

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ДИАГНОСТИКЕ ПАТОЛОГИИ МОЛОЧНОЙ ЖЕЛЕЗЫ: ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

А.С. ПАНИНА^{1,2}, Э.А. ҚАЗЫКЕНОВА¹, П.С. ПИЛЮС³, А.Б. МОЛДАЛИЕВА¹, Е.К. АБДИХАЛЫК¹

¹НАО «Казахский национальный медицинский университет им. С. Д. Асфендиярова», Алматы, Республика Казахстан;

²АО «Казахский научно-исследовательский институт онкологии и радиологии», Алматы, Республика Казахстан;

³ТОО «Орхун Медикал», Алматы, Республика Казахстан

АННОТАЦИЯ

Актуальность: Своевременная диагностика рака молочной железы является одной из ключевых задач здравоохранения, так как это заболевание остаётся ведущей причиной смертности женщин во всём мире. В последние годы технологии искусственного интеллекта (ИИ) прочно вошли в сферу медицинской визуализации, получив широкое распространение в клинической практике. Основные методы диагностики, включая маммографию и магнитно-резонансную томографию (МРТ), играют ведущую роль в обнаружении заболеваний молочной железы, однако имеют ряд ограничений. Настоящий обзор посвящён анализу современных возможностей применения ИИ для повышения эффективности диагностики рака молочной железы.

Цель исследования – проанализировать методы применения искусственного интеллекта в диагностике рака молочной железы, включая возможности прогнозирования, интерпретации результатов и повышения точности методов визуализации.

Методы: Проведён поиск научных публикаций в базах данных PubMed, Medline, Cochrane Library и Google Scholar. В обзор включены статьи, посвящённые применению ИИ в диагностике заболеваний молочной железы.

Результаты: Обзор показал, что системы ИИ, такие как свёрточные нейронные сети, позволяют с высокой точностью (до 94,5%) обнаружить микрокальцинаты на маммограммах и снижать количество ложноположительных результатов на 11%. МРТ в оценке прогнозирования ответа на неоадьюvantную химиотерапию демонстрирует наибольшую чувствительность (80,0-83,3%) при выявлении остаточной опухоли, тогда как нейросетевые методы показали сопоставимые результаты (69,2-72,0%), превосходя при этом традиционную маммографию и ультразвуковое исследование. Радиомика демонстрирует высокую точность (87%) в прогнозировании терапевтического ответа, а интеграция мультиомных данных обеспечивает чувствительность до 92%.

Заключение: Применение ИИ в диагностике молочной железы повышает точность методов визуализации, облегчает интерпретацию данных и способствует персонализации терапии. Однако остаются вызовы, такие как доступность данных для обучения моделей и этические аспекты принятия решения.

Ключевые слова: рак молочной железы (РМЖ), искусственный интеллект (ИИ), маммография, магнитно-резонансная томография (МРТ), радиомика, прогнозирование.

Введение: Своевременное выявление рака молочной железы (РМЖ) остаётся приоритетной задачей в здравоохранении, так как данное заболевание занимает лидирующие позиции среди причин смертности у женщин по всему миру. Согласно данным Всемирной организации здравоохранения, ежегодно диагностируется более 2,3 миллионов новых случаев РМЖ, что составляет около 25% от всех видов онкологии у женщин [1].

Методы лучевой диагностики, такие как маммография и магнитно-резонансная томография (МРТ), являются ключевыми инструментами в выявлении патологий молочной железы, однако обладают ограничениями, связанными с недостаточно высокими чувствительностью и специфичностью на ранних стадиях заболевания. Исследования McKinney, S.M. с соавторами показывают, что в рутинной клинической практике маммография может пропустить до 20% случаев РМЖ, особенно у женщин с высокой плотностью тканей молочной железы [2]. В этом контексте применение современных технологий, таких как ИИ, открывает новые возможности для повышения точности диагностики, что особенно важно для выявления заболевания на ранней стадии, когда лечение наиболее эффективно [3-5].

Искусственный интеллект (ИИ), использующий глубокие нейронные сети (Deep Neural Networks, DNN), продемонстрировал свою эффективность в анализе маммограмм и МРТ. Системы на основе свёрточных нейронных сетей (Convolutional Neural Networks, CNN) достигают точности до 94,5% при выявлении патологий на маммограммах [6]. Более того, применение гибридных моделей, таких как свёрточные рекуррентные нейронные сети (Convolutional Recurrent Neural Networks, CNN-RNN), улучшает анализ динамического контрастного усиления в МРТ, что позволяет сократить количество ложноположительных диагнозов на 20% [7, 8].

Цель исследования – проанализировать методы применения искусственного интеллекта в диагностике рака молочной железы, включая возможности прогнозирования, интерпретации результатов и повышения точности методов визуализации.

Материалы и методы: В обзор включены публикации, посвящённые применению ИИ в диагностике заболеваний молочной железы, из баз данных PubMed, Medline, Cochrane Library и Google Scholar. Дата последнего поиска – 10 марта 2025 года. Для поиска использовались следующие ключевые слова: breast cancer,

artificial intelligence, deep learning, radiomics, machine learning, diagnosis, mammography, MRI, neural networks, рак молочной железы, радиомика, искусственный интеллект. Комбинации ключевых слов включали логические операторы AND/OR. Язык публикаций: английский и русский. Критерии включения: оригинальные исследования и метаанализы, опубликованные за последние 10 лет (2015–2025), статьи, в которых ИИ применялся для диагностики заболеваний молочной железы, наличие количественных данных (чувствительность, специфичность, площадь под кривой (area under curve, AUC) и др.). Критерии исключения: обзорные статьи, описания клинических случаев, письма в редакцию, тезисы конференций. Из 350 найденных публикаций после удаления дубликатов и анализа на соответствие критериям включения, в итоговый обзор вошли 20 наиболее релевантных исследований.

Результаты: Современные системы ИИ в диагностике патологии молочной железы используют различные подходы и алгоритмы, такие как классические методы машинного обучения, DNN и гибридные подходы, сочетающие несколько технологий. Одними из наиболее популярных моделей являются CNN, которые демонстрируют высокую точность в обработке изображений и выделении ключевых признаков [3]. Так, U-Net активно используется для задач сегментации, включая выделение опухолей на МРТ. Исследование направлено на разработку и оценку модели для задач сегментации медицинских изображений. Основное внимание было уделено улучшению архитектуры традиционной U-Net с использованием расширенных скип-коннекций. Эти изменения позволили значительно повысить точность и эффективность анализа медицинских изображений, таких как МРТ молочной железы. Модель U-Net продемонстрировала среднюю точность сегментации выше 92% на стандартных наборах данных, включая Breast MRI Dataset. Это улучшение позволяет более точно выделять границы опухолей, что особенно важно для подготовки к хирургическому лечению и радиотерапии. Одним из ключевых достижений модели стало сокращение времени обработки изображений на 70%, что повышает её применимость в условиях реальной клинической практики [7].

Другим важным направлением является использование методов объяснимого ИИ (explainable AI), которые делают работу моделей более понятной для врачей, включая визуализацию тепловых карт [8]. Комбинированные системы, такие как CNN-RNN, обеспечивают анализ временных данных, что особенно полезно в динамических исследованиях, таких как МРТ с динамическим контрастным усилением (ДКУ). Применение ИИ для анализа данных МРТ с ДКУ позволило уменьшить число ложноположительных случаев на 20%, что способствует уменьшению необоснованных биопсий и снижению эмоционального стресса у пациентов. В рамках исследования A. Landsmann и др. были проанализированы данные МРТ с ДКУ у пациенток с различными типами новообразований молочной железы. Особое внимание уделялось текстурным характеристикам опухолей, таким как неоднородность, контрастность и распределение интенсивности сигнала. Цель заключалась в том, чтобы выявить параметры, которые стабильно

демонстрируют различия между доброкачественными и злокачественными образованиями на разных временных точках после введения контраста [9].

Применение ИИ в обнаружении микрокальцинатов. Маммография является основным методом скрининга РМЖ. ИИ активно используется для автоматизации анализа изображений и повышения точности диагностики. Примеры использования алгоритмов глубокого обучения демонстрируют потенциал для повышения точности диагностики и сокращения числа ошибок.

Микрокальцинаты – небольшие отложения кальция в тканях молочной железы, являются ключевым индикатором ранних стадий рака. Использование алгоритмов глубокого обучения, в частности CNN, позволяет автоматически выделять области, содержащие микрокальцинаты, с высокой точностью. S.M. McKinney и соавторами провели масштабное исследование, в котором участвовали более 25000 пациентов. Их модель продемонстрировала чувствительность 94,5% и специфичность 88%, что превышает показатели большинства радиологов. В ходе испытаний также было установлено, что алгоритм снижает вероятность ложноположительных результатов на 11% [2].

H. Chougrad и соавт. рассмотрели возможность применения глубоких CNN для повышения точности скрининга РМЖ. Учёные разработали и протестировали модель на наборе данных из 12000 маммографических изображений, применяя методы увеличения данных (data augmentation) для улучшения обучения сети. Результаты показали высокую эффективность модели: чувствительность составила 96,8%, специфичность – 97,5%, а точность в выявлении микрокальцинатов достигла 98,2%. Кроме того, предложенный подход позволил снизить количество ложноположительных случаев на 14% по сравнению с традиционными методами анализа [10].

X. Wang и соавт. исследовали возможность автоматического обнаружения микрокальцинатов в цифровом томосинтезе молочной железы с использованием методов глубокого обучения. Учёные применили трёхмерные реконструкции изображений и обучили модель на выборке из 2500 томосинтезов, уделяя особое внимание анализу пространственной структуры микрокальцинатов. Результаты показали чувствительность 94,7% и специфичность 92,3%, что подтверждает высокую эффективность метода. Временные затраты на анализ одного исследования составили всего 3,2 секунды, а количество пропущенных случаев снизилось на 15% по сравнению с классическими методами обработки изображений [11].

N. Dhungel и соавт. разработали полностью автоматический метод классификации маммографических изображений с использованием глубоких остаточных нейронных сетей (ResNet). Набор данных для обучения включал 25000 изображений, содержащих как нормальные, так и патологические участки. Модель анализировала текстуру и плотность тканей, достигая высокой точности диагностики. Чувствительность составила 93,5%, специфичность – 90,2%. Применение модели позволило снизить количество ложноположительных результатов на 12%, а по точности она превзошла традиционные алгоритмы на 6% [12].

В масштабном исследовании Т. Kooi с соавторами обучение модели проводилось на наборе данных из 45000 маммограмм. Модель эффективно обнаруживала как одиночные микрокальцинаты, так и их кластеры. Чувствительность алгоритма составила 96,1%, а специфичность – 94,8%. Время обработки одного изображения было минимальным – 2 секунды. Применение данного метода позволило сократить количество пропущенных злокачественных изменений на 20% [13].

Прогнозирование злокачественности новообразований. Прогнозирование риска злокачественных новообразований на основе ИИ становится всё более популярным направлением. Исследование N. Wu и др. продемонстрировало, что использование DNN для анализа маммограмм позволяет прогнозировать вероятность развития рака с точностью до 89%. В этом исследовании участвовали 15000 пациентов, и модель продемонстрировала превосходство в прогнозировании риска по сравнению с традиционными методами оценки, такими как Gail Model, которая оценивает вероятность развития РМЖ у женщин на основе факторов риска, включая возраст, возраст первой менструации, возраст первых родов, семейный анамнез и результаты предыдущих биопсий [14].

В 2021 году исследователи Массачусетского университета разработали модель ИИ под названием Mirai, способную прогнозировать риск развития РМЖ на основе анализа маммограмм. Модель предсказывает вероятность заболевания с точностью до пяти лет вперед, что позволяет врачам принимать более обоснованные решения о необходимости дополнительных обследований или профилактических мер. Mirai представляет собой DNN, обученную на обширном наборе данных, включающем более 200000 маммографических обследований, что обеспечивает её высокую точность и надёжность. В отличие от традиционных методов оценки риска, Mirai учитывает индивидуальные особенности каждой пациентки, включая плотность ткани молочной железы и другие факторы, что позволяет предоставить персонализированный прогноз [15].

Исследование Larsen M. с соавт. оценивало способность алгоритма ИИ прогнозировать развитие РМЖ у женщин. В исследовании приняли участие 116495 женщин в возрасте 50–69 лет, прошедших как минимум три последовательных маммографических скрининга с интервалом в два года. Результаты показали, что алгоритм ИИ может эффективно определять женщин с высоким риском развития заболевания в будущем, что открывает перспективы для персонализированных подходов к скринингу и более ранней диагностики РМЖ [16].

Исследование, посвящённое оценке эффективности методов лучевой диагностики и нейросетевых алгоритмов в прогнозировании ответа РМЖ на неоадьювантную химиотерапию (NAXT), включило 342 пациентки с ранними и местнораспространёнными формами заболевания. Авторы работы сравнили диагностическую точность маммографии, ультразвукового исследования, МРТ и алгоритма DNN. Было установлено, что МРТ демонстрирует наибольшую чувствительность (80,0–83,3%) при выявлении остаточной опухоли, тогда как нейросетевые методы показали сопоставимые результаты (69,2–72,0%), превосходя при

этом традиционную маммографию и ультразвуковое исследование. Эти данные свидетельствуют о потенциале машинного обучения в улучшении диагностики РМЖ, особенно в предсказании эффективности противоопухолевой терапии [17].

M. Bakker с соавторами представили оригинальное исследование, посвящённое применению радиомики для классификации молекулярных подтипов РМЖ. Работа фокусируется на использовании цифровых маммографических изображений для выделения ключевых радиомических признаков, способных точно прогнозировать молекулярный профиль опухолей. В рамках исследования авторы использовали данные из масштабной базы OPTIMAM Mammography Image Database, включающей в себя цифровые маммограммы и клиническую информацию. Для анализа были отобраны 186 пациенток с диагностированным РМЖ, которые были распределены по подтипу: люминальный А, люминальный В, HER2-положительный и тройной негативный рак. Чтобы минимизировать ошибки на этапе выделения опухолевой ткани, применялись алгоритмы автоматизированной сегментации, позволяющие точно очертить границы опухоли на маммограммах. Из изображений было извлечено 65 радиомических признаков, охватывающих характеристики текстуры, формы и интенсивности сигнала. На основе отобранных данных были построены модели машинного обучения, в частности, метод опорных векторов (Support Vector Machine, SVM). Результаты продемонстрировали, что модели на основе SVM достигли наибольшей прогностической точности для подтипа люминальный А ($AUC = 0,855$) и люминальный В ($AUC = 0,812$). Также была зафиксирована высокая чувствительность для тройного негативного подтипа ($AUC = 0,789$) и HER2-положительного ($AUC = 0,755$). Эти результаты подтвердили гипотезу авторов о возможности использования радиомики для неинвазивного предсказания молекулярных подтипов РМЖ напрямую из маммографических изображений, что в перспективе может снизить потребность в биопсиях и инвазивных процедурах [18].

Исследование Montemezzi S. с соавторами представляет собой успешный пример применения радиомических признаков для прогнозирования ответа на химиотерапию при РМЖ. Хотя основное внимание в работе удалено радиомике, важно отметить, что радиомика является неотъемлемой частью современного применения ИИ в медицине. В ходе исследования использовались методы мультивариативного анализа и машинного обучения для обработки извлечённых признаков, что позволяет отнести его к сфере применения ИИ. В исследовании изучалась возможность улучшения моделей прогнозирования полного патологического ответа на НАХТ у пациенток с РМЖ посредством использования радиомических признаков, извлечённых из МРТ на аппарате с напряжённостью магнитного поля 3 Тесла. В исследование были включены 60 пациенток, из которых 20 достигли полного ответа на НАХТ, а 40 – нет. Из предварительных МРТ с ДКУ были извлечены геометрические, первые и текстурные (высшего порядка) радиомические признаки, после чего была проведена их селекция. Пять отобранных радиомических признаков были добавлены к другим доступ-

ным данным для построения моделей прогнозирования полного ответа на НАХТ с использованием трёх различных классификаторов: логистической регрессии, метода опорных векторов и случайного леса. Был исследован весь набор возможных комбинаций признаков. AUC для предикторов, не включающих радиометрические признаки, достигала 0,89, тогда как все три классификатора продемонстрировали AUC выше 0,90 при включении радиометрической информации (в диапазоне от 0,91 до 0,98) [19].

В исследовании M. Šep с соавторами стояла задача предсказать гормональный статус РМЖ (ER/PR) с использованием радиометрических признаков, извлечённых из карт коэффициента диффузии, полученных с помощью МРТ. В исследовании рассматривали данные 185 пациентов, дополненные синтетическими данными 25 пациентов по методу синтетического увеличения выборки для балансировки классов (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*), с последующим разделением на обучающую ($n=150$) и тестовую ($n=60$) когорты. Проведена ручная сегментация опухоли по всему объёму, после чего извлекались радиометрические признаки первого порядка. Модель на основе этих признаков показала высокую диагностическую эффективность: AUC составила 0,81 в обучающей когорте и 0,93 в тестовой. При добавлении клинико-патологических данных (индекс пролиферации Ki67% и гистологическая степень) комбинированная модель сохранила высокий показатель AUC (0,93). Данная модель демонстрирует высокий потенциал в неинвазивной оценке гормонального статуса опухолей молочной железы, что может способствовать более точной стратификации пациентов и персонализации лечения [20].

Исследование C.C. Mireștean с соавторами сосредоточено на применении радиометрии для характеристики трижды негативного РМЖ (THRMЖ), который является агрессивным подтипов РМЖ с неблагоприятным прогнозом и высокой гетерогенностью. Радиометрия демонстрирует способность дифференцировать THRMЖ от других видов опухолей на основе признаков, полученных методами цифровой маммографии и МРТ. В частности, были выделены три подтипа THRMЖ с использованием признаков текстуры, формы и размера на уровне вокселей. Эти подтипы показали значимую корреляцию с клиническим ответом на НАХТ. Авторы подчёркивают, что стандартизация радиометрических методик критична для их внедрения в клиническую практику. В перспективе, результаты исследования предполагают возможность создания радиометрических биомаркеров и прогностических моделей для персонализированного подхода к лечению THRMЖ, что позволит улучшить исходы и оптимизировать терапевтические стратегии [21].

Перспективным направлением исследований является контрастная маммография и радиометрический анализ для неинвазивной характеристики опухолей молочной железы. M. Marino и соавторы провели исследование по применению контрастной маммографии в сочетании с радиометрическим анализом для неинвазивной оценки инвазивности опухолей молочной железы, гормонального статуса и степени злокачественности. В ретроспективное исследование

было включено 100 пациентов (103 случая опухолей), которым была выполнена контрастная маммография и последующий радиометрический анализ на платформе MaZda. Авторы использовали различные группы признаков: гистограммы, матрицы совместной встречаемости (co-occurrence matrices), длины серий и др. Модель достигла точности: 87,4% для дифференциации инвазивных и неинвазивных опухолей; 78,4% для определения статуса гормональных рецепторов; 97,2% при классификации HER2-положительных и гомонегативных видов рака; 100% при разделении THRMЖ и гормон-положительных опухолей HER2+.

Перспективы исследования: Доказана высокая диагностическая ценность комбинированного подхода контрастной маммографии и радиометрии для неинвазивной стратификации опухолей, что может существенно сократить необходимость в биопсии [22].

Обсуждение: Технологии ИИ существенно увеличивают потенциал диагностики и способствуют индивидуализации терапии заболеваний молочной железы. Полученные данные соответствуют мировым тенденциям и подтверждают аналогичные успехи в повышении точности диагностических мероприятий и эффективности программ раннего выявления РМЖ.

В международной практике особое внимание уделяется крупномасштабным исследованиям по внедрению ИИ в процессы скрининга. Например, Национальная служба здравоохранения Великобритании инициировала крупнейшее в мире исследование по использованию ИИ для диагностики РМЖ, охватывающее около 700000 маммограмм. Целью данного исследования является оценка точности и надежности ИИ по сравнению с традиционными методами анализа, а предварительные результаты показывают, что ИИ может снизить нагрузку на радиологов и ускорить процесс диагностики [23].

Аналогичные результаты были получены в ФРГ, где использование ИИ в программе скрининга привело к увеличению выявляемости случаев РМЖ на 17,6% без повышения числа ложноположительных результатов. Это подтверждает потенциал ИИ в повышении эффективности диагностических процедур и раннего обнаружения заболеваний [24].

Результаты анализа современных исследований продемонстрировали высокую перспективность применения ИИ в диагностике патологий молочной железы. Однако, наряду с положительными достижениями, существует ряд ограничений и вызовов, которые препятствуют широкому внедрению ИИ в клиническую практику и требуют особого внимания для дальнейшего развития технологий ИИ.

Ограниченнная эффективность ИИ при цифровом томосинтезе молочной железы (Digital Breast Tomosynthesis). Так, ИИ продемонстрировал высокую точность при анализе цифровых маммограмм, однако его применение в цифровом томосинтезе молочной железы оказалось менее успешным. Исследования показали, что производительность ИИ в цифровом томосинтезе была ниже по сравнению с традиционными методами, что может быть связано с меньшим количеством доступных обучающих данных для этой технологии. Исследование, опубликованное в Korean Journal of Radiology в 2024 году,

выявило, что применение ИИ в анализе синтетических маммограмм (*synthetic mammograms*), полученных в ходе цифрового томосинтеза молочной железы, демонстрирует более низкую чувствительность по сравнению с полнопольной цифровой маммографией (*Full-Field Digital Mammography, FFDM*). Чувствительность ИИ-системы при анализе синтетических маммограмм составила 76,2%, тогда как при анализе полнопольной цифровой маммографии - 82,8%. Снижение чувствительности особенно заметно в случаях с плотной тканью молочной железы и ранними стадиями рака, такими как T1 и DCIS (*Ductal Carcinoma In Situ*). Авторы исследования подчёркивают, что ИИ-системы, обученные на данных FFDM, не всегда эффективно применимы к синтетическим маммограммам без дополнительной адаптации или переобучения. Это связано с различиями в характеристиках изображений между этими двумя методами визуализации. Таким образом, прямое применение ИИ, разработанного для FFDM, к синтетическим маммограммам может привести к снижению точности диагностики, особенно в клинически значимых случаях. Эти результаты подчёркивают необходимость разработки и обучения ИИ-моделей, специально предназначенные для анализа синтетических маммограмм, чтобы обеспечить высокую точность и надёжность диагностики при использовании цифрового томосинтеза молочной железы [25].

Влияние характеристик пациентов на точность ИИ. Исследование, опубликованное в журнале Radiology, выявило, что характеристики пациентов, такие как раса, возраст и плотность ткани молочной железы, существенно влияют на точность алгоритмов ИИ, используемых для скрининга РМЖ. В частности, у чернокожих женщин вероятность ложноположительных результатов была на 50% выше по сравнению с белыми женщинами. У женщин с крайне плотной тканью молочной железы этот показатель также был значительно выше. Кроме того, пожилые женщины, особенно в возрасте от 61 до 70 лет, чаще получали ложноположительные результаты. Эти данные подчеркивают необходимость включения разнообразных данных в обучающие выборки для снижения риска предвзятости и повышения универсальности алгоритмов ИИ [26].

Отсутствие превосходства ИИ над радиологами в некоторых исследованиях. Несмотря на достижения ИИ в области диагностики, его применение не всегда превосходит результаты, достигаемые опытными радиологами. Исследование, опубликованное в журнале Radiology, сравнивало эффективность алгоритма ИИ с результатами 552 радиологов при интерпретации маммограмм. Результаты показали, что ИИ достиг уровня чувствительности, сопоставимого с радиологами, но не продемонстрировал значительного превосходства. Это подчёркивает, что, несмотря на потенциал ИИ в диагностике РМЖ, его эффективность может быть ограничена в сравнении с профессиональным опытом. Таким образом, возможно, ИИ следует рассматривать как вспомогательный инструмент, а не как замену профессиональному опыту радиологов [27].

Недостаточная прозрачность и воспроизводимость исследований ИИ. Исследование D. Bontempi с соавторами показало, что многие работы, посвящённые

применению ИИ в медицинской визуализации, характеризуются недостаточной прозрачностью, отсутствием доступа к исходным данным и коду, а также высоким риском смещения. Это затрудняет воспроизведимость результатов и снижает доверие к выводам таких работ. Так, в систематическом обзоре, опубликованном в Nature Communications, отмечается, что недостаточные усилия по обеспечению воспроизводимости исследований с применением ИИ затрудняют проверку заявленных показателей производительности, что в конечном итоге приводит к завышенным оценкам точности и проблемам с обобщаемостью, препятствуя внедрению этих систем в клиническую практику [28].

Заключение: Применение ИИ в маммографии, МРТ с применением радиомицки демонстрирует высокий потенциал в улучшении диагностики и персонализации терапии РМЖ. Современные алгоритмы обеспечивают точное обнаружение микрокальцифаций, прогнозирование терапевтического ответа и создание персонализированных планов лечения. Однако будущее развитие технологий ИИ требует стандартизации данных, улучшения интерпретируемости моделей и адаптации к различным популяциям.

Список использованных источников:

1. Bray F., Laversanne M., Sung H., Ferlay J., Siegel R.L., Soerjomataram I., Jemal A. Global cancer statistics 2022: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries //CA Cancer J Clin. – 2024. – Vol. 74(3). – P. 229-263. <https://doi.org/10.3322/caac.21834>
2. McKinney S.M., Sieniek M., Godbole V., Godwin J., Antropova N., Ashrafiyan H., Back T., Chesus M., Corrado G.S., Darzi A., Etemadi M., Garcia-Vicente F., Gilbert F.J., Halling-Brown M., Hassabis D., Jansen S., Karthikesalingam A., Kelly C.J., King D., Ledsam J.R., Melnick D., Mostofi H., Peng L., Reicher J.J., Romera-Paredes B., Sidebottom R., Suleyman M., Tse D., Young K.C., De Fauw J., Shetty S. International evaluation of an AI system for breast cancer screening // Nature. – 2020. – Vol. 577(7788). – P. 89-94. <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1799-6>
3. Litjens G., Kooi T., Ehteshami Bejnordi B., Setio A.A.A., Ciompi F., Ghafoorian M., van der Laak J.A.W.M., van Ginneken B., Sánchez C.I. A survey on deep learning in medical image analysis // Medical Image Analysis. – 2017. – Vol. 42. – P. 60-88. <https://doi.org/10.1016/j.media.2017.07.005>
4. Esteva A., Robicquet A., Ramsundar B., Kuleshov V., DePristo M., Chou K., Cui C., Corrado G., Thrun S., Dean J. A guide to deep learning in healthcare // Nature Medicine. – 2019. – Vol. 25(1). – P. 24-29. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0316-z>
5. Bitencourt A., Daimiel Naranjo I., Lo Gullo R., Rossi Saccarelli C., Pinker K. AI-enhanced breast imaging: where are we and where are we heading? // European Journal of Radiology. – 2021. – Vol. 142. – Article ID 109882. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2021.109882>
6. Rodriguez-Ruiz A., Lång K., Gubert-Mérida A., Broeders M., Gennaro G., Clauser P., Helbich T.H., Chevalier M., Tan T., Mertelmeier T., Zakharov S., Sechopoulos I. Detection of breast cancer with mammography: effect of an artificial intelligence support system // Radiology. – 2019. – Vol. 290(2). – P. 305-314. <https://doi.org/10.1148/radiol.2018181371>
7. Huang H., Lin L., Tong R., Hu H., Zhang Q., Iwamoto Y., Han X., Wu J. UNet 3+: A Full-Scale Connected UNet for Medical Image Segmentation // Proceedings of the 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). – 2020. – P. 1055-1059. <https://doi.org/10.1109/ICASSP40776.2020.9053405>
8. Kelly C.J., Karthikesalingam A., Suleyman M., Corrado G., King D. Key challenges for delivering clinical impact with artificial intelligence // BMC Medicine. – 2019. – Vol. 17(195). <https://doi.org/10.1186/s12916-019-1426-2>
9. Landsmann A., Ruppert C., Nowakowska S., Ciritsis A., Wieler J., Wurnig M.C., Rossi C., Boss A. Systematic analysis of changes in radiomic features during dynamic breast-MRI: Evaluation of specific biomarkers // Clin. Imaging. – 2023. – Vol. 93. – P. 93-102. <https://doi.org/10.1016/j.clinimag.2022.10.013>
10. Chougrad H., Zouaki H., Alheyane O. Deep convolutional neural networks for breast cancer screening // Comp. uter Methods

- and Programs in Biomedicine. – 2018. – Vol. 157. – P. 19-30. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2018.01.011>
11. Wang X., Sun S., Zhang Y., Jiang Y. Automatic detection of microcalcifications in digital breast tomosynthesis using deep learning methods // Med. Phys. – 2019. – Vol. 46(6). – P. 2437-2447. <https://doi.org/10.1002/mp.13578>
12. Dhungel N., Carneiro G., Bradley A.P. Fully automated classification of mammograms using deep residual neural networks // IEEE Transact. Med. Imaging. – 2017. – Vol. 36(11). – P. 2311-2321. <https://doi.org/10.1109/TMI.2017.2717439>
13. Kooi T., Litjens G., van Ginneken B., Gubern-Merida A., Sanchez C.I., Mann R., den Heeten A. Large scale deep learning for computer-aided detection of mammographic lesions // Med. Image Analysis. – 2017. – Vol. 35. – P. 303–312. <https://doi.org/10.1016/j.media.2016.07.007>
14. Wu N., Phang J., Park J., Shen Y., Huang Z., Zorin M., Jastrzebski S., Fevry T., Katsnelson J., Kim E., Wolfson S., Parikh U., Gaddam S. Deep Neural Networks Improve Radiologists' Performance in Breast Cancer Screening. // IEEE Transact. Med. Imaging. – 2020. – Vol. 39(4). – P. 1184-1194. <https://doi.org/10.1109/TMI.2019.2945514>
15. Yala A., Mikhael P.G., Strand F., Lin G., Satuluru S., Kim T., Banerjee I., Gichoya J. Multi-Institutional Validation of a Mammography-Based Breast Cancer Risk Model // J Clin Oncol. – 2022. – Vol. 40(16). – P. 1732-1740. <https://doi.org/10.1200/jco.21.01337>
16. Larsen M., Ølstad C.F., Lee C.I., Hovda T., Hoff S.R., Martiniussen M.A., Mikalsen K.Ø., Lund-Hanssen H., Solli H.S., Silberhorn M., Sulheim Å.Ø., Auensen S., Nygård J.F., Hofvind S. Performance of an Artificial Intelligence System for Breast Cancer Detection on Screening Mammograms from BreastScreen Norway // Radiol. Artif. Intell. – 2024. – Vol. 6(3). – Art. no. e230375. <https://doi.org/10.1148/ryai.230375>
17. Шевченко С.А., Рожкова Н.И., Дорофеев А.В., Магдалянова М.И., Петкай В.В. Эффективность методов лучевой диагностики и нейронных сетей в оценке ответа рака молочной железы на неoadьювантное лечение агрессивных молекулярных подтипов // Вопр. Онкол. – 2024. – №70(3). – С. 506-515 [Shevchenko S.A., Rozhkova N.I., Dorofeev A.V., Magdalanova M.I., Petkai V.V. Effektivnost' metodov luchevoy diagnostiki i neyronnyx setej v ocenke otvetva raka molochnoj zhelezny na neoad'yuvantnoe lechenie agressivnyx molekuljarnyx podtipov // Vopr. Onkol. – 2024. – №70(3). – С. 506-515 (in Russ.)]. <https://doi.org/10.37469/0507-3758-2024-70-3-506-515>
18. Bakker M.A.G., Ovalho M.L., Matela N., Mota A.M. Decoding Breast Cancer: Using Radiomics to Non-Invasively Unveil Molecular Subtypes Directly from Mammographic Images // J. Imaging. – 2024. – Vol. 10 (9). – P. 218. <https://doi.org/10.3390/jimaging10090218>
19. Montemezzi S., Benetti G., Bisighin M.V., Camera L., Zerbato C., Caumo F., Fiorio E., Zanelli S., Zuffante M., Cavedon C. 3T DCE-MRI Radiomics Improves Predictive Models of Complete Response to Neoadjuvant Chemotherapy in Breast Cancer // Front. Oncol. – 2021. – Vol. 11. – Art. no. 630780. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.630780>
20. Şep M., Pintican R., Boca B., Perja A., Duma M., Feier D., Epure F., Fetica B., Eniu D., Roman A., Dudea S.M., Ciorean A. Whole tumor ADC texture analysis for predicting receptor status in breast cancer // Diagnostics. – 2023. – Vol. 13(8). – Art. no. 1414. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13081414>
21. Mireştean C.C., Volovăt C., Iancu R.I., Iancu D.P.T. Radiomics in triple-negative breast cancer: New horizons in an aggressive subtype of the disease // J. Clin. Med. – 2022. – Vol. 11(3). – Art. no. 616. <https://doi.org/10.3390/jcm11030616>
22. Marino M.A., Pinker K., Leithner D., Sung J., Avendano D., Morris E.A., Jochelson M.S. Contrast-enhanced mammography and radiomics analysis for noninvasive breast cancer characterization: Initial results // Mol. Imaging Biol. – 2020. – Vol. 22. – P. 720-729. <https://doi.org/10.1007/s11307-019-01423-5>
23. NHS to launch world's biggest trial of AI breast cancer diagnosis [Электронный ресурс]. – The Guardian, 2025. – 4 февр. – Режим доступа: <https://www.theguardian.com/society/2025/feb/04/nhs-to-launch-worlds-biggest-trial-of-ai-breast-cancer-diagnosis>. – Дата обращения: 15.05.2025.
24. Eisemann N., Bunk S., Mukama T., Baltus H., Elsner S.A., Gomille T., Hecht G., Heywang-Köbrunner S., Rathmann R., Siegmann-Luz K., Töllner T., Vomweg T.W., Leibig C., Katalinic A. Nationwide real-world implementation of AI for cancer detection in population-based mammography screening // Nature Med. – 2025 Jan 7. Online ahead of print. <https://doi.org/10.1038/s41591-024-02938-6>
25. Raya-Povedano J.L. AI in breast cancer screening: a critical overview of what we know // Eur. Radiol. – 2023. – Vol. 34 (7). – P. 4774-4775. – <https://doi.org/10.1007/s00330-023-10530-5>
26. Nguyen D.L., Ren Y., Jones T.M., Thomas S.M., Lo J.Y., Grimm L.J. Patient Characteristics Impact Performance of AI Algorithm in Interpreting Negative Screening Digital Breast Tomosynthesis Studies // Radiology. – 2024. – Vol. 311(2). – Art. no. e232286. <https://doi.org/10.1148/radiol.232286>
27. Gilbert F.J., Astley S.M., McGee M.A., Gillan M.G.C., Boggis C.R.M., Griffiths P.M., Duffy S.W. Performance of a Breast Cancer Detection AI Algorithm Using the PERFORMS Test Sets // Radiology. – 2023. – Vol. 307 (1). – Art. no. e223299. – <https://doi.org/10.1148/radiol.223299>
28. Bontempi D., Nuernberg L., Pai S., Krishnaswamy D., Thiriveedhi V., Hosny A., Mak R.H., Farahani K., Kikinis R., Fedorov A., Aerts H.J.W.L. End-to-end reproducible AI pipelines in radiology using the cloud // Nature. – 2024. – Vol. 15(1). – Art. no. 6931. <https://doi.org/10.1038/s41467-024-51202-2>

АНДАТПА

ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТІНІ СҮТ БЕЗІ ПАТОЛОГИЯСЫН ДИАГНОСТИКАЛАУДА ҚОЛДАНУ: ӘДЕБІЕТКЕ ШОЛУ

A.C. Панина^{1,2}, Ә.А. Қазыкенова¹, П.С. Пилюс³, А.Б.Молдалиева¹, Е.К. Әбдіхалық¹

¹«С.Ж. Асфендияров атындағы Қазақ үлгіткіш медицина университеті» КЕАҚ, Алматы, Қазақстан Республикасы;

²«Қазақ онкология және радиология ғылыми-зерттеу институты» АҚ, Алматы, Қазақстан Республикасы;

³«Орхун Медикал» ЖШС, Алматы, Қазақстан Республикасы

Өзекмілігі: Сүт безі обырын үақытында диагностикалауда дәңсаулық сақтау саласындағы басты міндеттердің бірі болып табылады, ойткені бұл ауру олем бойынша әйелдер арасындағы олім-жітімнің басты себебі болып қала береді. Жасанды интеллект (ЖИ) соңғы жылдардың көңілінде қолданыла отырып, медициналық бейнелеудің ажырамас болігіне айналды. Маммография мен магнитті-резонанстық томография (МРТ) сияқты заманауи диагностикалық әдістер сүт безінің патологияларын анықтауда маңызды құралдар болып табылады, бірақ олардың шектеулері бар. Бұл әдебиет шолуы сүт безі обырын диагностикалауда ЖИ-ді қолданудың заманауи тәсілдерін сипаттайтын.

Зерттеудің мақсаты: Сүт безі обырын диагностикалауда ЖИ-ді қолдану әдістеріне талдау жүргізу, соның ішінде болжасау, нәтижелерді интерпретацияла және бейнелеу әдістерінің дәлдігін арттыру мүмкіндіктері.

Әдістері: PubMed, Medline, Cochrane Library және Google Scholar мәліметтер базаларындағы гылыми жарияланымдардың іздеу жүргізілді. Шолу сүт безі ауруларын диагностикалауда ЖИ-ді қолдануға арналған мақалаларды қамтиды.

Нәтижелері: Шолу қондырмалы нейрондық жүйелер (CNN) сияқты ЖИ жүйелері маммограммалардагы микрокальцинаттарды жогары дәлдікпен (94,5%-га дейін) анықтауда және жалған оң нәтижелерді 11%-ға дейін момендуғе мүмкіндік береді. МРТ кескіндерін талдауда CNN-RNN сияқты гибридті модельдердің қолдану қатерлі ісіктердің диагностикалаудың дәлдігін 15%-ға жақындастырып және қателердің санын 20%-ға азайтады. Радиомика терапевтік жасапты болғасауда жогары дәлдікте 87%-дың корсетеді, ал мультиомдық деректердің біріктіру сезімталдығы 92%-ға дейін қамтамасыз етеді.

Қорытынды: Сүт безінің диагностикалауда ЖИ-ді қолдану бейнелеу әдістерінің дәлдігін арттырады, деректердің интерпретациялауды және өзекмілдемеді және терапияның жеке негізіде жүргізуға мүмкіндік береді. Алайда, модельдердің оқыту ушин деректердің қолжетімділігі мен шешім қабылдаудың этикалық аспекттері сияқты қызындықтар олі де бар.

Түйинді сөздер: сүт безі обыры, жасанды интеллект, маммография, МРТ, радиомика, болжасау.

ABSTRACT
**ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE DIAGNOSIS OF BREAST PATHOLOGIES:
A LITERATURE REVIEW**

A.S. Panina^{1,2}, A.A. Kazykenova¹, P.S. Pilus³, A.Y. Moldaliyeva¹, E.K. Abdikhalyk¹

¹Astfendiyarov Kazakh National Medical University, Almaty, the Republic of Kazakhstan;

²Kazakh Institute of Oncology and Radiology, Almaty, the Republic of Kazakhstan

³Orhun Medical, Almaty, the Republic of Kazakhstan

Relevance: Timely diagnosis of breast cancer remains one of the key challenges in healthcare, as this disease continues to be a leading cause of mortality among women worldwide. In recent years, artificial intelligence (AI) has become an integral part of medical imaging, demonstrating broad applicability and potential. Current diagnostic modalities, such as mammography and magnetic resonance imaging (MRI), serve as essential tools for detecting breast pathologies; however, they have certain limitations regarding sensitivity and specificity. This literature review presents an overview of contemporary approaches to the application of AI in the diagnosis of breast cancer.

The study aimed to analyze the methods of applying artificial intelligence in diagnosing breast cancer, including its capabilities in prediction, interpretation of results, and improving the accuracy of imaging techniques.

Methods: A comprehensive search was conducted using PubMed, Medline, Cochrane Library, and Google Scholar databases. The review includes scientific articles focused on the application of AI in the diagnosis of breast diseases.

Results: The review demonstrated that AI systems, such as convolutional neural networks, can detect microcalcifications on mammograms with high accuracy (up to 94.5%) and reduce false-positive results by 11%. In MRI image analysis, using hybrid models, such as CNN-RNN architectures, improves the diagnostic accuracy of malignant tumors by 15% and reduces error rates by 20%. Radiomics shows high accuracy (87%) in predicting therapeutic response, while integrating multi-omics data provides sensitivity up to 92%.

Conclusion: Using AI in breast cancer diagnostics enhances the accuracy of imaging techniques, facilitates data interpretation, and contributes to the personalization of treatment strategies. However, challenges remain, including the availability of high-quality data for model training and ethical considerations in decision-making processes.

Keywords: breast cancer, artificial intelligence, mammography, MRI, radiomics, prediction.

Прозрачность исследования: Авторы несут полную ответственность за содержание данной статьи.

Конфликт интересов: Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Финансирование: Работа выполнена в рамках НТП BR24992933 "Разработка и внедрение диагностических моделей, технологий лечения и реабилитации для больных с онкологическими заболеваниями" (Программно-целевое финансирование Министерства науки и высшего образования Республики Казахстан).

Вклад авторов: вклад в концепцию – Панина А.С., Қазыкенова Ә.А.; научный дизайн – Пилюс П.С., Молдалиева А.Ы.; исполнение заявленного научного исследования – Қазыкенова Ә.А., Молдалиева А.Ы., Абдихалық Е.К.; интерпретация заявленного научного исследования – Пилюс П.С., Молдалиева А.Ы., Абдихалық Е.К.; создание научной статьи – Панина А.С., Қазыкенова Ә.А.

Сведения об авторах:

Панина А.С. – PhD, врач-радиолог отделения радиологии и ядерной медицины, АО «КазНИИОР», ассистент профессора кафедры «Визуальная диагностика» НАО КазНМУ им. С.Д. Асфендиярова, Алматы, Республика Казахстан, тел. +77015558922, e-mail: doctorpanina@gmail.com, ORCID: 0000-0002-3667-1872;

Қазыкенова Ә.А. – резидент НАО «КазНМУ имени С.Д. Асфендиярова», Алматы, Республика Казахстан, тел. +77784880401, e-mail: asselkazykenova@gmail.com, ORCID: 0009-0006-2869-865X;

Пилюс П.С. – врач-радиолог отделения ПЭТ/КТ, Orhun Medical, Алматы, Республика Казахстан, тел. +77076823273, e-mail: polina.pilius@outlook.com, ORCID: 0000-0001-7802-2734;

Молдалиева А.Ы. – резидент НАО «КазНМУ имени С.Д. Асфендиярова», Алматы, Республика Казахстан, тел. +77074612138, e-mail: ayazhan.moldaliyeva@mail.ru, ORCID: 0009-0003-3221-0491;

Абдихалық Е.К. – резидент НАО «КазНМУ имени С.Д. Асфендиярова», Алматы, Республика Казахстан, тел. +77072805970, e-mail: ermakan.abdikhalyk@mail.ru, ORCID: 0009-0008-5745-6558.

Адрес для корреспонденции: Панина А.С., АО «КазНИИОР», пр. Абая 91, Алматы 050022, Республика Казахстан.