandex.ru

Received December 6, 2022

Revised April 16, 2023

Accepted April 17, 2023

Введение

В 2021 г. рак молочной железы (РМЖ) был выявлен у 509 тыс. человек. Диагноз был подтвержден морфологически на ранних (1-й и 2-й) стадиях в 72,5% случаев, на поздних (3-й и 4-й) стадиях – в 27,5% [1]. Своевременная диагностика на ранней стадии позволяет оказать медицинскую помощь и сделать ее максимально эффективной, увеличивая шансы на выздоровление пациентки. В большинстве случаев можно добиться безрецидивной выживаемости, даже если не удастся достичь полного выздоровления.

Но имеется ряд причин, которые затрудняют постановку диагноза на ранних стадиях [2]:

- рост дефицита рентгенологов и нехватка опыта работы;
- увеличение числа исследований и медицинских изображений, в результате чего нагрузка на врача очень высока и повышается риск пропуска патологии.

Для помощи в решении данных проблем возникла идея создать систему поддержки принятия врачебных решений (СППВР) на базе системы машинного зрения. Время, затрачиваемое на постановку диагноза сократится, диагнозы будут точнее. Это, в свою очередь, сохранит здоровье, уменьшит негативное психологическое воздействие на пациентку в результате отсутствия необоснованных инвазивных вмешательств [3–5].

Целью данного обзора является обобщение сведений о современных приложениях, созданных на основе технологий искусственного интеллекта (ИИ) в оценке риска РМЖ на базе анализа маммографических изображений. Мы изучили компьютерные достижения, которые сделали анализ рентгенологических изображений на основе ИИ необходимым для уточнения оценки риска РМЖ, на примерах зарубежных и российских платформ ИИ.

Области применения систем ИИ

В последние годы радиология столкнулась с экспоненциальным ростом применения ИИ в клинической практике со значительными и обнадеживающими результатами, особенно в онкологической визуализации. В настоящее время для визуализации РМЖ используются различные методы: маммография (ММГ) и цифровой томосинтез молочной железы, ультразвуковое исследование (УЗИ),

магнитно-резонансная томография (МРТ) и позитронно-эмиссионная томография. По оценкам специалистов, визуальный анализ способен извлечь только около 10% информации, содержащейся в цифровом ММГ-изображении [6], поэтому каждый из инструментальных методов диагностики может получить значительные преимущества при совместном анализе с ИИ.

Искусственный интеллект имеет несколько применений в визуализации РМЖ [7–12] (рис. 1):

- стратификация риска для создания индивидуальных программ скрининга;
- использование ИИ в качестве «второго чтения»;
- анализ текстуры опухоли (определение ее подтипа, оценка перитуморальной области);
- радиомический и радиогеномный анализ для планирования лекарственной терапии и динамического наблюдения;
- прогнозирование ответа на лечение, риска наличия метастазов в аксиллярные лимфоузлы, риска рецидива и общей выживаемости.

Хорошо изученным примером использования ИИ в радиологии является скрининг РМЖ. Рандомизированные исследования продемонстрировали, что рутинный маммографический скрининг связан со снижением заболеваемости и смертности, и это приводит к широкому внедрению программ скрининга.

Первоначально скрининг РМЖ проводился с помощью аналоговых систем ММГ на основе экранной пленки, но за последние 20 лет он перешел на полностью цифровые платформы (full-field digital mammography, FFDM), что позволило сохранять все виды данных о пациентах в электронных медицинских картах и в последующем использовать их для анализа и обучения технологии компьютерного зрения. Однако это привело к повышению рабочей нагрузки для радиологов, а также к увеличению объема данных. Чтение ММГ, то есть обнаружение образований и/или кальцинатов и идентификация их как доброкачественных или злокачественных, зависит от опыта врачей, что может обусловить получение ложноположительных результатов. Ложноположительный результат приводит к дополнительным расходам системы здравоохранения и эмоциональному стрессу для пациенток и семей. Для снижения частоты ошибок во многих европейских странах введено двойное

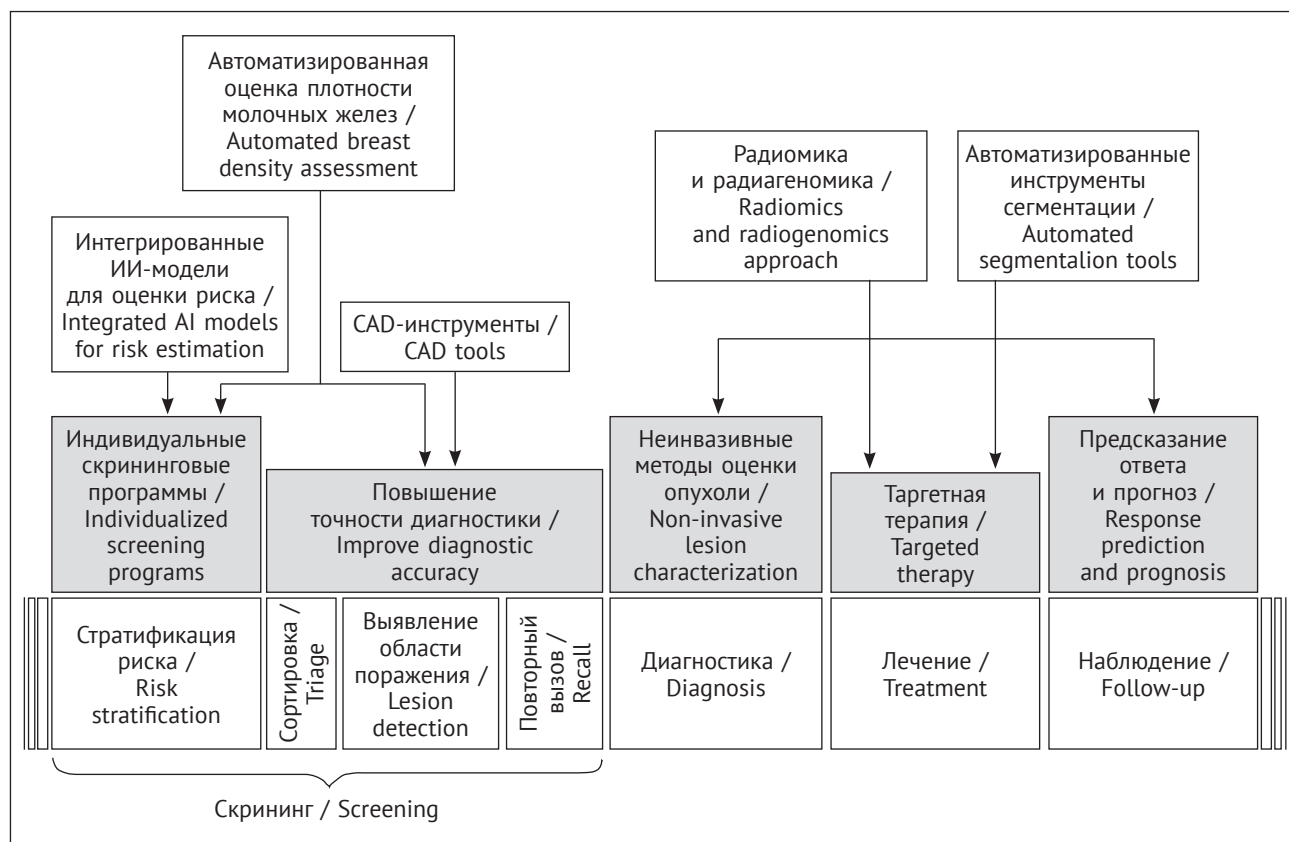


Рис. 1. Области применения искусственного интеллекта (ИИ) для визуализации рака молочной железы. CAD (computer-aided design) – система автоматизированного проектирования

Fig. 1. Applications of artificial intelligence (AI) for breast cancer imaging. CAD – computer-aided design

слепое чтение двумя независимыми врачами, что еще больше увеличило рабочую нагрузку [13].

Протоколы скрининга РМЖ в Европе обычно основаны на двойном слепом чтении двумя разными радиологами, в то время как в США более распространено одно считывающее устройство плюс CAD¹ [14]. На сегодняшний день Управление по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов (Food and Drug Administration, FDA) одобрило несколько инструментов ИИ для применения в визуализации РМЖ: 10 для оценки плотности молочных желез, 3 для фазы сортировки или предварительного скрининга, 3 для классификации поражений и классификации поражений (табл. 1) [15, 16].

В исследовании Н.Е. Kim et al. [17] использование системы на основе ИИ продемонстрировало значительную дополнительную ценность в выявлении маммографически скрытого РМЖ: 97,5% обнаружены в гетерогенных или чрезвычайно плотных молочных железах, 52,5% были бессимптомными,

86,5% – инвазивными, а 29,7% уже имели подмышечные лимфатические узлы, метастазы в узлах.

Z. Li et al. [18] оценили предоперационную прогностическую ценность радиомики в диагностике РМЖ по данным ММГ, МРТ или УЗИ. Интегральная чувствительность и специфичность составили 0,84 (95% доверительный интервал (ДИ) 0,80–0,87, $I^2=76,44\%$) и 0,83 (95% ДИ 0,78–0,87, $I^2=81,79\%$) соответственно. Площадь под кривой (area under curve, AUC), основанная на кривой SROC, составила 0,91.

Радиомика и радиогеномика

Гетерогенность молекулярных характеристик и клеточного состава РМЖ хорошо известна, и все больше исследований указывают на значение молекулярных подтипов РМЖ в диагностике, лечении и прогнозе заболевания [19–21]. Гетерогенность опухоли связана с безрецидивной выживаемостью в течение 5 лет и общей выживаемостью [22]. Недавние исследования продемонстрировали, что РМЖ также представляет собой метастатическую гетерогенность, которая неотделима от его рецепторного статуса [23], а рецепторный статус определяет молекулярный подтип РМЖ. Анализ

¹ CAD (computer-aided design) – система автоматизированного проектирования.

Примеры программ искусственного интеллекта, одобренные FDA для применения в скрининге рака молочной железы

Table 1

Examples of artificial intelligence programs approved by the FDA for use in breast cancer screening

Модель / Model	Инструмент / Tool	Применение / Application
DenSeeMammo (DSM)	ММГ / MMG	Оценка плотности МЖ / Breast density assessment
Laboratory for Individualized Breast Radiodensity Assessment (LIBRA)	ММГ / MMG	Оценка плотности МЖ / Breast density assessment
Quantra	ММГ / MMG	Оценка плотности МЖ / Breast density assessment
Volpara	ММГ / MMG	Оценка плотности МЖ / Breast density assessment
QuantX™ (Qlarity Imaging)	MPT / MRI	Оценка плотности, поиск образований, оценка распространенности патологического образования / Breast density assessment, search for tumors, assessment of tumor spread

Примечание. ММГ – маммография; MPT – магнитно-резонансная томография; МЖ – молочная железа.

Note. MMG – mammography; MRI – magnetic resonance imaging.

экспрессии генов отдельных клеток [24], анализ генома и транскриптома [25] и отслеживание клонов [26] могут быть использованы для изучения лежащих в основе молекулярных механизмов, что позволяет проводить более систематические и глубокие исследования молекулярной гетерогенности РМЖ. Благодаря развитию радиомики и радиогеномики были сформированы прогностические модели, способные определить молекулярный подтип по данным инструментального исследования вкуче с ИИ.

Y. Zhang et al. [27] провели метаанализ исследований радиомики и радиогеномики для определения точности моделей машинного обучения (МО). Результаты показали, что с-статистические значения МО, основанные на радиомике для определения молекулярных подтипов РМЖ (люминальный А, люминальный В, базальноподобный или трижды негативный РМЖ, HER2-позитивный молекулярный подтип), составляли 0,76 (95% ДИ 0,60–0,96), 0,78 (95% ДИ 0,69–0,87), 0,89 (95% ДИ 0,83–0,91) и 0,83 (95% ДИ 0,81–0,86) соответственно. С-статистические значения МО, основанные на когорте гено-транскриптомного анализа для идентификации ранее описанных молекулярных подтипов РМЖ, составили 0,96 (95% ДИ 0,93–0,99), 0,96 (95% ДИ 0,93–0,99), 0,98 (95% ДИ 0,93–0,99), 0,98 (95% ДИ 0,95–1,00) и 0,97 (95% ДИ 0,96–0,98) соответственно. Кроме того, как радиомика, так и радиогеномика продемонстрировали хорошие результаты в прогнозе молекулярного подтипа. По сравнению с радиомикой показатели модели радиогеномики были лучше, однако радиомическая модель была проще и удобнее с клинической точки зрения.

Помимо определения молекулярного подтипа РМЖ X. Gong et al. [28] разработали передовые модели глубокого обучения (ГО) для прогнозирования метастазов РМЖ в аксиллярные и сигнальные лимфатические узлы на основе медицинских изображений. Точность обнаружения метастазов в аксиллярные лимфоузлы: диагностическое отношение шансов 23 (95% ДИ 16–33), чувствительность 0,86 (95% ДИ 0,82–0,88), специфичность 0,79 (95% ДИ 0,73–0,84) и AUC 0,90 (95% ДИ 0,87–0,92).

В целом разработка моделей ГО требует большого объема данных для обучения, валидации и тестирования, при этом различные исследования изображений демонстрируют логарифмические тенденции между производительностью модели и размером выборки данных. Однако объем данных, необходимый для достижения достаточной точности, варьирует в зависимости от их качества и изменчивости, а также дизайна модели ГО, задач обучения и подхода к нему. Обучающий набор обычно представляет собой самый большой объем данных и используется для параметризации модели. Набор для проверки состоит из данных, удерживаемых при обучении, которые применяются для дальнейшей оптимизации гиперпараметров модели. Наконец, набор данных независимого тестирования используется для определения контрольных показателей эффективности [29].

Платформы ИИ

Современные зарубежные и российские сервисы ИИ, направленные на раннее выявление РМЖ, представлены в таблице 2.

Примеры платформ искусственного интеллекта и основные анализируемые ими параметры

Table 2

Examples of artificial intelligence platforms and the main parameters analyzed by them

Параметр / Parameter	Платформа / Platform					
	Mia	AlexNet	Lunit	CureMetrix	Botkin.AI	Цельс / Celsus
Приоритизация данных / Data prioritization	+	n/a	n/a	+	+	+
Автоматическое формирование протокола / Automated protocol generation	+	n/a	n/a	n/a	–	+
Автоматический анализ техники укладки МЖ (позиционирование) / Automated analysis of breast laying technique (positioning)	+	n/a	n/a	n/a	–	–
Инструмент «двойного» чтения / “Double” reading tool	+	+	+	+	+	+
	Независимое средство чтения / Independent reading tool					
Результаты / Results	Чувствительность 75,1%, специфичность 97,3% / Sensitivity 75.1%, specificity 97.3%	Точность системы 96,2% / System accuracy 96.2%	Точность системы 96% / System accuracy 96%	AUC 0,95	n/a	Точность системы 95% / System accuracy 95%
Выявление РМЖ при повышенной плотности ткани МЖ / Detection of BC with increased density of breast tissue	n/a	n/a	+	+	–	–
Присвоение категории BI-RADS / BI-RADS category assignment	n/a	n/a	+	n/a	+	+

Примечание. РМЖ – рак молочной железы; BI-RADS – Breast Imaging-Reporting and Data System; AUC (area under curve) – площадь под кривой; n/a (not available) – данные отсутствуют.

Note. BC – breast cancer; BI-RADS – Breast Imaging-Reporting and Data System; AUC – area under curve; n/a – not available.

Первой британской компанией, получившей знак Европейского сертификата качества (CE) за ГО в области радиологии, является Kheiron Medical Technologies. Их система маммографического скрининга под названием Mia (Mammography intelligent assessment) может использоваться в качестве второго считывателя при скрининге РМЖ. Система помогает рентгенологам выявлять рак на ранних ста-

диях, технология следующего поколения способна увеличить шансы на выживание и проложить путь к менее инвазивным методам лечения [30, 31].

Mia построена с использованием запутанных нейронных сетей, формы ГО и обучена на более чем 3 млн изображений с нескольких сайтов. Все это помогает радиологическим отделениям работать более эффективно.

Программное обеспечение работает, анализируя изображение и предполагая, что либо никаких последующих действий не требуется, либо необходимо дальнейшее дообследование. Последнее слово всегда остается за врачом, но если окажется, что программное обеспечение эффективно, то в конечном итоге можно устранить необходимость во втором рентгенологе. Это потенциально облегчило бы текущие проблемы нехватки кадров.

Другая методология была представлена Н. Li et al. [32], где предварительно обученная модель AlexNet и функция извлечения были применены к набору изображений цифровых ММГ из двух групп высокого риска (носители мутаций в гене *BRCA1/2* и пациенты с односторонним раком), а также здоровых контрольных групп. Авторы показали, что без какой-либо дальнейшей точной настройки ММГ-изображений признаки первого полностью связанного слоя модели могут эффективно отличать здоровую контрольную группу от обеих групп высокого риска: AUC 0,83 и 0,82 для носителей мутации гена *BRCA1/2* [32, 33].

Большой общедоступный набор данных для компьютерного скрининга РМЖ – это набор данных CBIS-DDSM (Curated Breast Imaging Subset of Digital Database for Screening Mammography) в архиве изображений рака (The Cancer Imaging Archive, TCIA) [34]. Он содержит данные ММГ от 1566 участников с соответствующими сегментами зоны интереса и проверенной информацией о патологии [35, 36]. В 2017 г. была организована научная программа Digital mammography DREAM challenge с целью разработки алгоритмов, которые могут улучшить раннее выявление РМЖ. Подобно анализу узелков в легких, большинство современных CAD-систем для скрининга РМЖ основаны на алгоритмах ГО и состоят из стадии обнаружения патологии и стадии классификации [37].

Сервис Lunit дает возможность дистанционно загрузить исследования и проанализировать работу модели. Данные о выявленных патологиях отображаются в виде тепловых карт. До 96% AUC Lunit Insight MMG точно обнаруживает на ММГ поражения, подозрительные на РМЖ [38].

Сервис CureMetrix имеет преимущество в оценке анализа рентгенологических изображений молочных желез с высокой плотностью тканей и наблюдении выявленных изменений в динамике [39].

Программа Botkin.AI

Botkin.AI – это платформа обработки и анализа медицинских изображений с использованием ИИ, разработанная российской компанией ООО «Интеллоджик» и доступная разработчикам и пользователям на платформе Microsoft Azure

Marketplace [40]. Благодаря объединению с облаком Microsoft Azure она станет доступна более широкому спектру медицинских учреждений по всему миру. Использование Microsoft Azure, одной из быстро развивающихся облачных платформ, позволит значительно ускорить продвижение платформы Botkin.AI на международных рынках, обеспечив безопасность и бесперебойность ее работы.

Платформа Botkin.AI зарегистрирована в качестве медицинского изделия, получила международный сертификат CE Mark и предназначена для программного обеспечения с ИИ. Она легко интегрируется с медицинскими учреждениями, обеспечивает автоматизированный забор, деперсонализацию и обработку медицинских снимков с помощью ИИ. Компания реализовала более 30 успешных проектов внедрения в странах Содружества Независимых Государств, Латинской Америки, Ближнего Востока. Программа уточняет прогнозы, уменьшает вероятность человеческой ошибки. Ее цель – снизить стоимость диагностики и повысить точность определения патологий.

Основная задача, которую изучают в модели, – это классификация злокачественных/незлокачественных заболеваний (вероятностная оценка наличия злокачественности) и сегментация (выделение региона интереса на снимке цветом). Сегментация изображений осуществляется до основных исследуемых зон интереса, например до злокачественного новообразования для оценки его внутриопухолевой гетерогенности. Многие опухоли имеют нечеткие границы, что усложняет их автоматическую сегментацию, и в некоторых случаях требуется уточнение экспертов и выделение вручную. Процесс выбора области интереса не стандартизован, она может содержать как всю опухоль, так и некоторые ее части. Определение области интереса вручную трудоемко и вариативно по причине расхождений в интерпретации изображений различными врачами-рентгенологами, что в итоге влияет на точность построенных радиомических моделей. Однако современные технологии ГО с использованием больших данных способны минимизировать это влияние.

Платформа Botkin.AI выявляет онкологические заболевания на ранних стадиях с точностью до 95% благодаря технологии ИИ, которая анализирует диагностические изображения. Она совершенствуется, не только обрабатывая большие объемы изображений, но и в процессе взаимодействия с врачами, которые подтверждают или опровергают результаты диагностики.

В целом Botkin.AI – это система поддержки принятия врачебных решений, позволяющая снизить нагрузку на рентгенологов, повысить эффективность их работы, а также избежать пропуска заболеваний. Система может быть использована

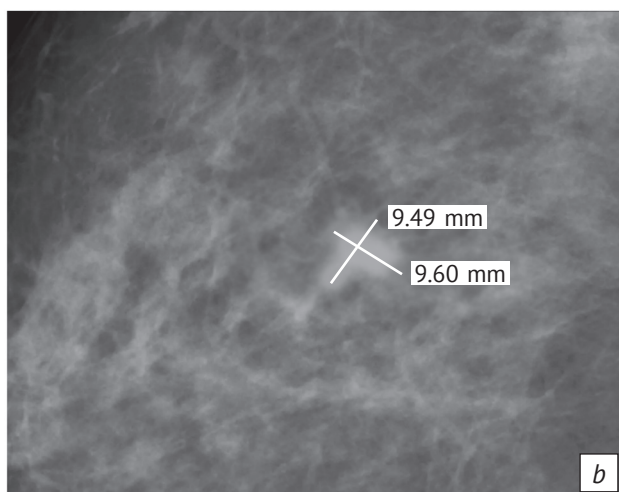
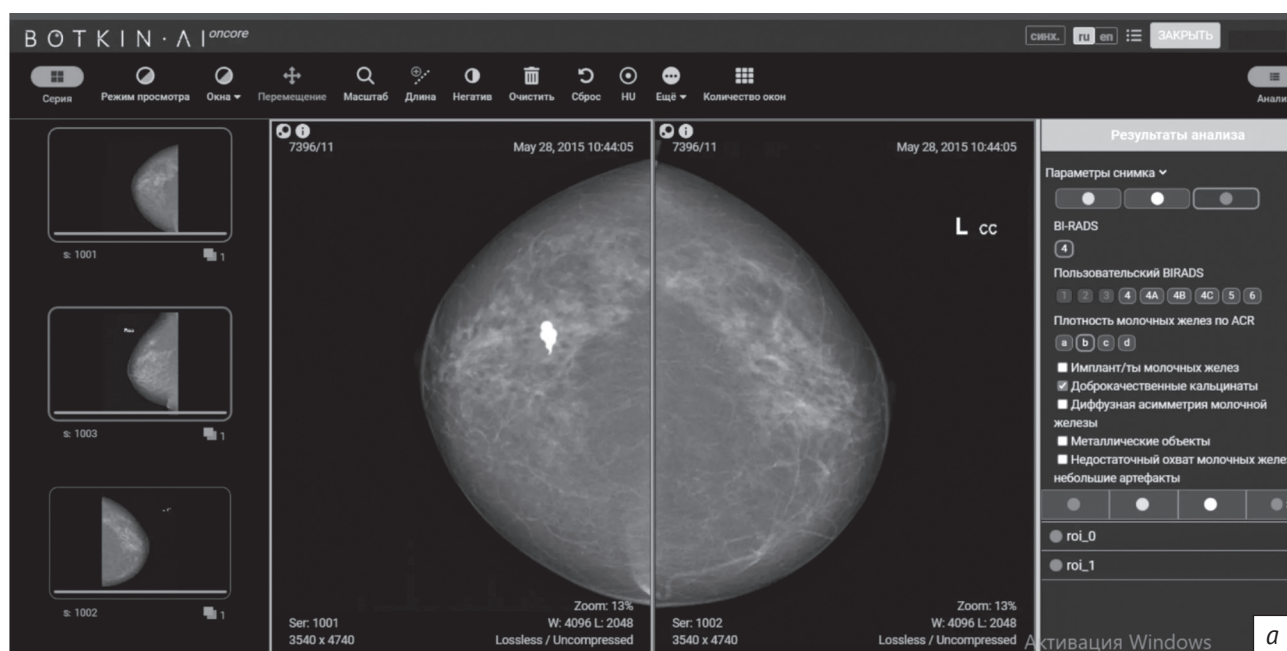


Рис. 2. Автоматическое выявление изменения в правой молочной железе, подозрительное на рак молочной железы, с обозначением региона интереса цветом на маммограмме, а также определение предполагаемого наименования патологии с отображением параметров по шкале BI-RADS и плотности каждой молочной железы по ACR (a, b) [40]

Fig. 2. Automatic detection of changes in the right breast, suspected of breast cancer, with designation of the region of interest in color on the mammogram, as well as determination of the alleged name of the pathology with display of parameters according to BI-RADS scale and each breast density according to ACR (a, b) [40]

одновременно с работой специалиста в качестве «второго мнения» или после проведенного врачом анализа для контроля качества рентгенологической диагностики.

На рисунке 2 представлен результат работы модели ИИ. У пациентки определяется образование размерами до 1 см, затрудняет диагностику суммационное наложение плотных элементов ткани молочной железы на тень образования на снимке. В качестве дообследования врачом могут быть выполнены: прицельные снимки, ультразвуковое исследование молочных желез с целью подтверждения или опровержения результата анализа системы.

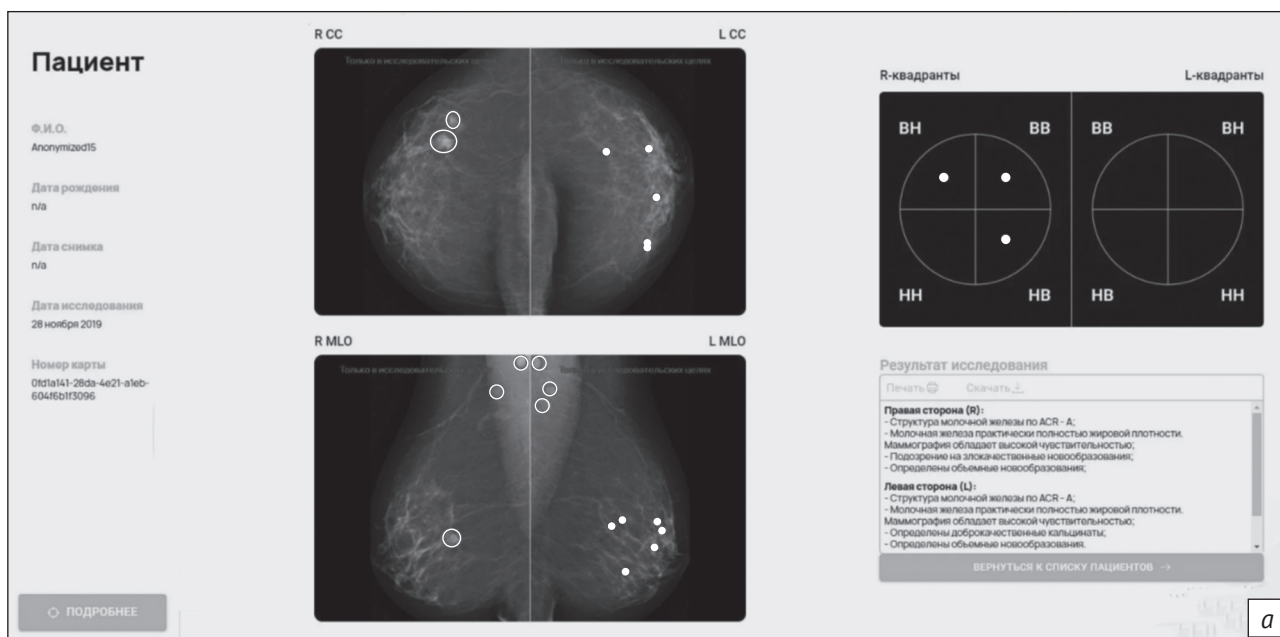
«Цельс»

«Цельс» – это технология ИИ для анализа цифровых медицинских снимков [41]. Сервис помогает специалистам лучевой диагностики сократить

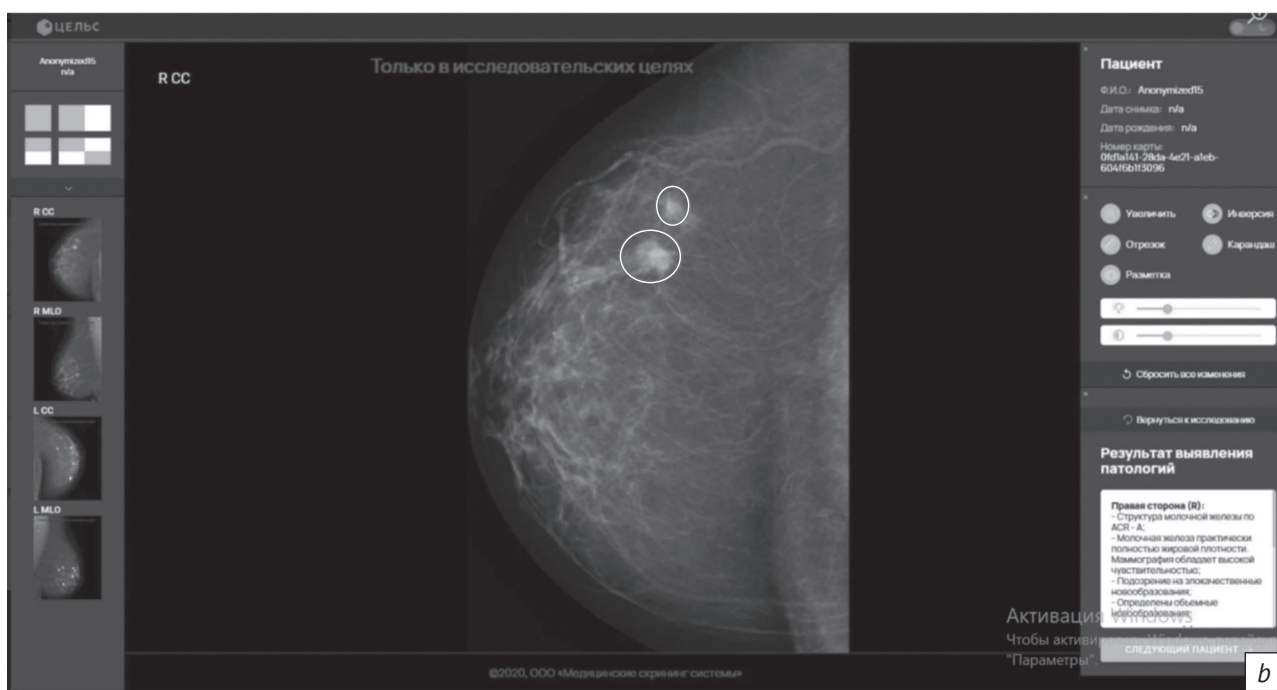
время на анализ исследований и сводит к минимуму риск пропуска патологии. Модель обучена на 20 тыс. верифицированных исследований.

Для ММГ также использовались снимки с разметкой на объекты, выполненной квалифицированными рентгенологами (рис. 3). Каждый снимок отдельно размечался несколькими врачами, в случае расхождений в диагнозе снимки отдавались на дополнительное исследование. Процесс разметки представлял собой определение объектов разных классов на изображении (злокачественные и доброкачественные новообразования, кальцинаты, лимфоузлы, участки плотности, артефакты снимков и др.). Точность интерпретации снимков системой по шкале BI-RADS (Breast Imaging-Reporting and Data System) превысила 95%.

Система определяет наличие доброкачественных или злокачественных изменений и указывает их локализацию на снимках. Такие подсказки



a



b

Рис. 3. Пример работы модели «Цельс» (a, b). Детектирование патологий в обеих молочных железах, выделение зон на изображении, требующие особенного интереса специалиста [41]

Fig. 3. An example of Celsus model operation (a, b). Detection of pathologies in both mammary glands, allocation of areas in the image that require particular interest of a specialist [41]

модели сокращают время на исследование и уменьшают вероятность того, что специалист не заметит образование. Программа предоставляет список исследований в порядке убывания патологий на изображениях (приоритизация). Таким образом, в первую очередь врачом будут просматриваться исследования с большей вероятностью нахождения патологии на снимках. Это поможет быстрее выставить диагноз и готовить пациента

к дополнительным методам диагностики и последующему лечению.

Положительным качеством является и автоматическое формирование описания снимка. В завершение анализа ММГ-исследования программа составляет протокол, присваивая каждой молочной железе категорию BI-RADS. Если описание нуждается в исправлении, врач дополняет заключение своими комментариями.

Недостаток системы «Цельс» состоит в том, что она по-разному оценивает плотность молочной железы по шкале ACR. Программа расценивает участки суммации ткани как фиброглангулярный комплекс. В этом случае более точная оценка плотности осуществляется врачами-рентгенологами [42].

Обсуждение

Молочная железа является чрезвычайно сложным органом, каждая пациентка имеет свои анатомические и индивидуальные особенности. Вариабельность анатомии органа характеризуется разной структурой, которую трудно исследовать только с помощью методов диагностической визуализации. Сложности визуализации молочной железы обуславливают увеличение частоты ошибок при выявлении РМЖ, особенно когда патологические образования перекрываются доброкачественными или скрываются за собственной тканью. Выявление РМЖ все чаще происходит на минимальных и особенных признаках, которые могут быть пропущены молодыми специалистами или при высокой загруженности врача.

С учетом сложности диагностики, множественных вариаций структуры молочной железы, высокой загруженности врачей становится очевидно, что необходимо не только доверять диагностике опытным специалистам с использованием оборудования с высокими стандартами качества, но и, прежде всего, интегрировать ИИ в качестве инструмента для анализа. На сегодняшний день возможности ИИ в визуализации позволяют определить фенотипы риска РМЖ, предложить более

подходящие процедуры скрининга, увеличить выявляемость рака при скрининге, определить индивидуальные дополнительные методы диагностики, выявить специфические биомаркеры за счет корреляции между характеристиками опухоли, извлеченными из медицинских изображений, и экспрессией генов в области радиогеномики. Также с помощью программного обеспечения для анализа текстур изображений можно прогнозировать лекарственную терапию у разных групп пациентов.

В данном исследовании мы показали, что алгоритмы ИИ для выявления РМЖ могут быть использованы в качестве эффективного диагностического вспомогательного инструмента для рентгенологов при интерпретации результатов ММГ.

Заключение

Технологии ИИ обладают потенциалом для существенного изменения ситуации в сфере здравоохранения и оказания медицинской помощи благодаря своей способности анализировать большие объемы сложной информации. Однако это не значит, что ИИ должен заменить врачей – такой вариант событий невозможен в скором будущем. Могут быть получены ложноположительные результаты, поэтому все исследования, которые ИИ определил как подозрительные, отправляются на повторную проверку к врачам-рентгенологам. ИИ не ставит диагноз, не подбирает схему лечения, он «подсказывает» врачу области, на которые стоит обратить внимание.

Каждая представленная система ИИ направлена на снижение риска пропуска рака и сокращение времени на описание одного исследования.

Литература [References]

- Каприн А.Д., Старинский В.В., Шахзадова А.О. (ред.) Состояние онкологической помощи населению России в 2021 году. М.: МНИОИ им. П.А. Герцена – филиал ФГБУ «НМИЦ радиологии» Минздрава России; 2022: 239 с. [Kaprin AD, Starinsky VV, Shakhzadova AO (Eds). The state of oncological care for the population of Russia in 2021. Moscow; 2022: 239 pp. (in Russ.).]
- Ghoncheh M, Pournamdar Z, Salehiniya H. Incidence and mortality and epidemiology of breast cancer in the world. *Asian Pac J Cancer Prev*. 2016; 17(S3): 43–6. <http://doi.org/10.7314/apjcp.2016.17.s3.43>.
- Yassin NIR, Omran S, El Houbi EMF, Allam H. Machine learning techniques for breast cancer computer aided diagnosis using different image modalities: a systematic review. *Comput Meth Progr Biomed*. 2018; 156: 25–45. <http://doi.org/10.1016/j.cmpb.2017.12.012>.
- Harvey H, Heindl A, Khara G, et al. Deep learning in breast cancer screening. In: Ranschaert ER, Morozov S, Algra PR (Eds). *Artificial intelligence in medical imaging*. Springer; 2019: 187–215.
- Harvey H, Karpati E, Khara G, et al. The role of deep learning in breast screening. *Curr Breast Cancer Rep*. 2019; 11(1): 17–22. <https://doi.org/10.1007/s12609-019-0301-7>.
- Ranschaert ER, Duerinckx A, Algra P, et al. Advantages, challenges, and risks of artificial intelligence for radiologists. In: Ranschaert ER, Morozov S, Algra PR (Eds). *Artificial intelligence in medical imaging: opportunities, applications and risks*. Cham, Switzerland: Springer International Publishing; 2019: 329–46.
- Yala A, Lehman C, Schuster T, et al. A deep learning mammography-based model for improved breast cancer risk prediction. *Radiology*. 2019; 292(1): 60–6. <http://doi.org/10.1148/radiol.2019182716>.
- Couture HD, Williams LA, Geradts J, et al. Image analysis with deep learning to predict breast cancer grade, ER status, histologic subtype, and intrinsic subtype. *NPJ Breast Cancer*. 2018; 4: 30. <http://doi.org/10.1038/s41523-018-0079-1>.
- Shah SM, Khan RA, Arif S, Sajid U. Artificial intelligence for breast cancer analysis: trends & directions. *Comput Biol Med*. 2022; 142: 105221. <http://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2022.105221>.
- Skarping I, Larsson M, Föörnik D. Analysis of mammograms using artificial intelligence to predict response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer patients: proof of concept. *Eur Radiol*. 2022; 32(5): 3131–41. <http://doi.org/10.1007/s00330-021-08306-w>.

11. Hayashi M, Yamamoto Y, Iwase H. Clinical imaging for the prediction of neoadjuvant chemotherapy response in breast cancer. *Chin Clin Oncol*. 2020; 9(3): 31. <http://doi.org/10.21037/cco-20-15>.
12. Cè M, Caloro E, Pellegrino ME, et al. Artificial intelligence in breast cancer imaging: risk stratification, lesion detection and classification, treatment planning and prognosis – a narrative review. *Explor Target Antitumor Ther*. 2022; 3(6): 795–816. <http://doi.org/10.37349/etat.2022.00113>.
13. Kooi T, Litjens G, van Ginneken B, et al. Large scale deep learning for computer aided detection of mammographic lesions. *Med Image Anal*. 2017; 35: 303–12. <http://doi.org/10.1016/j.media.2016.07.007>.
14. Taylor-Phillips S, Stinton C. Double reading in breast cancer screening: considerations for policy-making. *Br J Radiol*. 2020; 93(1106): 20190610. <http://doi.org/10.1259/bjr.20190610>.
15. Retson TA, Watanabe AT, Vu H, et al. Multicenter, multivendor validation of an FDA-approved algorithm for mammography triage. *J Breast Imaging*. 2022; 4(5): 488–95. <https://doi.org/10.1093/jbi/wbac046>.
16. Bahl M. Updates in artificial intelligence for breast imaging. *Semin Roentgenol*. 2022; 57(2): 160–7. <http://doi.org/10.1053/j.ro.2021.12.005>.
17. Kim HE, Kim HH, Han BK, et al. Changes in cancer detection and false-positive recall in mammography using artificial intelligence: a retrospective, multireader study. *Lancet Digit Health*. 2020; 2(3): e138–48. [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(20\)30003-0](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(20)30003-0).
18. Li Z, Ye J, Du H, et al. Preoperative prediction power of radiomics for breast cancer: a systemic review and meta-analysis. *Front Oncol*. 2022; 12: 837257. <http://doi.org/10.3389/fonc.2022.837257>.
19. De Kruijf EM, Bastiaannet E, Rubertá F, et al. Comparison of frequencies and prognostic effect of molecular subtypes between young and elderly breast cancer patients. *Mol Oncol*. 2014; 8(5): 1014–25. <http://doi.org/10.1016/j.molonc.2014.03.022>.
20. Zhao S, Ma D, Xiao Y, et al. Molecular subtyping of triple-negative breast cancers by immunohistochemistry: molecular basis and clinical relevance. *Oncologist*. 2020; 25(10): e1481–91. <http://doi.org/10.1634/theoncologist.2019-0982>.
21. Ades F, Zardavas D, Bozovic-Spasojevic I, et al. Luminal B breast cancer: molecular characterization, clinical management, and future perspectives. *J Clin Oncol*. 2014; 32(25): 2794–803. <http://doi.org/10.1200/JCO.2013.54.1870>.
22. Hamilton E, Shastry M, Shiller SM, et al. Targeting HER2 heterogeneity in breast cancer. *Cancer Treat Rev*. 2021; 100: 102286. <http://doi.org/10.1016/j.ctrv.2021.102286>.
23. Song L, Chen X, Mi L, et al. Icaritin-induced inhibition of SIRT6/NF-κB triggers redox mediated apoptosis and enhances anti-tumor immunity in triple-negative breast cancer. *Cancer Sci*. 2020; 111(11): 4242–56. <http://doi.org/10.1111/cas.14648>.
24. Bartoschek M, Oskolkov N, Bocci M, et al. Spatially and functionally distinct subclasses of breast cancer-associated fibroblasts revealed by single cell RNA sequencing. *Nat Commun*. 2018; 9(1): 5150. <http://doi.org/10.1038/s41467-018-07582-3>.
25. Curtis C, Shah SP, Chin SF, et al. The genomic and transcriptomic architecture of 2,000 breast tumours reveals novel subgroups. *Nature*. 2012; 486(7403): 346–52. <http://doi.org/10.1038/nature10983>.
26. Yang D, Jones MG, Naranjo S, et al. Lineage tracing reveals the phylogenetics, plasticity, and paths of tumor evolution. *Cell*. 2022; 185(11): 1905–23.e25. <http://doi.org/10.1016/j.cell.2022.04.015>.
27. Zhang Y, Li G, Bian W, et al. Value of genomics- and radiomics-based machine learning models in the identification of breast cancer molecular subtypes: a systematic review and meta-analysis. *Ann Transl Med*. 2022; 10(24): 1394. <http://doi.org/10.21037/atm-22-5986>.
28. Gong X, Guo Y, Zhu T, et al. Diagnostic performance of radiomics in predicting axillary lymph node metastasis in breast cancer: a systematic review and meta-analysis. *Front Oncol*. 2022; 12: 1046005. <http://doi.org/10.3389/fonc.2022.1046005>.
29. Decuyper M, Maebe J, Van Hoven R, Vandenberghe S. Artificial intelligence with deep learning in nuclear medicine and radiology. *EJNMMI Phys*. 2021; 8(1): 81. <http://doi.org/10.1186/s40658-021-00426-y>.
30. Kheiron Medical Technologies. Meet Mia™ Mammography Intelligent Assessment. URL: <https://www.kheironmed.com/meet-mia> (дата обращения 15.05.2023). [Kheiron Medical Technologies. Meet Mia™ Mammography Intelligent Assessment. Available at: <https://www.kheironmed.com/meet-mia> (accessed 15.05.2023).]
31. Palacio AV, Sharma N, Sagoo G. Cost effectiveness of the Mia artificial intelligence technology for detection of breast tumours as part of the NHS breast screening service in the UK. Research Square. 22 Feb, 2023. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-2586246/v1>.
32. Li H, Giger ML, Huynh BQ, Antropova NO. Deep learning in breast cancer risk assessment: evaluation of convolutional neural networks on a clinical dataset of full-field digital mammograms. *J Med Imaging*. 2017; 4(4): 041304. <http://doi.org/10.1117/1.JMI.4.4.041304>.
33. Alyami J, Sadat T, Tahir AR, et al. Cloud computing-based framework for breast tumor image classification using fusion of AlexNet and GLCM texture features with ensemble Multi-Kernel Support Vector Machine (MK-SVM). *Comput Intel Neurosci*. 2022; 7403302. <https://doi.org/10.1155/2022/7403302>.
34. Clark K, Vendt B, Smith K, et al. The cancer imaging archive (TCIA): maintaining and operating a public information repository. *J Digit Imaging*. 2013; 26(6): 1045–57. <http://doi.org/10.1007/s10278-013-9622-7>.
35. Lee RS, Gimenez F, Hoogi A., et al. Curated breast imaging subset of DDSM [Dataset]. The Cancer Imaging Archive. 2016.
36. Lee RS, Gimenez F, Hoogi A., et al. A curated mammography data set for use in computer-aided detection and diagnosis research. *Sci Data*. 2017; 4: 170177. <http://doi.org/10.1038/sdata.2017.177>.
37. Schaffter T, Buist DSM, Lee CI, et al. Evaluation of combined artificial intelligence and radiologist assessment to interpret screening mammograms. *JAMA Netw Open*. 2020; 3(3): e200265. <http://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2020.0265>.
38. Lunit Insight MMG. AI solution for mammography. URL: <https://www.lunit.io/en/products/mmg> (дата обращения 15.05.2023). [Lunit Insight MMG. AI solution for mammography. Available at: <https://www.lunit.io/en/products/mmg> (accessed 15.05.2023).]
39. Cure Metrix. Empowering radiologists for better outcomes in women's health. URL: <https://curemetrix.com/> (дата обращения 15.05.2023).

- [Cure Metrix. Empowering radiologists for better outcomes in women's health. Available at: <https://curemetrix.com/> (accessed 15.05.2023).]
40. Botkin.AI Искусственный интеллект для медицинских изображений. URL: <https://botkin.ai/> (дата обращения 15.05.2023). [Botkin.AI Artificial intelligence for medical images. Available at: <https://botkin.ai/> (in Russ.) (accessed 15.05.2023).]
41. Цельс. Маммография. AI-платформа для анализа маммограмм. URL: <https://celsus.ai/products-mammography/> (дата обращения 15.05.2023). [Celsus. Mammography. AI platform for mammogram analysis. Available at: <https://celsus.ai/products-mammography/> (in Russ.) (accessed 15.05.2023).]
42. Карпов О.Э., Бронов О.Ю., Капнинский А.А. и др. Компаративное исследование результатов анализа данных цифровой маммографии системы на основе искусственного интеллекта «Цельс» и врачей-рентгенологов. Вестник Национального медико-хирургического центра им. Н.И. Пирогова. 2021; 16(2): 86–92. http://doi.org/10.25881/20728255_2021_16_2_86. [Karpov OE, Bronov OYu, Kapninskiy AA, et al. Comparative study of data analysis results of digital mammography AI-based system "Celsus" and radiologists. Bulletin of Pirogov National Medical & Surgical Center. 2021; 16(2): 86–92 (in Russ.). http://doi.org/10.25881/20728255_2021_16_2_86.]