

<sup>1</sup> ФГБУ «Национальный  
медицинский  
исследовательский  
центр онкологии  
им. Н.Н. Блохина»,  
Минздрава России  
(Москва, Россия)

<sup>2</sup> ФГАОУ ВО «Первый  
Московский  
государственный  
медицинский университет  
им. И.М. Сеченова»  
Минздрава России  
(Москва, Россия)

# ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ ИИ В СКРИНИНГЕ РАКА МОЛОЧНОЙ ЖЕЛЕЗЫ

В.А. Амосова<sup>1</sup>, М.С. Карпова<sup>1</sup>, А.В. Петровский<sup>1,2</sup>

## APPLICATION OF AI ALGORITHMS IN BREAST CANCER SCREENING

**В.А. Амосова<sup>1</sup>**

Кандидат медицинских наук, научный сотрудник, врач-онколог отделения  
опухолей молочной железы отдела онкомаммологии, ведущий группы контроля  
научных исследований ФГБУ «НМИЦ онкологии им. Н.Н. Блохина»,  
115522, Москва, Каширское шоссе, д. 23.  
ORCID: 0000-0001-7207-631X  
SPIN-code: 4726-5951.

**М.С. Карпова<sup>1</sup>**

Кандидат медицинских наук, врач-рентгенолог,  
рентгенодиагностическое отделение.  
ORCID: 0000-0002-4945-982X.  
SPIN-code: 4241-0443.

**А.В. Петровский<sup>1,2</sup>**

Доктор медицинских наук, зам.директора по образовательной деятельности,  
заведующий отделом онкомаммологии ФГБУ «НМИЦ онкологии  
им. Н.Н. Блохина», доцент кафедры онкологии клинической медицины,  
ФГАОУ ВО «Первый МГМУ им. И.М. Сеченова».  
ORCID: 0000-0002-7514-280X.  
SPIN-code: 5441-2747.

**V.A. Amosova<sup>1</sup>**

PhD, Oncologist, Lead Specialist, Research Control Group N.N. Blokbin National  
Medical Research Center of Oncology.  
115522, Moscow, Kashirskoe sb., 23.  
ORCID: 0000-0001-7207-631X.  
SPIN-code: 4726-5951.

**M.S. Karpova<sup>1</sup>**

PhD, Radiologist, Radiodiagnosis Department,  
N.N. Blokbin National Medical Research Center of Oncology.  
ORCID: 0000-0002-4945-982X.  
SPIN-code: 4241-0443.

**A.V. Petrovsky<sup>1,2</sup>**

MD, Deputy Director for Education, Head of the Department of Breast Tumors Treatment,  
N.N. Blokbin National Medical Research Center of Oncology, Associate Professor,  
Department of Oncology, Institute of Clinical Medicine,  
I.M. Sechenov First Moscow State Medical University.  
ORCID: 0000-0002-7514-280X.  
SPIN-code: 5441-2747.

Рак молочной железы (РМЖ) составляет более 20% среди всех онкологических заболеваний у женщин во всем мире и представляет собой значимую медико-социальную проблему. Маммографический скрининг, эффективность которого в снижении смертности доказана рядом крупных исследований, является основным методом раннего выявления данной патологии. Ключевым элементом обеспечения высокого качества скрининга признано двойное независимое чтение маммограмм, позволяющее повысить частоту выявления злокачественных

новообразований (особенно на ранних стадиях) и минимизировать количество диагностических ошибок. Однако в условиях растущей нагрузки на систему здравоохранения повсеместная реализация этого подхода сталкивается с системными ограничениями (дефицит и неравномерное распределение квалифицированных кадров, профессиональное выгорание, экономические и географические диспропорции и т.д.). В данном контексте технологии искусственного интеллекта (ИИ) рассматриваются как перспективное решение для повышения эффективности скрининговых программ. Настоящий обзор анализирует последние достижения в применении алгоритмов ИИ для анализа маммограмм, включая их роль в поддержке принятия решений, автоматизации первичного анализа и потенциальной замене одного из врачей. Обсуждаются существующие ограничения, возможные ошибки и пути интеграции алгоритмов ИИ в действующие организационные модели для преодоления кадрового кризиса и стандартизации качества диагностики на всех уровнях оказания медицинской помощи с учетом специфики отечественной системы здравоохранения.

**Ключевые слова:** рак молочной железы, искусственный интеллект, скрининг, маммография, глубокое обучение.

Breast cancer (BC) represents a major global health burden, accounting for over 20% of all malignant neoplasms in women worldwide. Mammographic screening has been established as the cornerstone for early disease detection, with its mortality reduction efficacy validated through numerous large-scale trials. The double-reading paradigm, recognized as a quality assurance standard in screening programs, enhances detection rates of early-stage malignancies while reducing interpretive errors. However, growing healthcare demands and workforce constraints – including radiologist shortages, occupational burnout, and geographic disparities in specialist distribution – challenge the sustainable implementation of this resource-intensive approach. Artificial intelligence (AI) emerges as a transformative technology to augment screening efficacy, offering solutions for workflow optimization and diagnostic standardization. This comprehensive review examines current advances in AI applications for mammographic interpretation, focusing on decision support systems, automated image analysis, and potential integration as an independent reader. We further critically evaluate technical limitations, implementation challenges, and strategies for incorporating AI algorithms into existing clinical pathways to address workforce gaps and ensure consistent diagnostic quality across healthcare tiers.

**Key words:** breast cancer, artificial intelligence, screening, mammography, deep learning.

## Введение

Рандомизированные клинические исследования, проведенные ранее, наглядно продемонстрировали, что ранняя диагностика и своевременное лечение практически любого злокачественного новообразования (ЗНО) позволяет раньше начать лечение, что увеличивает вероятность его успешного исхода, снижает риск рецидива и уровень смертности [1–5]. Однако в условиях растущей нагрузки на систему здравоохранения и дефицита квалифицированных специалистов (особенно узкопрофильных) увеличивается интерес к использованию технологий искусственного интеллекта как перспективного направления для повышения эффективности диагностики и выявления ЗНО. В связи с этим крайне важно проанализировать последние достижения в применении алгоритмов ИИ в клинической практике, а также обозначить существующие ограничения и возможные ошибки [6–9]. Ряд исследований уже подтвердил эффективность методов на основе ИИ в постановке диагноза, прогнозировании исхода заболевания и ответа на лечение при некоторых злокачественных опухолях, среди которых колоректальный рак, рак молочной железы, кожи и легких [10–14].

Рак молочной железы составляет 21% среди всех онкологических заболеваний у женщин как в Российской Федерации, так и во всем мире [15–17]. По данным ВОЗ, в 2022 г. в мире было диагностировано более 2,3 млн новых случаев [15]. С учетом приведенных выше фактов и признания значимости рака

молочной железы проблемой глобального масштаба многие страны внедрили скрининговые программы, ориентированные на бессимптомных женщин определенного возраста. Одной из целей при этом является достижение экономической выгоды. В контексте здравоохранения это означает снижение затрат на лечение заболеваний, увеличение производительности труда, а также повышение качества жизни населения. Раннее выявление рака молочной железы снижает не только затраты на лечение, но и на реабилитацию пациентов, а также предотвращает потерю трудоспособности. Маммография является удобным способом для массового скрининга [18]. В то же время данный метод нередко дает ложноположительные результаты, что приводит к повторным обследованиям, в которых не было необходимости, – или же ложноотрицательные результаты, из-за чего могут быть пропущены признаки раннего развития патологий у пациентов [19]. В результате такой анализ исследований в больших объемах оказывается затратным по человеческим ресурсам.

Тем не менее согласно исследованию, опубликованному В.Ф. Семиглазовым с соавт., при анализе некоторых программ массового скрининга по принципу «стоимость – эффективность» было установлено, что стоимость одного спасенного года жизни варьирует от 3 000 до 8 000 евро для женщин 50–69 лет, и это при условии его проведения каждые 2 года [20].

Маммографический скрининг получил поддержку мировых онкологических организаций. В 2010 г.

в онкологической базе данных GLOBOCAN были опубликованы результаты массовых скрининговых программ за 2004–2008 гг., которые проходили в двенадцати странах и показали перспективные результаты [21]. Эффективность маммографии (как пленочной, так и цифровой) была доказана в семи проспективных исследованиях для всех женщин в возрасте от 50 до 69 лет без учета групп риска [22]. В США благодаря проведению скрининговой маммографии и достижениям в области терапии с 1990 г. удалось снизить смертность от рака молочной железы примерно на 41% [23].

Еще в 2008 г. было опубликовано четвертое издание «Европейских руководящих принципов по обеспечению качества скрининга и диагностики рака молочной железы» («European guidelines for quality assurance in breast cancer screening and diagnosis»). Оно включило основные факторы, которые позволяют говорить о высокой эффективности маммографического скрининга. К ним относятся: использование современных цифровых маммографических систем, высокое качество организации и проведения маммографического исследования, контроль качества, двойное независимое чтение маммограмм, дообследование и лечение в случаях выявления признаков РМЖ, непрерывное обучение рентгенологов и рентгенолаборантов и охват более 70% в группах риска [24].

### Ограничения и сложности проведения скрининга в РФ

Проведение скрининговых обследований молочных желез в России осуществляется в рамках приказа МЗ РФ от 27.04.2021 № 404н «Об утверждении порядка проведения профилактического медицинского осмотра и диспансеризации определенных групп взрослого населения» [25]. Для повышения эффективности скрининга рекомендуется выполнение маммографии женщинам в возрасте от 40 до 75 лет в двух проекциях 1 раз в 2 года с двойным прочтением. Подключение дополнительной опции врача-рентгенолога в повседневную практику могло бы решить вопрос второго мнения, а также нивелировать человеческий фактор (усталость, снижение концентрации врача).

Однако введение этой опции в повседневную практику является сложной задачей в связи с недостатком специалистов, а также с экономическими и географическими дисбалансами. Высококласные эксперты обычно концентрируются в крупных федеральных центрах и частных клиниках больших мегаполисов. В то же время в регионах, районных центрах и сельской местности доступ к специалисту узкого профиля ограничен или вовсе отсутствует. Дефицит экспертов увеличивает нагрузку на оставшихся специалистов, ускоряя их выгорание и отток из профессии. К тому же экономические модели оплаты труда в системе обязательного медицинского страхования (ОМС) далеко не всегда адекватно компенсируют высокую

сложность, ответственность и психологическую нагрузку, связанную с экспертной интерпретацией маммограмм. Это делает специальность рентгенолога экономически непривлекательной для молодого поколения врачей, которые выбирают менее стрессовые и более финансово обеспеченные специальности.

По последним официальным данным, укомплектованность отделений по занятым должностям врачей-рентгенологов в Москве в 2022 г. составила только 79,0%, в Санкт-Петербурге – 78,3%, укомплектованность же физическими лицами – соответственно 67,7% и 67,6%; коэффициент совместительства 1,17 и 1,15. Укомплектованность отделений по должностям рентгенолаборантов в Москве составила 80,5%, в Санкт-Петербурге – 77,7%, укомплектованность физическими лицами – соответственно 65,8% и 64,5%; коэффициент совместительства 1,22 и 1,20. На одного врача-рентгенолога в Санкт-Петербурге в год приходится в среднем 7917 исследований, что сопоставимо с московскими показателями [26]. Необходимо отметить и тот факт, что во время пандемии COVID-19 крупные города активно привлекали врачей-рентгенологов и рентгенолаборантов из регионов, в связи с чем в 2020–2022 гг. наблюдались пиковые показатели численности медицинских специалистов. К настоящему времени в связи с естественным оттоком эти показатели могли значительно сократиться.

Безусловно, двойное чтение требует больше ресурсов (как материальных, так и человеческих), однако данный метод помогает чаще выявлять ЗНО. Порой интерпретация маммограмм может оказаться сложной даже для экспертов высокого уровня, ибо она требует строгого соблюдения баланса между вероятностью «пропуска» заболевания (ложноотрицательные результаты) и, наоборот, «гипердиагностики» и даже «перелечивания» пациентов (увеличение ложноположительных результатов). Направление здоровых женщин на дополнительное обследование создает достаточно большую психологическую нагрузку и приводит к значимым затратам. Кроме того, растущий объем исследований при нехватке радиологов ограничивает возможность углубленного анализа сложных случаев – например, у пациенток с высокой плотностью железы. Именно у этой категории пациенток нередко выявляют интервальные раки (ЗНО, диагностированные между раундами скрининга), обладающие большим злокачественным потенциалом и способностью к бурному росту.

### Алгоритмы ИИ, применяемые при анализе маммограмм

В настоящее время активно разрабатываются методы и алгоритмы для систем автоматизированной диагностики (computer-aided diagnosis, CAD), которые уже применяются для помощи рентгенологам.

В последние годы благодаря быстрому развитию различных компьютерных подходов, в особенности

машинного обучения (machine learning, ML), эти методы все чаще применяют в задачах биологии и медицины. Данный подход вызвал волну значительного интереса во многих областях, в особенности в биологии и медицине. Технологические решения с применением ИИ уже успели доказать здесь свою эффективность и облегчили выявление ЗНО [27–28].

Метод глубокого обучения (deep learning, DL) на сегодня успел зарекомендовать себя как быстро развивающийся высокоинформативный метод классификации изображений. Он стал одним из популярных методов и в онкологии, особенно в сфере обнаружения признаков ЗНО – в частности, на маммограммах [29]. Благодаря большому успеху нейронных сетей в области компьютерного зрения было также изучено несколько подходов глубокого обучения для решения задачи автоматической классификации поражений при анализе рентгенологических изображений молочных желез [30]. При этом для создания моделей DL используются опубликованные открытые датасеты разных размеров и разных регионов сбора данных, отличающиеся по количеству и происхождению маммографических изображений.

### Результаты эффективности применения алгоритмов ИИ для анализа маммограмм

Исследования последних лет позволили оценить эффективность использования различных алгоритмов ИИ для анализа маммограмм. Совокупная оценка диагностической точности по площади под ROC-кривой (AUC) в ряде работ показала улучшение данного показателя с 0,810 (только врач) до 0,881 (врач+ИИ;  $p < 0,001$ ) [31].

В 2022 г. было опубликовано исследование L.A. Dang et al., в котором использовалось программное обеспечение ИИ на базе платформы Mammoscreen производства компании Therapixel (Франция). В ходе исследования 12 врачей анализировали 314 снимков с использованием ИИ или без него. Оказалось, что при использовании ИИ эффективность врачей статистически значимо повысилась, AUC увеличилась с 0,739 до 0,773 ( $p = 0,004$ ), однако чувствительность методов и время, необходимое для описания маммограмм значимо не различались ( $p > 0,01$ ) [32].

В другом исследовании среднее значение AUC составило 0,769 для группы врачей без ИИ (95% ДИ: 0,724–0,814) и 0,797 (95% ДИ: 0,754–0,84) – с ИИ. Разница оказалась статистически значимой ( $p = 0,035$ ). Использование ИИ увеличивало чувствительность метода на 0,033 ( $p = 0,021$ ) [33].

В 2020 г. был опубликован результат исследования DM DREAM, в котором обучение алгоритмов ИИ происходило на одной из самых больших выборок – 144 231 скрининговых маммограмм, включавших 952 случая рака (0,7%), а валидация – на 166 578 маммограммах, включавших 780 случаев рака (0,5%). Это исследование показало, что ни один отдельно взятый

алгоритм ИИ не смог превзойти врача, но комбинация «ИИ+врач» показала наибольшее значение AUC – 0,942, значимо улучшив специфичность и общую точность. Независимая валидация трех коммерческих алгоритмов ИИ в качестве «читателей» подтвердила высокие значения AUC (0,920–0,956) при чувствительности 67,0–81,9% (для сравнения: 77,4% у первого врача и 80,1% у второго) и сохранении аналогичной специфичности метода [34]. В крупном систематическом обзоре P.E.S.C. Branco et al. подтвердили, что благодаря комбинации «врач+ИИ» происходит повышение специфичности метода с 0,67 до 0,85 ( $p < 0,001$ ) и снижение частоты ложноотрицательных результатов с 18% до 8,6% [35].

В исследовании, опубликованном в журнале «Radiology», были проанализированы результаты скринингового обследования 114 421 женщин. Специалисты обнаружили, что чувствительность скрининга на основе ИИ (программное решение Transpara, компания ScreenPoint Medical, Нидерланды) была такой же, как у врачей (69,7% против 70,8%), но использование ИИ привело к снижению числа ложноположительных результатов на 25,1% (529 из 2107). При этом специфичность скрининга с использованием ИИ составила 98,6%, что было даже несколько выше, чем специфичность скрининга в группе только врачей (98,1%) [36].

В 2022 г. было опубликовано исследование, в котором были собраны и проанализированы маммограммы, собранные за период десятилетнего скрининга в Турции (с 2009 по 2019 гг.). Изображения обрабатывались тремя разными способами: двойным просмотром врачами, только ИИ (на базе Lunit INSIGHT MMG, Южная Корея) и двойным просмотром врачами вместе с ИИ. Исследователи обнаружили увеличение выявляемости признаков ЗНО в команде врач+ИИ по сравнению с только ИИ и только с врачами (83,6% против 72,7% и 67,3% соответственно). При этом ИИ обнаружил 72,7% случаев РМЖ, из которых 77,5% – непосредственно во время скрининга, 15% были интервальными раками, а 7,5% были пропущены при двойном просмотре врачами. При анализе маммограмм ИИ площадь под кривой (AUC) составила 0,853 (95% ДИ=0,801–0,905), чувствительность – 72,8%, специфичность – 88,3% [37].

В другом исследовании были отобраны маммограммы 204 пациенток (сделанные в настоящее время и 2 года назад) и распределены на 3 категории: доброкачественные изменения (137 случаев), минимальные изменения (требующие дальнейшего наблюдения, 33 случая), пропущенный рак (34 случая). Далее снимки были проанализированы с помощью ИИ (AI-CAD). Чувствительность, специфичность и диагностическая точность составили 84,7%, 91,5%, 86,3% при настоящем исследовании и 67,2%, 91,2% и 83,4% при предыдущем исследовании. ИИ удалось выявить 27 случаев из 34 пропущенных. Наиболее сложным признаком для

идентификации в пропущенных случаях (5 из 7) оказалась асимметрия ткани. Однако даже такие результаты позволяют сделать вывод о том, что данная система может оказаться полезной для скрининга РМЖ [38]. Также была продемонстрирована эффективность системы AI-CAD для выявления подозрительных микрокальцинатов, эквивалентной эффективности врачей-рентгенологов (идентичные AUC, 0,745 против 0,722,  $p=0,393$ ) [39].

В 2025 г. были опубликованы результаты MASAI – одного из наиболее крупных рандомизированных клинических исследований по маммографическому скринингу с применением искусственного интеллекта, позволившего изучить фактическую эффективность взаимодействия «врач–ИИ» и его влияния на принятие клинических решений. В ходе исследования была произведена рандомизация 105 915 женщин в две группы (с поддержкой ИИ и без таковой). В группе скрининга с ИИ было выявлено 338 случаев рака и потребовалось 1 110 повторных вызовов, во второй группе – 262 случая рака и 1 027 повторных вызовов. Показатель выявляемости рака был достоверно выше в экспериментальной группе: 6,4 на 1000 (95% ДИ: 5,7–7,1) против 5,0 на 1000 (95% ДИ: 4,4–5,6) в контрольной группе с отношением показателей 1,29 (95% ДИ: 1,09–1,51;  $p=0,0021$ ). В группе с ИИ было зарегистрировано 270 случаев инвазивного рака против 217 в контрольной группе (отношение показателей 1,24; 95% ДИ: 1,04–1,48). Прирост в основном обеспечили мелкие инвазивные карциномы без поражения лимфатических узлов (на 58 случаев больше стадии pT1, на 46 случаев больше N0, на 21 случай больше нелюминального подтипа A). В группе с ИИ было зарегистрировано 68 случаев карциномы *in situ* против 45 в контрольной группе (отношение показателей 1,51; 95% ДИ: 1,03–2,19). Около половины прироста составили карциномы *in situ* высокой степени злокачественности (на 12 случаев больше с G3 при отсутствии прироста G1) [40].

Аналогичные результаты показали K. Dembrower et al.: взаимодействие «врач – ИИ» оказалось не менее эффективным по показателю выявляемости рака по сравнению со стандартным двойным чтением двумя врачами – 261 против 250 выявленных случаев (относительная доля 1,04; 95% ДИ: 1,00–1,09), что свидетельствует о синергизме между врачом и алгоритмом в повышении чувствительности скрининга. При этом моноанализ маммограмм с помощью ИИ позволил выявить 246 случаев рака против 250 выявленных случаев при стандартном двойном чтении (относительная доля 0,98; 95% ДИ: 0,93–1,04), а тройное прочтение (2 врача+ИИ) – 269 случаев (относительная доля 1,08; 95% ДИ: 1,04–1,11) [41].

В 2023 г. были опубликованы данные ретроспективного исследования, в котором были проанализированы данные 949 подтвержденных случаев РМЖ, выявленных при скрининге, 305 интервальных раков

и 13 646 исследований с отрицательным результатом, выполненных в рамках программы «BreastScreen Norway» с 2010 по 2018 гг. Система ИИ оценивала каждое исследование по шкале от 1 до 10 в зависимости от вероятности наличия злокачественности процесса. Результаты системы ИИ сравнивались с результатами скрининга независимого двойного чтения. Пороговым значением для установления ЗНО был выбран балл 10.

Этот наивысший балл ИИ присвоил в 92,7% случаев рака, выявленных при скрининге, и в 40,0% интервальных раков. При этом среди женщин с «отрицательным» результатом скрининга 9,1% тоже получили, согласно ИИ, 10 баллов. Особенно отметим, что у женщин с высокой плотностью молочных желез ИИ идентифицировал рак в 100% случаев, выявленных при скрининге, и в 48,6% интервальных раков. Таким образом, чувствительность системы ИИ составила 80,9% (для высокой плотности желез) против 62,8% при независимом двойном чтении. При анализе предыдущего раунда маммограмм, выполненных при скрининге, в 41,9% ИИ уже выставил балл 10, что указывает на большой потенциал ИИ как инструмента более ранней диагностики [42].

При этом в аналогичном исследовании A. Zeng et al. отмечали, что доля ложноположительных результатов достоверно снижалась с повышением порога детекции – с 71,83% при пороге 3 до 10,77% при пороге 9. Одновременно доля ложноотрицательных результатов возрастала с 0,02% до 0,12%, что обуславливает необходимость поиска оптимального баланса для максимизации эффективности. Ложноотрицательные результаты часто связаны с пропуском образований малого размера (медианный диаметр пропущенных опухолей составлял 7–25 мм), тогда как ложноположительные – с ошибочной интерпретацией кальцификатов [43].

При дополнительном применении цифрового томосинтеза тенденция к улучшению показателей при использовании ИИ сохраняется. При сравнении результатов двойного чтения объединенных данных маммографии и томосинтеза с поддержкой ИИ и без нее зафиксировано статистически значимое увеличение всех ключевых показателей. В частности, показатель выявляемости рака увеличился на 3,2 (с 5,8 до 9,0 на 1000;  $p<0,001$ ); положительная прогностическая ценность метода повысилась на 4 (с 10,6 до 14,6 на 1000;  $p<0,001$ ); частота повторных вызовов возросла на 0,7 (с 5,4 до 6,1 на 1000;  $p<0,001$ ) [44].

### Интервальные раки

Важным критерием эффективности скрининговой программы является выявление так называемых интервальных раков, т.е. диагностированных в течение 24 месяцев после отрицательного результата скрининга или через 6–24 месяца после ложноположительного результата. Ряд авторов определяют их как

опухоли, не выявленные в ходе плановых скринингов и диагностированные по симптомам в промежутках между ними [36, 42]. К сожалению, такие опухоли часто характеризуются более агрессивным фенотипом и ассоциированы с неблагоприятным прогнозом [45].

При стандартном скрининге 1 раз в 2 года частота выявления интервальных карцином составляет от 0,8 до 3,0 на 1000 обследованных женщин [12]. Многие авторы полагают, что ИИ обладает потенциалом для более раннего их выявления и предотвращения запоздалой диагностики с возможностью идентификации до 20–30% случаев интервального рака [45].

Высказывается предположение, что алгоритмы способны детектировать неочевидные визуальные признаки опухоли, что обеспечивает более высокую точность прогнозирования интервальных карцином по сравнению с оценкой маммографической плотности. Ведь радиологи могли первоначально пропустить немало таких опухолей. Это подтвердили данные ретроспективного исследования K. Lang et al. Были отобраны и проанализированы данные 429 маммограмм пациенток с выявленным интервальным раком. Они были классифицированы на истинно-отрицательные, случаи с минимальными признаками и ложноотрицательные и проанализированы двумя опытными экспертами. Маммограммы были также оценены с помощью алгоритма ИИ на основе глубокого обучения, присваивающего баллы от 1 до 10 в зависимости от степени вероятности признаков рака, а также его локализации. Потенциальное снижение частоты интервального рака было рассчитано для различных пороговых значений риска, соответствовавших примерно 10%, 4% и 1% частоте повторных вызовов.

Ретроспективный анализ маммограмм с помощью алгоритма ИИ показал, что 60,6% изображений были истинно отрицательными, тогда как 26,3% содержали минимальные признаки, а 13,1% были ложноотрицательными. Следовательно, в 39,4% случаев изменения были видимыми на момент проведения маммографии. При этом каждому третьему случаю (143/429) система ИИ присвоила показатель риска 10, причем 67% (96/143) этих случаев были классифицированы радиологами как «минимальные признаки» или «ложноотрицательные». В 58% (83/143) этих случаев ИИ корректно локализовал патологию, что потенциально позволило бы выявить их на этапе скрининга с помощью ИИ. Это соответствует потенциальному снижению частоты интервального рака на 19,3% (95% ДИ: 15,9–23,4) при пороге, соответствующем 10% частоте вызовов. При порогах в 4% и 1% снижение составило 11,2% (95% ДИ: 8,5–14,5) и 4,7% (95% ДИ: 3,0–7,1) соответственно. Кроме того, было обнаружена статистически значимая корреляция между категоризацией интервальных карцином и баллом риска по ИИ ( $p < 0,0001$ ): медианный балл составил 9,0 для случаев с минимальными признаками и 9,7 для ложноотрицательных случаев [12].

Перспективным направлением является комбинация данных маммографии с данными анамнеза из медицинских карт для прогнозирования индивидуального риска и, как следствие, минимизации показателей частоты выявления интервального рака. Гибридные модели продемонстрировали наивысшую диагностическую эффективность (AUC 0,70) по сравнению с моделями, основанными только на клинических факторах риска (AUC 0,62–0,67) или исключительно на изображениях (AUC 0,68), что подтверждает важность междисциплинарного подхода для диагностического прогресса [31].

### Частота повторных вызовов для направления на дообследование

Экономически эффективный инструмент отбора пациентов на повторное обследование должен характеризоваться высокой специфичностью, что подразумевает уменьшение ложноположительных результатов и, как следствие, низкий процент необоснованных направлений на дообследование.

В приведенном выше исследовании MASAI не было отмечено статистически значимого увеличения частоты повторных вызовов или ложноположительных результатов в группе с ИИ (отношение показателей 1,08; (95% ДИ: 0,99–1,17);  $p=0,084$  и 1,01; (95% ДИ: 0,91–1,11);  $p=0,92$  соответственно), а положительная прогностическая ценность повторных вызовов была достоверно выше (отношение показателей 1,19; (95% ДИ: 1,04–1,37);  $p=0,012$ ) [40]. Испанские исследователи E. Elías-Cabot et al. также сообщили о статистически незначимом росте повторных вызовов при использовании ИИ (+0,4%;  $p=0,373$ ) [44].

В проспективном многоцентровом когортном исследовании AI-STREAM, проведенном в рамках национальной программы скрининга рака молочной железы в Южной Корее, были проанализированы первичные исходы – случаи рака, выявленные при скрининге в течение одного года, с акцентом на показатели выявляемости рака и частоты повторных вызовов. В группе «ИИ+один врач», включавшей 140 пациенток, было зафиксировано статистически значимое увеличение частоты обнаружения случаев рака на 13,8% по сравнению с группой из 123 женщин «без ИИ» (т.е. только с участием врача). Статистически значимых различий в частоте повторных вызовов между группами не было выявлено ( $p=0,564$ ) [46].

В исследовании A.D. Lauritzen et al. авторы сообщили о сокращении на 25,1% количества ложноположительных результатов скрининга при использовании ИИ, что закономерно привело к снижению частоты направлений на дообследование [36]. В свою очередь, результаты проспективного исследования ScreenTrustCAD продемонстрировали снижение повторных вызовов на 4% при двойном чтении одним врачом с ИИ. Этот эффект был достигнут за счет интеграции предыдущих маммограмм, данных анамнеза

и оценки ИИ в процессе последующих консенсусных обсуждений [43].

С другой стороны, Н.W. Koch et al. сообщили, что использование ИИ приводит к росту повторных вызовов до 10%, что в 2–4 раза превышает текущие нормы [42].

### Нагрузка на врачей

Как уже упоминалось, ИИ способен отобрать исследования, соответствующие норме и не требующие углубленного анализа, исключая тем самым необходимость их интерпретации врачом. В нескольких исследованиях оценивалась эффективность и безопасность различных пороговых значений, выходящих за пределы нормы.

В исследовании, в котором ИИ оценивал вероятность наличия злокачественных признаков по шкале от 1 до 10, было показано, что установка порога на уровне 5 позволила достичь снижения нагрузки на врачей примерно на 50% при уровне ложноотрицательных результатов в 7%. В то же время порог на уровне 2 обеспечил снижение нагрузки на 17% при пропуске 1% злокачественных заболеваний [31]. Выбор порога на уровне 7 означал исключение из анализа 70% исследований. При этом данная настройка не привела к потере чувствительности в детекции рака или увеличению частоты ложноположительных направлений [47].

В проспективном рандомизированном исследовании S.M. Friedewald et al. был предложен модифицированный рабочий процесс с помощью ИИ, который привел к значительному сокращению диагностических задержек. В экспериментальной группе, предполагавшей участие ИИ (463 участницы) система ИИ использовалась для приоритизации случаев и оценки радиологом в день визита и при необходимости проведения дополнительной диагностики в тот же день. Контрольная группа (392 участницы) получала помощь лишь в соответствии со стандартом лечения. Первичными операционными конечными точками были время до дополнительного визуализирующего исследования и время до постановки диагноза по результатам биопсии. В результате время до выполнения дополнительных визуализационных исследований в экспериментальной группе сократилось на 25% (до 19,1 дня;  $p < 0,001$ ), а время до проведения биопсии уменьшилось на 30% (до 39,2 дня) по сравнению с контрольной группой. При этом все участницы, которым в итоге диагностировали рак молочной железы, были корректно приоритизированы системой ИИ [48].

Ретроспективный анализ, проведенный A.D. Lauritzen et al., показал, что использование ИИ позволило бы избежать интерпретации 71 585 маммограмм из 114 421 за счет исключения нормальных исследований и тех, что не вызывали подозрения. Это соответствует снижению нагрузки на врачей на 62,6% [36]. В проспективном исследовании MASAI было

подтверждено снижение нагрузки на врачей после внедрения ИИ примерно на 44,2% [40].

### Сложные случаи

Безусловно, сокращение рутинной нагрузки позволяет маммологам уделять больше времени сложным случаям, минимизируя анализ заведомо нормальных исследований. Согласно оценке K. Dembrower et al., замена одного врача на ИИ в когорте скрининга 100 000 женщин позволила бы увеличить количество консенсусных обсуждений на 1562. Но даже с учетом пятикратного увеличения длительности таких обсуждений по сравнению со стандартным чтением совокупное снижение рабочей нагрузки остается существенным [41].

Одной из значительных сложностей в интерпретации маммограмм является снижение чувствительности метода при плотной паренхиме молочной железы. Повышенная плотность паренхимы может маскировать опухолевые образования, приводя к росту числа интервальных карцином. В связи с ограничениями визуальной оценки человеком, в качестве более стандартизированного инструмента для оценки плотности железы и более точного предиктора индивидуального риска был предложен метод глубокого обучения. В этом случае работа алгоритмов ИИ основана на анализе пиксельной информации, не воспринимаемой человеком. Показано, что сверточные нейронные сети обладают более высоким прогностическим потенциалом по сравнению с оценкой плотности радиологом при общей точности 72% (ОР 4,42 против 1,67) [31]. В другом ретроспективном исследовании Н.W. Koch et al. установили, что ИИ идентифицировал значительную долю ЗНО в условиях крайне плотной паренхимы. Была выявлена значимая корреляция с баллом ИИ: в подгруппе с высокой плотностью ткани все скрининговые и почти половина интервальных карцином имели максимальный балл риска 10 [42].

Учитывая повышенный риск развития рака молочных желез у женщин с плотной паренхимой, их исследования требуют особенно тщательного анализа, несмотря на сложности интерпретации. Объем проспективных данных по группам с крайне плотной паренхимой остается ограниченным, а валидация – недостаточной, и это станет ключевой проблемой для будущих исследований. В исследовании A. Gastouniotti et al. авторы предложили модель риска, интегрирующую возраст, автоматизированную оценку плотности, маммографические находки (подозрительные микрокальцинаты, образования и пр.), а также асимметрию паренхимы, оцениваемую с помощью коммерческих систем ИИ. Все протестированные платформы продемонстрировали перспективные результаты в оценке краткосрочного риска развития рака молочной железы (AUC=0,73–0,79), что открывает возможности для более точной стратификации риска в сложных диагностических случаях [49].

## Отношение к искусственному интеллекту: социальный и профессиональный контекст

Наконец, невозможно игнорировать и психологический аспект: как воспринимают ИИ пациенты и врачи? Это имеет критически важное значение для дальнейшего развития исследований и интеграции ИИ в маммографическую практику. Поскольку скрининг является добровольным, его эффективность зависит от степени готовности женщин к участию, а на нее могут повлиять опасения, связанные с применением новых технологий в диагностике. Кроме того, в настоящее время именно общественное мнение определяет этические границы применения ИИ.

Специалисты из Нидерландов Y.P. Ongena et al. провели опрос среди пациентов о допустимой степени участия ИИ в интерпретации маммограмм. Почти 80% респондентов согласились с необходимостью обязательной проверки врачом и выступили против полностью автономной диагностики ИИ. Почти половина (41,7%) опрошенных женщин не поддержали применение ИИ в процессе отбора и сортировки исследований для второго чтения. Подавляющее большинство высказалось за модель, сочетающую врача в качестве первого читателя и ИИ – в качестве второго. Вопрос ответственности за ошибку привел исследователей к дилемме. Часть респондентов с негативным отношением к ИИ возложила ответственность за промахи на разработчика, однако 45% затруднились с ответом. В отношении ответственности врача мнения разделились примерно поровну – 38,7% опрошенных согласились с тем, что ответственность лежит на нем, а 39% не имели четкой позиции [50].

В профессиональной среде ИИ рассматривается как инструмент, способный оказать поддержку в условиях растущей нагрузки. Согласно недавнему опросу, большинство врачей расценивают ИИ как шанс на всестороннее улучшение практики, ожидая снижения частоты ошибок и времени интерпретации [51]. Однако специалистам необходимо осознавать когнитивный риск избыточного доверия к ошибочным рекомендациям ИИ. В особенности это касается менее опытных врачей, которые вносят изменения в заключения по результатам ИИ-анализа (примерно до 48% маммограмм), что демонстрирует высокую степень влияния алгоритма на окончательное решение [35].

Наиболее полные данные по этой проблеме получили С. Högberg et al., которые изучили отношение шведских врачей к интеграции ИИ в клиническую практику. Большинство респондентов (80,8%) отнеслись к этой идее положительно, особенно те, кто сталкивался с высокой скрининговой нагрузкой. Они возлагали надежды на решение проблемы нехватки специалистов, а также на повышение выявляемости и стандартизации интерпретации. Но почти пятая

часть опрошенных (19,2%) выразила скептицизм или неопределенность в отношении ИИ-поддержки, ссылаясь на опасения, связанные с большим количеством ложноположительных результатов вследствие ошибочной интерпретации, сложностью анализа ИИ-оценок и риском увеличения нагрузки из-за необходимости пересмотра доброкачественных находок [52].

Врачи выразили озабоченность по поводу потери профессиональных компетенций из-за отсутствия постоянной практики оценки нормальных маммограмм, которые мог бы исключать ИИ. А применение ИИ для триажирования привело к интересной коллизии: изначально врачи испытывали дискомфорт, интерпретируя случаи, отобранные ИИ как приоритетные, в качестве нормы. Однако после нескольких циклов работы с системой они пришли к выводу, что полагаться на собственную экспертизу не менее важно [48].

Специалисты также отметили, что ряд сценариев, которые они учитывают при анализе, сложны для интерпретации ИИ: это плотная паренхима, атипичные образования, архитектурные искажения и послеоперационные изменения. Наиболее предпочтительным вариантом использования, по их мнению, остается замена искусственным интеллектом одного из читателей в системе двойного чтения [52].

Хотя ИИ в конечном счете не заменит врачей, в профессиональной среде распространено мнение, что врачи, работающие с ИИ, со временем заменят тех, кто его не использует [53].

## Ограничения и недостатки искусственного интеллекта, которые предстоит решить

Сегодня в мире наблюдается всплеск энтузиазма по поводу ИИ и его возможностей. На этом фоне необходимо подчеркнуть, что алгоритмы ИИ тоже имеют ряд существенных ограничений.

Одним из наиболее значительных из них является проблема «обобщаемости». На чувствительность алгоритмов может влиять не только высокая плотность молочных желез, но и этническая принадлежность пациенток, что требует дальнейшего изучения. В целом исследования проводятся на различных скрининговых популяциях с использованием различного оборудования и протоколов получения изображений, отличающихся между центрами. Отсутствие стандартизации в маммографической визуализации создает технические сложности при внедрении ИИ из-за вариативности изображений, обусловленной в том числе человеческим фактором, различиями в оборудовании и проприетарном ПО для постобработки.

Еще одним ограничением выступает неспособность текущих алгоритмов ИИ к сравнительному анализу, который является основой работы врача-рентгенолога. Как правило, ИИ не сопоставляет между собой изображения в динамике (не сравнивает с предыдущими исследованиями) и в разных проекциях (краниокаудальной и медиолатеральной).

Внедрение ИИ может быть также связано с непреднамеренными последствиями, включая смещение выявляемости в сторону карцином *in situ* (возможно, даже в ущерб инвазивным карциномам), и, что особенно важно, – потенциальную регрессию интерпретационных навыков специалистов и уверенности в принятии решений вследствие чрезмерной зависимости от алгоритма ИИ.

## Заключение

Таким образом, к актуальным научным вопросам относится применимость ИИ в скрининге и диагностике рака молочной железы, влияние данной системы на труд врача и медицинской организации в

целом, количество и качество интеллектуального анализа в условиях колоссального потока исследований, стандартизация и интегрируемость в действующие медицинские информационные исследования (федерального, регионального и иных уровней). Для успешной трансляции ИИ в практику необходимо решить проблемы зависимости от оборудования, внедрить систему постмаркетингового наблюдения и разработать стандартизированные протоколы отчетности. Кроме того, необходима разработка регуляторных норм для активной интеграции медицинских исследований с привлечением ИИ в клиническую практику, чтобы обеспечить безопасность и эффективность новых решений в области онкологии.

## Список литературы

1. Cong Z., Tran O., Nelson J., Silver M., Chung K. Productivity Loss and Indirect Costs for Patients Newly Diagnosed with Early-versus Late-Stage Cancer in the USA: A Large-Scale Observational Research Study // *Appl Health Econ Health Policy*. – 2022. – Vol. 20, № 6. – P. 845–856.
2. Muller P., Walters S., Coleman M.P., Woods L. Which indicators of early cancer diagnosis from population-based data sources are associated with short-term mortality and survival? // *Cancer Epidemiol.* – 2018. – Vol. 56. – P. 161–170.
3. Laudicella M., Walsh B., Burns E., Smith P.C. Cost of care for cancer patients in England: evidence from population-based patient-level data // *Br. J. Cancer.* – 2016. – Vol. 114, № 11. – P. 1286–1292.
4. Chorley A.J., Hirst Y., Vrinten C., Wagner C.V., Wardle J., Waller J. Public understanding of the purpose of cancer screening: a population-based survey // *J. Med. Screen.* – 2018. – Vol. 25, № 2. – P. 64–69.
5. Amato O., Guarneri V., Girardi F. Epidemiology trends and progress in breast cancer survival: earlier diagnosis, new therapeutics // *Curr Opin Oncol.* – 2023. – Vol. 35, № 6. – P. 612–619.
6. Gentile F., Malara N. Artificial intelligence for cancer screening and surveillance // *ESMO Real World Data and Digital Oncology*. – 2024. – Vol. 5.
7. Hunter B., Hindocha S., Lee R.W. The Role of Artificial Intelligence in Early Cancer Diagnosis // *Cancers (Basel)*. – 2022. – Vol. 14, № 6. – P. 1524.
8. Huang S., Yang J., Fong S., Zhao Q. Artificial intelligence in cancer diagnosis and prognosis: Opportunities and challenges // *Cancer Lett.* – 2020. – Vol. 471. – P. 61–71.
9. Bulusu G., Vidyasagar K.E.C., Mudigonda M., et al. Cancer Detection Using Artificial Intelligence: A Paradigm in Early Diagnosis // *Arch Computat Methods Eng.* – 2025. – Vol. 32. – P. 2365–2403.
10. Quanyang W., Yao H., Sicong W., Linlin Q., Zewei Z., Donghui H., Hongjia L., Shijun Z. Artificial intelligence in lung cancer screening: Detection, classification, prediction, and prognosis // *Cancer Med.* – 2024. – Vol. 13, № 7. – e7140.
11. Espinoza J.L., Dong L.T. Artificial Intelligence Tools for Refining Lung Cancer Screening // *J Clin Med.* – 2020. – Vol. 9, № 12. – P. 3860.
12. Lång K., Hofvind S., Rodríguez-Ruiz A., Andersson I. Can artificial intelligence reduce the interval cancer rate in mammography screening? // *Eur Radiol.* – 2021. – Vol. 31, № 8. – P. 5940–5947.
13. Freeman K., Geppert J., Stinton C., Todkill D., Johnson S., Clarke A., Taylor-Phillips S. Use of artificial intelligence for image analysis in breast cancer screening programmes: systematic review of test accuracy // *BMJ*. – 2021. – Vol. 374. – n1872.
14. Crauford M.E., Kamali K., Dorey R.A., MacIntyre O.C., Cleminson K., MacGillivray M.L., Green P.J., Langley R.G., Purdy K.S., DeCoste R.C., Gruchy J.R., Pasternak S., Oakley A., Hull P.R. Using Artificial Intelligence as a Melanoma Screening Tool in Self-Referral Patients // *J Cutan Med Surg.* – 2024. – Vol. 28, № 1. – P. 37–43.
15. Yunmeng Zh., Yuting J., Siwen L., Jingjing L., Jie W., Qianyun J., Xiaomin L., Hongyuan D., Zhuowei F., Ya L., Yacong Zh., Zhangyan L., Fangfang S., Fengju S. Global burden of female breast cancer: new estimates in 2022, temporal trend and future projections up to 2050 based on the latest release from GLOBOCAN // *Journal of the National Cancer Center.* – 2025. – Vol. 5, № 3. – P. 287–296.
16. Deng J., Liu M., Xiao R. Risk, Incidence, and Mortality of Breast Cancer in Primary Sjögren's Syndrome: A Systematic Review and Meta-Analysis // *Frontiers in Immunology*. – 2022. – Vol. 13. – P. 1–5.
17. Каприн А.Д., Старинский В.В., Шахзадова А.О. Злокачественные новообразования в России в 2023 году (заболеваемость и смертность) // Москва: МНИОИ им. П.А. Герцена. – 2024.
18. Moss S., et al. The Impact of Mammographic Screening on Breast Cancer Mortality in Europe: A Review of Trend Studies // *Journal of Medical Screening*. – 2012. – Vol. 19, № 1 suppl. – P. 26–32.
19. Lehman C.D., et al. National Performance Benchmarks for Modern Screening Digital Mammography: Update from the Breast Cancer Surveillance Consortium // *Radiology*. – 2017. – Vol. 283, № 1. – P. 49–58.

20. Семиглазов В.Ф., Семиглазов В.В. Скрининг рака молочной железы // Практическая онкология. – 2010. – Т. 11, № 2. – С. 60–65.
21. Ferlay J., Shin H.R., Bray F., Forman D., Mathers C., Parkin D.M. Estimates of worldwide burden of cancer in 2008: GLOBOCAN 2008 // *Int J Cancer*. – 2010. – Vol. 127, № 12. – P. 2893–2917.
22. Huang M.L., Rose S., Yang W.T. breast cancer screening: solving today's problems and exploring tomorrow's technologies // *Seminars on radiology*. – 2015. – Vol. 50, № 2. – P. 88–100.
23. Rabman W.T., Helvie M.A. Breast cancer screening in average and high-risk women // *Best Pract Res Clin Obstet Gynaecol*. – 2022. – Vol. 83. – P. 3–14.
24. Perry N., Broeders M., de Wolf C., Törnberg S., Holland R., von Karsa L. European guidelines for quality assurance in breast cancer screening and diagnosis. Fourth edition--summary document // *Ann Oncol*. – 2008. – Vol. 19, № 4. – P. 614–22.
25. Приказ Минздрава РФ от 27.04.2021 №404Н «Об утверждении Порядка проведения профилактического медицинского осмотра и диспансеризации определенных групп взрослого населения».
26. Васильев Ю.А., Кудрявцев Н.Д., Мухортова А.Н., Солдатов И.В., Владзимирский А.В. Показатели деятельности отделений лучевой диагностики Департамента здравоохранения города Москвы в 2016–2022 гг. // *Менеджер здравоохранения*. 2024. – Т. 5. – С. 36–48.
27. Dembrower K., et al. Effect of artificial intelligence-based triaging of breast cancer screening mammograms on cancer detection and radiologist workload: a retrospective simulation study // *The Lancet Digital Health*. – 2020. – Vol. 2, № 9. – P. e468–e474.
28. Iang Y., Edwards A.V., Newstead G.M. Artificial Intelligence Applied to Breast MRI for Improved Diagnosis // *Radiology*. – 2021. – Vol. 298, № 1. – P. 38–46.
29. Prodan M., Paraschiv E., Stanciu A. Applying Deep Learning Methods for Mammography Analysis and Breast Cancer Detection // *Applied Sciences*. – 2023. – Vol. 13, № 7. – P. 4272.
30. Arevalo J., et al. Representation learning for mammography mass lesion classification with convolutional neural networks // *Computer Methods and Programs in Biomedicine*. – 2016. – Vol. 127. – P. 248–257.
31. Yoon J.H., Kim E.K. Deep Learning-Based Artificial Intelligence for Mammography // *Korean J Radiol*. – 2021. – Vol. 22, № 8. – P. 1225–1239.
32. Dang L.A., Chazard E., Poncelet E., Serb T., Rusu A., Pauwels X., Parsy C., Poclet T., Cauliez H., Engelaere C., Ramette G., Brienne C., Dujardin S., Laurent N. Impact of artificial intelligence in breast cancer screening with mammography // *Breast Cancer*. – 2022. – Vol. 29, № 6. – P. 967–977.
33. Pacilè S., Lopez J., Chone P., Bertinotti T., Grouin J.M., Fillard P. Improving Breast Cancer Detection Accuracy of Mammography with the Concurrent Use of an Artificial Intelligence Tool // *Radiol Artif Intell*. – 2020. – Vol. 2, № 6. – P. e190208.
34. Schaffner T., Buist D.S.M., Lee C.I., Nikulin Y., Ribli D., Guan Y., et al. Evaluation of combined artificial intelligence and radiologist assessment to interpret screening mammograms // *JAMA Netw Open*. – 2020. – Vol. 3. – P. e200265.
35. Branco P.E.S.C., Franco A.H.S., de Oliveira A.P., et al. Artificial intelligence in mammography: a systematic review of the external validation // *Rev Bras Ginecol Obstet*. – 2024. – Vol. 46. – P. e-rbgo71.
36. Lauritzen A.D., Rodríguez-Ruiz A., von Euler-Chelpin M.C., Lynge E., Vejborg I., Nielsen M., ... & Lillholm M. An artificial intelligence-based mammography screening protocol for breast cancer: outcome and radiologist workload // *Radiology*. – 2022. – Vol. 304, № 1. – P. 41–49.
37. Kizildag Yirgin I., Koyluoglu Y.O., Seker M.E., et al. Diagnostic Performance of AI for Cancers Registered in A Mammography Screening Program: A Retrospective Analysis // *Technology in Cancer Research & Treatment*. – 2022. – Vol. 21.
38. Park G.E., Kang B.J., Kim S.H., Lee J. Retrospective Review of Missed Cancer Detection and Its Mammography Findings with Artificial-Intelligence-Based, Computer-Aided Diagnosis // *Diagnostics*. – 2022. – Vol. 12. – P. 387.
39. Do Y.A., Jang M., Yun B.L., Shin S.U., Kim B., Kim S.M. Diagnostic Performance of Artificial Intelligence-Based Computer-Aided Diagnosis for Breast Microcalcification on Mammography // *Diagnostics*. – 2021. – Vol. 11. – P. 1409.
40. Hernström V., Josefsson V., Sartor H., et al. Screening performance and characteristics of breast cancer detected in the Mammography Screening with Artificial Intelligence trial (MASAI): a randomised, controlled, parallel-group, non-inferiority, single-blinded, screening accuracy study // *Lancet Digit Health*. – 2025. – Vol. 7, № 3. – P. 175–183.
41. Dembrower K., Crippa A., Colón E., Eklund M., Strand F. ScreenTrustCAD Trial Consortium. Artificial intelligence for breast cancer detection in screening mammography in Sweden: a prospective, population-based, paired-reader, noninferiority study // *Lancet Digit Health*. – 2023. – Vol. 5, № 10. – P. 703–711.
42. Koch H.W., Larsen M., Bartsch H., Kurz K.D., Hofvind S. Artificial intelligence in BreastScreen Norway: a retrospective analysis of a cancer-enriched sample including 1254 breast cancer cases // *Eur Radiol*. – 2023. – Vol. 33, № 5. – P. 3735–3743.
43. Zeng A., Houssami N., Noguchi N., Nickel B., Marinovich M.L. Frequency and characteristics of errors by artificial intelligence (AI) in reading screening mammography: a systematic review // *Breast Cancer Res Treat*. – 2024. – Vol. 207, № 1. – P. 1–13.
44. Elias-Cabot E., Romero-Martin S., Raya-Povedano J.L., Brebl A.K., Álvarez-Benito M. Impact of real-life use of artificial intelligence as support for human reading in a population-based breast cancer screening program with mammography and tomosynthesis // *Eur Radiol*. – 2024. – Vol. 34, № 6. – P. 3958–3966.

45. *Fisches Z.V., Ball M., Mukama T., et al.* Strategies for integrating artificial intelligence into mammography screening programmes: a retrospective simulation analysis // *Lancet Digit Health*. – 2024. – Vol. 6, № 11. – P. 803–814.
46. *Chang Y.W., Ryu J.K., An J.K., et al.* Artificial intelligence for breast cancer screening in mammography (AI-STREAM): preliminary analysis of a prospective multicenter cohort study // *Nat Commun*. – 2025. – Vol. 16, № 1. – P. 2248.
47. *Raya-Povedano J.L.* AI in breast cancer screening: a critical overview of what we know. // *Eur Radiol*. – 2024. – Vol. 34, № 7. – P. 4774–4775.
48. *Friedewald S.M., Sieniek M., Jansen S., et al.* Triaging mammography with artificial intelligence: an implementation study // *Breast Cancer Res Treat*. – 2025. – Vol. 211, № 1. – P. 1–10.
49. *Gastouniotti A., Desai S., Ahluwalia V.S., Conant E.F., Kontos D.* Artificial intelligence in mammographic phenotyping of breast cancer risk: a narrative review // *Breast Cancer Res*. – 2022. – Vol. 24, № 1. – P. 14.
50. *Ongena Y.P., Yakar D., Haan M., Kwee T.C.* Artificial Intelligence in Screening Mammography: A Population Survey of Women's Preferences // *J Am Coll Radiol*. – 2021. – Vol. 18, № 1. – P. 79–86.
51. *Wilkinson L., Gathani T.* Understanding breast cancer as a global health concern // *Br J Radiol*. – 2022. – Vol. 16, № 130. – P. 20211033.
52. *Högberg C., Larsson S., Lång K.* Anticipating artificial intelligence in mammography screening: views of Swedish breast radiologists // *BMJ Health Care Inform*. – 2023. – Vol. 30, № 1. – P. 100712.
53. *Katsura C., Ogunmwonyi I., Kankam H.K., Saba S.* Breast cancer: presentation, investigation and management // *Br J Hosp Med (Lond)*. – 2022. – Vol. 83, № 2. – P. 1–7.

## References

1. *Cong Z., Tran O., Nelson J., Silver M., Chung K.* Productivity Loss and Indirect Costs for Patients Newly Diagnosed with Early-versus Late-Stage Cancer in the USA: A Large-Scale Observational Research Study. *Appl Health Econ Health Policy*. 2022; 20(6): 845-856.
2. *Muller P., Walters S., Coleman M.P., Woods L.* Which indicators of early cancer diagnosis from population-based data sources are associated with short-term mortality and survival? *Cancer Epidemiol*. 2018; 56: 161-170.
3. *Laudicella M., Walsh B., Burns E., Smith P.C.* Cost of care for cancer patients in England: evidence from population-based patient-level data. *Br. J. Cancer*. 2016; 114(11): 1286-1292.
4. *Chorley A.J., Hirst Y., Vrinten C., Wagner C.V., Wardle J., Waller J.* Public understanding of the purpose of cancer screening: a population-based survey. *J. Med. Screen*. 2018; 25(2): 64-69.
5. *Amato O., Guarneri V., Girardi F.* Epidemiology trends and progress in breast cancer survival: earlier diagnosis, new therapeutics. *Curr Opin Oncol*. 2023; 35(6): 612-619.
6. *Gentile F., Malara N.* Artificial intelligence for cancer screening and surveillance. *ESMO Real World Data and Digital Oncology*. 2024; 5.
7. *Hunter B., Hindocha S., Lee R.W.* The Role of Artificial Intelligence in Early Cancer Diagnosis. *Cancers (Basel)*. 2022; 14(6): 1524.
8. *Huang S., Yang J., Fong S., Zhao Q.* Artificial intelligence in cancer diagnosis and prognosis: Opportunities and challenges. *Cancer Lett*. 2020; 471: 61-71.
9. *Bulusu G., Vidyasagar K.E.C., Mudigonda M., et al.* Cancer Detection Using Artificial Intelligence: A Paradigm in Early Diagnosis. *Arch Computat Methods Eng*. 2025; 32: 2365-2403.
10. *Quanyang W., Yao H., Sicong W., Linlin Q., Zewei Z., Donghui H., Hongjia L., Shijun Z.* Artificial intelligence in lung cancer screening: Detection, classification, prediction, and prognosis. *Cancer Med*. 2024; 13(7): e7140.
11. *Espinoza J.L., Dong L.T.* Artificial Intelligence Tools for Refining Lung Cancer Screening. *J Clin Med*. 2020; 9(12): 3860.
12. *Lång K., Hofvind S., Rodriguez-Ruiz A., Andersson I.* Can artificial intelligence reduce the interval cancer rate in mammography screening? *Eur Radiol*. 2021; 31(8): 5940-5947.
13. *Freeman K., Geppert J., Stinton C., Todkill D., Johnson S., Clarke A., Taylor-Phillips S.* Use of artificial intelligence for image analysis in breast cancer screening programmes: systematic review of test accuracy. *BMJ*. 2021; 374: n1872.
14. *Crawford M.E., Kamali K., Dorey R.A., MacIntyre O.C., Cleminson K., MacGillivray M.L., Green P.J., Langley R.G., Purdy K.S., DeCoste R.C., Gruchy J.R., Pasternak S., Oakley A., Hull P.R.* Using Artificial Intelligence as a Melanoma Screening Tool in Self-Referred Patients. *J Cutan Med Surg*. 2024; 28(1): 37-43.
15. *Yummeng Zh., Yuting J., Siven L., Jingjing L., Jie W., Qianyun J., Xiaomin L., Hongyuan D., Zhuowei F., Ya L., Yacong Zh., Zhangyan L., Fangfang S., Fengju S.* Global burden of female breast cancer: new estimates in 2022, temporal trend and future projections up to 2050 based on the latest release from GLOBOCAN. *Journal of the National Cancer Center*. 2025; 5(3): 287-296.
16. *Deng J., Liu M., Xiao R.* Risk, Incidence, and Mortality of Breast Cancer in Primary Sjtagren's Syndrome: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Frontiers in Immunology*. 2022; 13: 1-5.
17. *[Kaprin A.D., Starinsky V.V., Shakhzadova A.O.* Malignant neoplasms in Russia in 2023 (incidence and mortality). Moscow: P.A. Herzen Moscow Oncology Research Institute. 2024 (In Russ)].
18. *Moss S., et al.* The Impact of Mammographic Screening on Breast Cancer Mortality in Europe: A Review of Trend Studies. *Journal of Medical Screening*. 2012; 19(1\_suppl.): 26-32.

19. *Lehman C.D., et al.* National Performance Benchmarks for Modern Screening Digital Mammography: Update from the Breast Cancer Surveillance Consortium. *Radiology*. 2017; 283(1): 49-58.
20. [Semiglazov V.F., Semiglazov V.V. Breast cancer screening. *Practical oncology*. 2010; 11(2): 60-65 (In Russ)].
21. *Ferlay J., Shin H.R., Bray F., Forman D., Mathers C., Parkin D.M.* Estimates of worldwide burden of cancer in 2008: GLOBOCAN 2008. *Int J Cancer*. 2010; 127(12): 2893-2917.
22. *Huang M.L., Rose S., Yang W.T.* breast cancer screening: solving today's problems and exploring tomorrow's technologies. *Seminars on radiology*. 2015; 50(2): 88-100.
23. *Rahman W.T., Helvie M.A.* Breast cancer screening in average and high-risk women. *Best Pract Res Clin Obstet Gynaecol*. 2022; 83: 3-14.
24. *Perry N., Broeders M., de Wolf C., Törnberg S., Holland R., von Karsa L.* European guidelines for quality assurance in breast cancer screening and diagnosis. Fourth edition--summary document. *Ann Oncol*. 2008; 19(4): 614-22.
25. [Order of the Ministry of Health of the Russian Federation dated April 27, 2021 No. 404N "On approval of the Procedure for conducting preventive medical examinations and medical examinations of certain groups of the adult population." (In Russ)].
26. [Vasiliev Yu.A., Kudryavtsev N.D., Mukhortova A.N., Soldatov I.V., Vladzimirsky A.V. Performance indicators of the radiology departments of the Moscow Department of Health in 2016–2022. *Healthcare manager*. 2024; 5: 36-48 (In Russ)]
27. *Dembrower K., et al.* Effect of artificial intelligence-based triaging of breast cancer screening mammograms on cancer detection and radiologist workload: a retrospective simulation study. *The Lancet Digital Health*. 2020; 2(9): e468-e474.
28. *Iang Y., Edwards A.V., Newstead G.M.* Artificial Intelligence Applied to Breast MRI for Improved Diagnosis. *Radiology*. 2021; 298(1): 38-46.
29. *Prodan M., Paraschiv E., Stanciu A.* Applying Deep Learning Methods for Mammography Analysis and Breast Cancer Detection. *Applied Sciences*. 2023; 13(7): 4272.
30. *Arevalo J., et al.* Representation learning for mammography mass lesion classification with convolutional neural networks. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*. 2016; 127: 248-257.
31. *Yoon J.H., Kim E.K.* Deep Learning-Based Artificial Intelligence for Mammography. *Korean J Radiol*. 2021; 22(8): 1225-1239.
32. *Dang L.A., Chazard E., Poncelet E., Serb T., Rusu A., Pauwels X., Parsy C., Poclet T., Cauliez H., Engelaere C., Ramette G., Brienne C., Dujardin S., Laurent N.* Impact of artificial intelligence in breast cancer screening with mammography. *Breast Cancer*. 2022; 29(6): 967-977.
33. *Pacilè S., Lopez J., Chone P., Bertinotti T., Grouin J.M., Fillard P.* Improving Breast Cancer Detection Accuracy of Mammography with the Concurrent Use of an Artificial Intelligence Tool. *Radiol Artif Intell*. 2020; 2(6): e190208.
34. *Schaffter T., Buist D.S.M., Lee C.I., Nikulin Y., Ribli D., Guan Y., et al.* Evaluation of combined artificial intelligence and radiologist assessment to interpret screening mammograms. *JAMA Netw Open*. 2020; 3: e200265
35. *Branco P.E.S.C., Franco A.H.S., de Oliveira A.P., et al.* Artificial intelligence in mammography: a systematic review of the external validation. *Rev Bras Ginecol Obstet*. 2024; 46: e-rbgo71.
36. *Lauritzen A.D., Rodríguez-Ruiz A., von Euler-Chelpin M.C., Lynge E., Vejborg I., Nielsen M., ... & Lillholm M.* An artificial intelligence-based mammography screening protocol for breast cancer: outcome and radiologist workload. *Radiology*. 2022; 304(1): 41-49.
37. *Kızıldag Yirgin I., Koyluoglu Y.O., Seker M.E., et al.* Diagnostic Performance of AI for Cancers Registered in A Mammography Screening Program: A Retrospective Analysis. *Technology in Cancer Research & Treatment*. 2022; 21.
38. *Park G.E., Kang B.J., Kim S.H., Lee J.* Retrospective Review of Missed Cancer Detection and Its Mammography Findings with Artificial-Intelligence-Based, Computer-Aided Diagnosis. *Diagnostics*. 2022; 12: 387.
39. *Do Y.A., Jang M., Yun B.L., Shin S.U., Kim B., Kim S.M.* Diagnostic Performance of Artificial Intelligence-Based Computer-Aided Diagnosis for Breast Microcalcification on Mammography. *Diagnostics*. 2021; 11: 1409.
40. *Hernström V., Josefsson V., Sartor H., et al.* Screening performance and characteristics of breast cancer detected in the Mammography Screening with Artificial Intelligence trial (MASAI): a randomised, controlled, parallel-group, non-inferiority, single-blinded, screening accuracy study. *Lancet Digit Health*. 2025; 7(3): 175-183.
41. *Dembrower K., Crippa A., Colón E., Eklund M., Strand F.* ScreenTrustCAD Trial Consortium. Artificial intelligence for breast cancer detection in screening mammography in Sweden: a prospective, population-based, paired-reader, noninferiority study. *Lancet Digit Health*. 2023; 5(10): 703-711.
42. *Koch H.W., Larsen M., Bartsch H., Kurz K.D., Hofvind S.* Artificial intelligence in BreastScreen Norway: a retrospective analysis of a cancer-enriched sample including 1254 breast cancer cases. *Eur Radiol*. 2023; 33(5): 3735-3743.
43. *Zeng A., Houssami N., Noguchi N., Nickel B., Marinovich M.L.* Frequency and characteristics of errors by artificial intelligence (AI) in reading screening mammography: a systematic review. *Breast Cancer Res Treat*. 2024; 207(1): 1-13.
44. *Elias-Cabot E., Romero-Martin S., Raya-Povedano J.L., Brehl A.K., Álvarez-Benito M.* Impact of real-life use of artificial intelligence as support for human reading in a population-based breast cancer screening program with mammography and tomosynthesis. *Eur Radiol*. 2024; 34(6): 3958-3966.
45. *Fisches Z.V., Ball M., Mukama T., et al.* Strategies for integrating artificial intelligence into mammography screening programmes: a retrospective simulation analysis. *Lancet Digit Health*. 2024; 6(11): 803-814.

46. Chang Y.W., Ryu J.K., An J.K., et al. Artificial intelligence for breast cancer screening in mammography (AI-STREAM): preliminary analysis of a prospective multicenter cohort study. *Nat Commun.* 2025; 16(1): 2248.
47. Raya-Povedano J.L. AI in breast cancer screening: a critical overview of what we know. *Eur Radiol.* 2024; 34(7): 4774-4775.
48. Friedewald S.M., Sieniek M., Jansen S., et al. Triaging mammography with artificial intelligence: an implementation study. *Breast Cancer Res Treat.* 2025; 211(1): 1-10.
49. Gastouniotti A., Desai S., Abluwalia V.S., Conant E.F., Kontos D. Artificial intelligence in mammographic phenotyping of breast cancer risk: a narrative review. *Breast Cancer Res.* 2022; 24(1): 14.
50. Ongena Y.P., Yakar D., Haan M., Kwee T.C. Artificial Intelligence in Screening Mammography: A Population Survey of Women's Preferences. *J Am Coll Radiol.* 2021; 18(1): 79-86.
51. Wilkinson L., Gathani T. Understanding breast cancer as a global health concern. *Br J Radiol.* 2022; 16(130): 20211033.
52. Högberg C., Larsson S., Lång K. Anticipating artificial intelligence in mammography screening: views of Swedish breast radiologists. *BMJ Health Care Inform.* 2023; 30(1): 100712.
53. Katsura C., Ogunmwonyi I., Kankam H.K., Saba S. Breast cancer: presentation, investigation and management. *Br J Hosp Med (Lond).* 2022; 83(2): 1-7.