## Возможности радиомики и искусственного интеллекта в оценке ответа на неоадъювантное лекарственное лечение у пациенток с раком молочной железы: научный обзор

М.М. Cулейманова1,2, Г.Г. Кармазановский1,3, Е.В. Кондратьев1, А.Ю. Попов1, В.А. Нечаев2, М.В. Ермощенкова2,4, Е.С. Кузьмина2

1Национальный медицинский исследовательский центр хирургии имени А.В. Вишневского, Москва, Россия;

2Городская клиническая больница имени С.С. Юдина, Москва, Россия;

3Российский национальный исследовательский медицинский университет имени Н.И. Пирогова, Москва, Россия;

4Первый Московский государственный медицинский университет имени И.М. Сеченова (Сеченовский Университет), Москва, Россия

### Аннотация

Рак молочной железы остаётся одной из самых актуальных проблем современной онкологии и является наиболее распространённым злокачественным новообразованием среди женщин во всём мире. Лечение рака молочной железы требует комплексного подхода, включающего хирургическое вмешательство, химиотерапию, лучевую, таргетную и гормональную терапию. Особое место в современной клинической практике занимает неоадъювантная терапия — метод лечения, предшествующий хирургическому вмешательству, направленный на уменьшение размера опухоли, повышение вероятности органосохранных операций и оценку индивидуальной чувствительности опухоли к лекарственной терапии. Неоадъювантная терапия является стандартом лечения местнораспространённого первично неоперабельного инвазивного рака молочной железы. Кроме того, данный метод рекомендован в качестве первого этапа лечения пациенток с первично операбельными, но биологически агрессивными подтипами опухолей, такими как тройной негативный и HER2-позитивный типы рака молочной железы. Однако индивидуальный ответ на терапию значительно варьирует: у одних пациенток наблюдают хороший ответ на неоадъювантное лечение, что значительно улучшает прогноз, тогда как у других лечение может оказаться неэффективным. Заблаговременное прогнозирование реакции пациенток на неоадъювантное лечение позволяет избежать воздействия ненужных доз лекарственных препаратов, снизить финансовую нагрузку на систему здравоохранения и минимизировать риск развития побочных эффектов. В последние годы активно развивают методы радиомики и искусственного интеллекта, которые позволяют анализировать медицинские изображения и выявлять скрытые биомаркёры, ассоциированные с ответом на терапию. В этом обзоре рассмотрены исследования, проведённые за последние десятилетия, в которых предложены различные прогностические модели для оценки ответа на неоадъювантное лечение с использованием методов радиомики и искусственного интеллекта. Особое внимание уделено работам, демонстрирующим потенциал машинного обучения и глубокого анализа данных в персонализации лечения рака молочной железы. Эти инновационные подходы открывают новые возможности для повышения эффективности терапии и улучшения выживаемости пациенток.

**Ключевые слова:** рак молочной железы; неоадъювантная химиотерапия; маммография; ультразвуковое исследование; магнитно-резонансная томография; полный патоморфологический ответ; радиомика.

#### Как цитировать:

Cулейманова М.М., Кармазановский Г.Г., Кондратьев Е.В., Попов А.Ю., Нечаев В.А., Ермощенкова М.В., Кузьмина Е.С. Возможности радиомики и искусственного интеллекта в оценке ответа на неоадъювантное лекарственное лечение у пациенток с раком молочной железы: научный обзор // Digital Diagnostics. 2025. T. 6, № 2. C. XX–XX. DOI: 10.17816/DD634972 EDN: UEDYHD

Рукопись получена: 07.08.2024

Рукопись одобрена: 03.01.2025

Опубликована online: 10.06.2025

Статья доступна по лицензии CC BY-NC-ND 4.0 International

© Эко-Вектор, 2025

## The potential of radiomics and artificial intelligence in assessing the response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer patients: a review

Maria M. Suleymanova1,2, Grigory G. Karmazanovsky1,3, Evgeny V. Kondratyev1, Anatoly Yu. Popov1, Valentin A. Nechaev2, Maria V. Ermoshchenkova2,4, Evgeniya S. Kuzmina2

1A.V. Vishnevsky National Medical Research Center of Surgery, Moscow, Russia;

2Moscow City Hospital named after S.S. Yudin, Moscow, Russia;

3The Russian National Research Medical University named after N.I. Pirogov, Moscow, Russia;

4Sechenov First Moscow State Medical University (Sechenov University), Moscow, Russia

### Abstract

Breast cancer remains one of the most pressing problems of modern oncology and is the most common malignant neoplasm among women worldwide. Breast cancer treatment requires a comprehensive approach, including surgery, radiation therapy, chemotherapy, targeted and hormonal therapy. A special place in modern clinical practice is occupied by neoadjuvant therapy, a method of treatment preceding surgical intervention aimed at reducing the size of the tumor, increasing the likelihood of organ-preserving operations and assessing the individual sensitivity of the tumor to drug therapy. Currently, neoadjuvant therapy is the standard treatment for locally advanced, initially inoperable invasive breast cancer. In addition, this method is recommended as the first stage of treatment for patients with primarily operable but biologically aggressive tumor subtypes, such as triple negative and HER2-positive types of breast cancer. However, the individual response to therapy varies significantly: some patients have a good response to neoadjuvant treatment, which significantly improves the prognosis, while others may not be effective. Predicting patients' reactions to neoadjuvant treatment in advance helps to avoid exposure to unnecessary doses of medications, reduce the financial burden on the healthcare system, and minimize the risk of side effects. In recent years, methods of radiomics and artificial intelligence have been actively developing, which make it possible to analyze medical images and identify hidden biomarkers associated with the response to therapy. This review examines studies conducted over the past decades that have proposed various predictive models for evaluating response to neoadjuvant treatment using radiomics and artificial intelligence techniques. Special attention is paid to works demonstrating the potential of machine learning and deep data analysis in personalizing breast cancer treatment. These innovative approaches open up new opportunities to increase the effectiveness of therapy and improve patient survival.

**Keywords:** breast cancer; neoadjuvant chemotherapy; mammography; ultrasound; magnetic resonance imaging; complete pathological response; radiomics.

#### To cite this article:

Suleymanova MM, Karmazanovsky GG, Kondratyev EV, Popov AYu, Nechaev VA, Ermoshchenkova MV, Kuzmina ES. The potential of radiomics and artificial intelligence in assessing the response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer patients: a review. *Digital Diagnostics.* 2025;6(2):XX–XX. DOI: 10.17816/DD634972 EDN: UEDYHD

Submitted: 07.08.2025

Accepted: 03.01.2025

Published online: 10.06.2025

The article can be used under the CC BY-NC-ND 4.0 International License

© Eco-Vector, 2025

### Введение

Рак молочной железы (РМЖ) является наиболее распространённым злокачественным новообразованием среди женщин во всём мире. В 2020 году насчитано 7,8 млн женщин, у которых за последние 5 лет диагностирован РМЖ, зарегистрировано 2,3 млн новых случаев и 685 тыс. смертельных исходов при данной патологии [1, 2].

Основной задачей ведения пациенток с диагнозом РМЖ является подбор максимально эффективного и экономически доступного терапевтического протокола с учётом молекулярного подтипа опухоли и индивидуальной реакции на проводимое лечение [3].

Существует два основных варианта лечения РМЖ:

* местное — включает хирургическое вмешательство и лучевую терапию;
* системное — включает химиотерапию, эндокринную (гормональную) и таргетную терапию.

Выбор подходящего метода лечения для каждой пациентки зависит от различных факторов, таких как возраст, менопауза, молекулярный подтип и стадия опухоли, а также от общего состояния здоровья и её предпочтений. Системную терапию проводят после хирургического вмешательства в адъювантном режиме, в то время как неоадъювантная терапия ему предшествует [4, 5].

Неоадъювантная химиотерапия (НАХТ) является стандартом лечения местнораспространённого первично неоперабельного инвазивного РМЖ, относящегося к агрессивной форме и характеризующегося размером опухоли более 5 см, а также возможным вовлечением кожи и грудной стенки [3]. Кроме того, согласно данным Российского общества онкомаммологов, Ассоциации онкологов России, клиническим рекомендациям по лечению РМЖ Минздрава России, а также Американского общества клинической онкологии и Национальной комплексной онкологической сети, НАХТ считают предпочтительным методом в качестве первого этапа лечения. Она показана пациенткам с первично операбельными тройным негативным и HER2‑позитивным (позитивным по рецептору эпидермального фактора роста 2) типами РМЖ, способствует достижению благоприятного ответа на лечение у 30% женщин с агрессивными формами РМЖ и снижает частоту рецидивов на 50% [6].

Основными целями НАХТ являются:

* уменьшение размеров опухоли с целью оптимизации объёма хирургического этапа лечения;
* оценка эффективности и чувствительности лекарственной терапии *in vivo* с возможностью своевременного изменения тактики лечения;
* получение прогностически важной информации, основанной на степени выраженности лекарственного патоморфологического ответа (частичный или полный патоморфологический ответ — pPR или pCR соответственно), с целью оптимизации и подбора тактики адъювантного лечения [3].

Тем не менее несмотря на ряд преимуществ применения НАХТ, серьёзной проблемой остаются различные реакции на лечение, проявляющиеся у разных пациенток в процессе терапии. В схемах НАХТ используют те же химиотерапевтические препараты, что и при адъювантном лечении, что обусловливает развитие аналогичных долгосрочных и краткосрочных побочных эффектов. Среди них различают усталость, рвоту, тошноту, когнитивные нарушения, выпадение волос, бесплодие, остеопороз, кардиомиопатию, снижение иммунитета, инфекционные осложнения, лейкемию, невропатию и др. Кроме того, степень выраженности патоморфологического ответа зависит от молекулярного подтипа РМЖ. В свою очередь, до 30% пациенток с РМЖ не получают клинической пользы от НАХТ, испытывая при этом токсические и другие побочные эффекты [7].

Степень патоморфологического ответа является единственным достоверным биомаркёром безрецидивной и общей выживаемости. Установлено, что pCR надёжно связан с долгосрочной выживаемостью и снижением риска рецидива на 80%, что подтверждено данными исследования I-SPY 2 (Investigation of Serial Studies to Predict Your Therapeutic Response with Imaging and Molecular Analysis 2) [8].

При РМЖ pCR — исчезновение всех опухолевых клеток в месте первичной опухоли и регионарных лимфатических узлах. Исследования показали, что пациентки с тройным негативным и HER2-положительным типами РМЖ с бо́льшей вероятностью достигают его [9, 10].

Однако достоверно оценить степень патоморфологического ответа можно только на этапе хирургического лечения [11]. В связи с этим возникает необходимость разработки неинвазивных прогностических моделей, позволяющих выделить пациенток, которые действительно получат пользу от НАХТ, и тех, для кого это лечение окажется неэффективным. Такие модели возможно разработать с применением методов радиомики и искусственного интеллекта, что, в свою очередь, позволит оптимизировать экономические затраты и повысить эффективность лечения пациенток с РМЖ.

В научном обзоре проведён анализ литературных данных о возможностях повышения прогностической ценности методов лучевой диагностики при оценке патоморфологического ответа на НАХТ у пациенток с РМЖ при использовании методов радиомики и искусственного интеллекта.

### Методология поиска

Мы провели поиск научных публикаций в информационно-аналитических поисковых системах PubMed, Google Scholar, а также в базе данных Scopus. В анализ включены 58 публикаций, изданных за период с 2006 по 2024 год. Для осуществления поиска данных мы использовали следующие ключевые слова: «рак молочной железы», «неоадъювантная химиотерапия», «маммография», «ультразвуковое исследование», «магнитно-резонансная томография», «полный патоморфологический ответ», «радиомика», «breast cancer», «neoadjuvant chemotherapy», «mammography», «ultrasound», «magnetic resonance imaging», «complete pathological response», «radiomics».

### Радиомика и искусственный интеллект

Радиомика — быстро развивающаяся область медицины, сосредоточенная на изучении взаимосвязей между качественной и количественной информацией, получаемой из медицинских изображений. Анализ количественных характеристик позволяет создавать многомерные модели, которые в сочетании с клиническими данными служат поддержкой в принятии медицинских решений [12]. В условиях большого объёма данных, генерируемых радиомическим анализом, искусственный интеллект становится важным инструментом для их глубокой и комплексной оценки, что особенно актуально в контексте персонализированной медицины, направленной на индивидуальное лечение пациентов [13–14].

Радиомической анализ медицинских изображений включает несколько этапов:

* получение изображений;
* сегментация изображений;
* извлечение и выбор характеристик;
* построение моделей.

Значения пикселей в таких методах визуализации, как магнитно-резонансная томография (МРТ), ультразвуковое исследование (УЗИ) и маммография, подвержены значительным колебаниям в зависимости от параметров сканирования и не всегда коррелируют с физическими свойствами тканей, в отличие от компьютерной томографии, где применяют шкалу Хаунсфилда для количественной оценки их плотности. Для повышения стабильности и воспроизводимости результатов рекомендовано использовать одни и те же устройства и протоколы сканирования, а в случаях, когда это невозможно, — применять методы гармонизации данных [15–17].

Сегментация изображений, позволяющая выделить области интереса, является самым важным этапом радиомического анализа. Этот процесс можно осуществлять вручную, полуавтоматически или полностью автоматически. Ручная сегментация может приводить к субъективным искажениям, поскольку многие радиомические характеристики чувствительны к внутри- и межэкспертным вариациям в процессе выделения областей интереса. Именно поэтому исследования, использующие ручную сегментацию, должны тщательно оценивать воспроизводимость полученных признаков и исключать невоспроизводимые из дальнейшего анализа [18, 19].

Полуавтоматическая сегментация, как правило, показывает хорошие результаты для однородных опухолей, в то время как неоднородные требуют значительной ручной коррекции [17]. Полностью автоматическая сегментация на основе глубокого обучения активно развивается, в частности доступны модели, способные сегментировать изображения различных органов. Основным недостатком автоматической сегментации является её частая невоспроизводимость в случае применения к другим наборам данных [12, 19, 20].

Извлечение радиомических признаков включает вычисление различных математических выражений для количественного описания уровней серого в пределах каждой области интересов. Существует множество методов и формул для их вычисления, а для повышения воспроизводимости данных рекомендовано следовать стандартам Инициативы по стандартизации биомаркёров изображений (Image Biomarker Standardisation Initiative, IBSI) [12, 19]. Эти признаки можно классифицировать на четыре группы:

* характеристики формы — описывают геометрические свойства выделенной области интереса, такие как максимальный линейный размер, объём, площадь поверхности и особенности границ;
* характеристики первого порядка — описывают распределение значений отдельных вокселей, не учитывая их пространственные взаимосвязи, и включают: среднее значение, стандартное отклонение, дисперсию, асимметрию (скос), эксцесс (крутизну) и энтропию;
* характеристики второго порядка — основаны на расчёте статистических взаимосвязей между соседними вокселями, отражая пространственное распределение интенсивности и неоднородность структуры.

Радиомические признаки более высокого порядка формируют с помощью фильтров и математических преобразований для дальнейшего анализа [12, 19].

На следующем этапе осуществляют отбор паттернов с целью исключения нерелевантных и невоспроизводимых данных. Это можно сделать с помощью как статистических методов, так и методов машинного или глубокого обучения. Сначала используют все полученные характеристики, а затем выполняют предварительный анализ, позволяющий выделить наиболее стабильные и воспроизводимые из них, что в дальнейшем способствует снижению их количества через анализ корреляции и избыточности [17].

Оставшиеся некоррелирующие, но значимые признаки можно использовать в качестве входных данных для построения моделей, направленных на решение конкретных задач, таких как дифференциация между злокачественными и доброкачественными образованиями. Эти модели обычно создают путём разделения данных на обучающие и тестовые наборы, при этом наиболее надёжные из них проверяют на внешних наборах данных, что обеспечивает воспроизводимость полученных результатов [18, 21].

### Перспективы использования методов радиомики и искусственного интеллекта в прогнозировании ответа на неоадъювантную химиотерапию у пациенток с раком молочной железы

#### Маммография и спектральная маммография с контрастным усилением

Маммография является «золотым стандартом» в визуализации патологических изменений молочной железы. Этот метод характеризуется низкой дозой облучения, а также его используют в качестве скрининга и диагностики объёмных образований, участков нарушения архитектоники, микрокальцинатов молочных желёз с точностью от 85 до 90% [22, 23]. Маммография стала одним из первых методов визуализации, в которых внедрены технологии искусственного интеллекта, начиная с традиционной компьютерной системы помощи в диагностике (CAD-системы). CAD-системы для маммографии существуют более десяти лет, что означает наличие существующего эталона для сравнения в случае применения более новых методов машинного и глубокого обучения [24].

Существуют исследования в области искусственного интеллекта, в которых продемонстрировали возможности оценки раннего ответа на НАХТ с использованием исходных маммографических изображений (приложение 1) [25, 26]. Так, H.K. Shin и соавт. [25] применили метод пирамид изображений с несколькими масштабами (Image Pyramid With Multiple Scales) для анализа результатов маммографии. Данный метод используют для извлечения текстурных и других признаков из медицинских изображений (в частности, маммограмм), что позволяет их включать в радиомический анализ. Авторы разработали модель на основе радиомических признаков (текстурные характеристики и форма опухоли), которая продемонстрировала хорошую прогностическую ценность в отношении предсказания pCR: AUC (Area Under the Curve), точность, чувствительность и специфичность — 0,803, 0,75, 0,733 и 0,767 соответственно. Пирамиду изображений с несколькими масштабами в качестве техники предварительной обработки используют для улучшения извлечения признаков, позволяя анализировать изображение на различных уровнях детализации. Таким образом, данный метод может быть инструментом радиомического анализа, помогая извлекать более информативные и релевантные признаки для последующей оценки и построения предсказательных моделей.

I. Skarping и соавт. [26] первыми применили технологии искусственного интеллекта с целью анализа маммографических изображений и прогнозирования ответа на лечение. С помощью метода глубоко обучения они разработали модель автоматического анализа цифровых маммограмм для оценки ответа на НАХТ при РМЖ. Она продемонстрировала хорошие показатели прогнозирования pCR, в частности AUC — 0,71 [95% доверительный интервал (ДИ) 0,53–0,90], а чувствительность и специфичность — 46 и 90% соответственно. Следует отметить, что методы глубоко обучения всё чаще применяют в радиомике для автоматического извлечения и анализа взаимосвязей количественных характеристик медицинских изображений.

Контрастно-усиленная спектральная маммография (КСМГ) — это новый метод визуализации молочных желёз, основанный на двойной энергии, при котором низкоэнергетические и высокоэнергетические изображения, полученные после введения йодсодержащего контрастного средства, используют для создания диагностических изображений [27, 28]. КСМГ возможно проводить в качестве альтернативы МРТ молочных желёз для пациенток с противопоказаниями, такими как тяжёлая клаустрофобия или наличие в теле несовместимых имплантатов (кардиостимуляторы, дефибрилляторы, нейростимуляторы, кохлеарные имплантаты) [29, 30]. КСМГ показывает сопоставимую диагностическую точность и чувствительность с МРТ в различных исследованиях. Этот метод находит применение в скрининге РМЖ, диагностике, определении стадии опухолевого процесса, мониторинге и прогнозировании реакции на НАХТ [27, 28, 31].

D. Xing и соавт. [32] проводили количественный анализ значения серого по данным КСМГ для раннего прогнозирования патологического ответа на НАХТ при РМЖ. Авторы применили статистический метод t-теста для оценки такого параметра, как процент снижения серого значения субтракционных изображений КСМГ (ΔCGV) в краниокаудальной и медиолатеральной проекциях. Диагностическая модель основана на определении порогового значения, которое разделяет прогностические показатели для пациенток с наличием и отсутствием ответа на терапию. Результаты показали, что значения серого субтракционных изображений КСМГ при pCR были значительно ниже по сравнению с отсутствием полного патоморфологического ответа (non-pCR). Кроме того, выявлена статистически значимая разница в ΔCGV между двумя категориями ответа после второго цикла НАХТ. Так, при pCR ΔCGV был выше, чем в случае non-pCR (*р* <0,001). Таким образом, данный показатель в краниокаудальной и медиолатеральной проекциях обладает прогностической значимостью в отношении предсказания ответа на НАХТ, что подтверждено значениями AUC — 0,776 и 0,733 соответственно. При пороговом значении в краниокаудальной проекции >26,41 чувствительность и специфичность достигали 75 и 72,15% соответственно. Для ΔCGV в медиолатеральной проекции при пороговом значении >13,59 чувствительность и специфичность составили 81,25 и 51,90% соответственно. Однако следует отметить, что использование только одного параметра, а именно значения серого — существенное ограничение исследования.

Z. Wang и соавт. [33] применили радиомический анализ для оценки изображений КСМГ с целью прогнозирования нечувствительности РМЖ к НАХТ. Для создания номограммы использовали радиомические характеристика, а также три независимых клинических фактора риска:

* фоновое паренхиматозное усиление (Background Parenchymal Enhancement, BPE);
* HER2 статус;
* индекс Ki-67 (маркёр, характеризующий активность деления клеток в опухоли).

Для оценки ответа на лечение использованы критерии RECIST (Response Evaluation Criteria in Solid Tumours) путём сравнения наибольшего размера опухоли до начала НАХТ и размера остаточного поражения после её проведения. Различали две группы пациентов в соответствии с течением опухолевого процесса:

* стабилизация заболевания — при уменьшении опухоли <30% или её увеличение <20%;
* прогрессирование заболевания — в случае увеличения опухоли ≥20% (отсутствие ответа на НАХТ).

Предложенная номограмма продемонстрировала высокую прогностическую способность в отношении выявления пациенток с РМЖ, нечувствительного к НАХТ, до начала лечения: AUC — 0,810 (95% 0,575–0,948); точность — 0,80; чувствительность — 0,90; специфичность — 0,70.

N. Mao и соавт. [34] использовали несколько алгоритмов машинного обучения для изучения количественных характеристик изображений КСМГ, полученных как из опухоли, так и из прилегающих областей, охватывая внутриопухолевые и периопухолевые. Авторы отметили, что модель, сочетающая радиомические признаки, извлечённые из внутриопухолевых и периопухолевых областей (с включением краёв шириной до 5 мм), демонстрировала высокую прогностическую эффективность в отношении оценки эффекта на НАХТ (AUC, чувствительность и специфичность — 0,85, 0,58 и 0,91 соответственно).

#### Ультразвуковое исследование

УЗИ основано на улавливании отражённых эхосигналов высокочастотных звуковых волн. Особое распространение, в частности в контексте радиомического анализа, получило количественное УЗИ, при котором с помощью математической обработки сигналов получают объективные численные характеристики тканей. Более того, УЗИ обладает преимуществами, а именно:

* доступность и относительная дешевизна метода;
* независимость от контрастных препаратов;
* возможность частых повторных сканирований благодаря отсутствию лучевой нагрузки.

Среди наиболее распространённых радиомических характеристик для прогнозирования ответа на НАХТ по данным УЗИ выделяют:

* спектральный наклон (Spectral Slope, SS);
* спектральный интерсепт, или интерсепт на частоте 0 МГц (Spectral Intercept, SI);
* средняя полоса пропускания (Midband Fit, MBF);
* средний диаметр рассеивающих частиц (Average Scatterer Diameter, ASD);
* средняя акустическая концентрация (Average Acoustic Concentration, AAC);
* оценка коэффициента затухания (Attenuation Coefficient Estimate, ACE);
* расстояние между рассеивающими частицами (Spacing Between Acoustic Scattered, SAS).

Кроме того, для оценки эффективности НАХТ по данным УЗИ чаще всего используют методы машинного обучения, такие как линейный дискриминантный анализ, k-ближайших соседей, опорных векторов (приложение 2) [35–38].

A. Sadeghi-Naini и соавт. [39] использовали линейный дискриминантный анализ для изучения эффективности средних значений полосы пропускания, спектрального наклона и интерсепта на частоте 0 МГц в прогнозировании ответа на лечение. Они обнаружили, что наилучшее разделение между группами пациентов (с наличием и отсутствием ответа на НАХТ) достигнуто путём объединения текстурных и спектральных характеристик параметрических карт количественного УЗИ, полученных после одной недели лечения, что подтверждено следующими показателями эффективности: чувствительность и специфичность — 100%, а AUC — 1.

L. Sannachi и соавт. [40] с помощью методов машинного обучения разработали модели на основе параметрических и текстурных признаков, извлечённых из результатов количественного УЗИ, для прогнозирования ответа опухоли на НАХТ в зависимости от реакции на лечение через 1, 4 и 8 нед. Наибольшую прогностическую ценность продемонстрировала модель опорных векторов, достигнув значений AUC — 0,71, 0,87 и 0,92 на 1-, 4- и 8-й нед. соответственно.

D. DiCenzo и соавт. [41] разработали модель с помощью метода k-ближайших соседей, которая продемонстрировала высокую прогностическую ценность в отношении определения ответа на НАХТ: AUC — 0,73; точность, чувствительность и специфичность — 87, 91 и 83% соответственно. Созданная модель прогнозирования включала три характеристики: однородность средней акустической концентрации, энергия спектрального интерсепта и энергия расстояния между рассеивающими частицами.

Существует исследование, в котором для создания клинико-диагностических моделей использовали как радиомические признаки, так и молекулярные характеристики опухоли, в частности статус рецепторов эстрогена (ER+/−), прогестерона (PR+/−) и HER2+/− [42]. Так, H. Tadayyon и соавт. [42] провели проспективное исследование, в ходе которого с помощью методов машинного обучения (линейный дискриминантный анализ, k-ближайших соседей, метод опорных векторов) разработали мультипараметрическую модель для прогнозирования ответа на НАХТ. Для её создания использовали текстурные признаки, извлечённые из результатов УЗИ, и молекулярные характеристики опухоли. Область интереса на изображениях УЗИ выделена до лечения как в центральной части опухоли, так и в зоне её краёв (на толщине 3, 5 и 10 мм). Модель на основе радиомических (область интереса — центральной части опухоли + края шириной до 5 мм) и молекулярных признаков, созданная с помощью метода k-ближайших соседей, обладала лучшей производительностью и имела следующие показатели: AUC — 0,81, а точность, чувствительность и специфичность — 88, 90 и 79% соответственно. Однако клинико-диагностическая модель, включающая как радиомические, так и молекулярные маркёры, продемонстрировала снижение точности и значения AUC до 79% и 0,71 соответственно.

Существуют исследования, в которых с целью прогнозирования ответа на НАХТ используют эластографию компрессионную и сдвиговой волны. Данные модальности оценивают механические характеристики тканей, такие как жёсткость и эластичность. Компрессионная эластография включает оценку деформации ткани после применения статической компрессии с помощью ручного манёвра с использованием ультразвукового датчика. Напротив, при проведении эластографии сдвиговой волны количественно определяют скорость распространения сдвиговых волн внутри ткани, которые индуцируются силой сфокусированного акустического излучения [43–45].

Так, J. Fernandes и соавт. [45] проводили компрессионную эластографию для расчёта относительных изменений коэффициента деформации в тканях опухоли молочной железы в течение курса лечения. Коэффициент деформации показал заметное различие между двумя группами ответа после 2 нед. НАХТ (*p* <0,01). Авторы использовали методы машинного обучения для оценки прогностической эффективности относительного изменения коэффициента деформации в качестве маркёра, характеризующего ответ на НАХТ. Модель на основе наивного байесовского классификатора предсказывала pCR с чувствительностью и специфичностью — 84 и 85% соответственно.

Y. Ma и соавт. [43] разработали многомерную линейную регрессионную модель и продемонстрировали, что комплексная оценка индекса Ki-67 с относительными изменениями параметров эластографии сдвиговой волны после второго цикла НАХТ обладает высокой прогностической ценностью. Значение AUC для индекса Ki-67 и относительного изменения жёсткости при выявлении пациентов, не отвечающих на лечение, составило 0,84 и 0,82 соответственно, в свою очередь, для их комбинации — 0,93.

J. Gu и соавт. [46] также полагают, что комплексная оценка индекса Ki-67 и параметров эластографии сдвиговой волны улучшает предсказательную способность модели на середине лечения, достигнув значения AUC — 0,80. Кроме того, они выявили новый радиомический биомаркёр — частота характеристики массы, при изменении которого наблюдают специфическое поведение или реакцию ткани опухоли на применяемое механическое воздействие.

#### Магнитно-резонансная томография с динамическим контрастным усилением

МРТ с динамическим контрастным усилением требует введения контрастного препарата для получения функциональной (динамической) информации о тканях. Данный метод визуализации предоставляет необходимую информацию о морфологии опухоли, включая размер, особенности формы и текстурную неоднородность, а также характеристики её васкуляризации. МРТ с динамическим контрастным усилением можно использовать в следующих случаях (приложение 3):

* при скрининге женщин с высоким риском развития РМЖ;
* в случае диагностики и стадирования опухолей;
* при оценке эффективности лечения и прогнозирования раннего ответа на НАХТ [47].

F. Pesapane и соавт. [48] провели систематический обзор и метаанализ 43 и 34 исследований соответственно, опубликованных с 2013 по 2021 год, в которых использовали радиомический анализ для оценки изображений МРТ молочных желёз с целью предсказания pCR у пациенток с РМЖ, проходящих НАХТ. Кроме того, авторы оценили их методологическое качество с помощью радиомического качественного балла (Radiomics Quality Score, RQS). RQS — это параметр, используемый для оценки качества исследований в области радиомики. Он позволяет стандартизировать и систематически оценивать методологические аспекты радиомических исследований, такие как дизайн, валидация, управление данными и анализ результатов. Систематический обзор выполнен в соответствии с заявлением PRISMA-DTA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analysis for Diagnostic Test Accuracy). Суммарная AUC составила 0,78 (95% ДИ 0,74–0,81). Гетерогенность согласно статистике I² была существенная (71,05%, *p* <0,001), что указывает на значительные различия между исследованиями. Среднее значение RQS составило 12,9 балла (диапазон: −1 до 26), что соответствует 36% максимального количества баллов. Установлено, что год публикации, сила магнитного поля и суммарный балл RQS не объясняли полученные результаты гетерогенности, что требует более глубокого анализа причин этих различий. Кроме того, все исследования были одноцентровыми, что влияет на воспроизводимость и стандартизацию радиомических моделей, ограничивая их широкое применение для оценки ответа на НАХТ в рутинной клинической практике.

В некоторых исследованиях также тестировали различные комбинации молекулярных и радиомических признаков для прогнозирования ответа либо до, либо на раннем этапе НАХТ [49–53].

J.E. Jimenez и соавт. [49] создали прогностическую модель, основанную на радиомических признаках, извлечённых из изображений МРТ до лечения, и данных о содержании инфильтрирующих опухоль лимфоцитов (Tumor-Infiltrating Lymphocyte, TIL) в биоптатах. Они предположили, что при содержании TIL >20% и значении радиомической сигнатуры <0,33 пациентка достигает pCR. Комбинированная прогностическая модель продемонстрировала лучшую диагностическую ценность: AUC — 0,752, а точность, чувствительность и специфичность — 83, 56 и 97% соответственно.

N. Jahani и соавт. [50] проанализировали изображения, полученные с помощью МРТ с динамическим контрастным усилением, с целью оценки изменений внутриопухолевой гетерогенности. Авторы выделили две различные категории признаков. Так, в первой категории различали следующие характеристики:

* особенности воксельной деформации опухоли — изменения в размере, ориентации и форме опухоли (параметр Якобиана — отношение объёма опухоли после первого цикла НАХТ к базовому объёму);
* анизотропный индекс деформации (Anisotropic Deformation Index, ADI);
* индекс «плита–стержень» (Slab-Rod Index, SRI).

Во второй категории выделяли воксельные изменения динамических признаков:

* пиковое усиление (Peak Enhancement, PE);
* скорость накопления контрастного вещества (Wash-in Slope, WIS);
* скорость вымывания контрастного вещества (Wash-out Slope, WOS);
* коэффициент усиления сигнала (Signal Enhancement Ratio, SER).

Модель, основанная на признаках вокселей и созданная с помощью логистической регрессии, продемонстрировала лучшую производительность в отношении прогнозирования pCR, её значение AUC составило 0,74. Кроме того, проведено исследование потенциала демографических и молекулярных признаков для прогнозирования pCR и безрецидивной выживаемости. Модель для прогнозирования pCR, включающая такие параметры, как возраст, раса, гормональный статус рецептора и функциональный объём опухоли, имела значение AUC — 0,71, в свою очередь, включение демографических, молекулярных и воксельных характеристик повысило её значение до 0,78. Авторы также сравнили прогностическую эффективность воксельных и динамических признаков, однако ни одна модель не продемонстрировала улучшение производительности (AUC=0,71, *p* >0,05). Таким образом, воксельные признаки имеют бо́льшую диагностическую ценность в отношении прогнозировании pCR.

E.J. Sutton и соавт. [51] использовали метод «случайного леса» для создания модели прогнозирования pCR на основе радиомических признаков, извлечённых из изображений МРТ до и после лечения, и молекулярных характеристик опухоли. Построены три модели:

* первая модель — на основе только радиомических признаков (AUC, чувствительность и специфичность — 0,83, 0,77 и 0,69 соответственно).
* вторая модель — на основе данных о молекулярном подтипе опухоли и радиомических признаках, она характеризовалась незначительным улучшением прогностической ценности (AUC, чувствительность и специфичность — 0,78, 0,79 и 0,69 соответственно);
* третья модель — на основе радиомических признаков без учёта характеристик интенсивности контрастного усиления при МРТ, она имела показатели эффективности аналогичные первой модели (AUC, чувствительность и специфичность — 0,78, 0,79 и 0,69 соответственно).

M. Fan и соавт. [52] оценивали изменения гетерогенности опухоли с помощью текстурного анализа изображений МРТ, полученных до и после двух циклов НАХТ. Для создания модели прогнозирования использовали метод опорных векторов. Прогностические модели, основанные на радиомических признаках до лечения и параметрах карты Якобиана, имели следующие значения AUC — 0,568 и 0,630 соответственно. Напротив, использование радиомических признаков, извлечённых из изображений МРТ после второго курса НАХТ, повысило прогностическую ценность модели, что подтверждено значением AUC — 0,77. Кроме того, модель, основанная на оценке изменений признаков между изображениями, полученными до и во время лечения, имела значения AUC — 0,73. В свою очередь, комбинированная модель, включающая радиомические признаки и данные о молекулярном подтипе опухоли, обладала наибольшей прогностической ценностью: AUC, чувствительность и специфичность — 0,81, 0,83 и 0,80 соответственно.

L. Hussain и соавт. [53] создавали модели для прогнозирования pCR с помощью методов машинного обучения, комбинируя радиомические признаки, извлечённые из изображений МРТ, с данными о молекулярном подтипе опухоли молочной железы и индексом Ki-67. Модель на основе данных о молекулярном подтипе опухоли, созданная с помощью метода ансамбля деревьев с бустингом и случайным уменьшением выборки, имела следующие показатели эффективности: AUC и точность — 0,82 и 0,84 соответственно. Признаки, полученные в ходе текстурного анализа изображений МРТ, проведённого до начала лечения, после первого курса и в середине, продемонстрировал следующую диагностическую ценность: AUC — 0,88, 0,72 и 0,78 соответственно; точность — 0,86, 0,82 и 0,76 соответственно. Объединение признаков из двух временных точек (до и после первого курса НАХТ) позволило достигнуть высоких показателей эффективности: AUC и точность — 0,96 и 0,84 соответственно. Кроме того, добавление данных о молекулярном подтипе опухоли ещё больше улучшило прогностические возможности модели, повысив AUC и точность до 0,98 и 0,94 соответственно [53].

Параметрические карты ответа (Parametric Response Maps) использовали для исследования областей повышенной и пониженной интенсивности внутри опухоли на ранней стадии лечения [54, 55]. Так, N. Cho и соавт. [54] использовали t-тест (критерий Стьюдента) для сравнения прогностических возможностей традиционных фармакокинетических параметров [в частности, константа переноса (Ktrans), константа скорости элиминации (kep) и относительное экстраваскулярное внеклеточное пространство (ve)] с анализом параметрических карт ответа. Их оценка включала воксельное сравнение между изображениями МРТ с динамическим контрастным усилением, полученными до лечения и после первого курса НАХТ. Воксели с повышенной (>10%) и сниженной интенсивностью помечены как PRMSI+ и PRMSI− соответственно. В результате авторы не обнаружили значительной разницы между группами c pCR и non-pCR по фармакокинетическим параметрам и изменению объёма опухоли. Однако такой признак, как воксели с повышенной интенсивностью параметрической карты ответа, имеет хорошую диагностическую ценность в отношении прогнозирования pCR (после первого курса лечения): значение AUC — 0,770 (95% ДИ 0,626–0,879), а чувствительности и специфичности — 100 и 71% соответственно при пороге 21%.

S. Drisis и соавт. [55] создали параметрические карты ответа с помощью метода аффинной регистрации, включающего вычитание изображений, полученных до лечения (референсное изображение) и после начала НАХТ (трансформированное изображение). Области, в которых отмечено увеличение интенсивности значения вокселей более 10%, были классифицированы как не отвечающие на терапию (PRMdce+), в то время как области, где выявлено снижение интенсивности более 10% после начала лечения — отвечающие (PRMdce−). Исследование продемонстрировало потенциал как патологических характеристик, так и параметрических карт ответа в отношении прогнозирования non-pCR. Установлено, что модели на основе гистопатологических характеристик и паттернов параметрической карты ответа достигли значения AUC — 0,71 и 0,88 соответственно. Авторы также выявили, что PRMdce+ и Grade 2 (умеренная степень дифференциации) опухоли являются значимыми факторами для прогнозирования non-pCR (AUC=0,94).

Методы глубокого обучения также продемонстрировали обнадёживающие результаты в прогнозировании ответа на НАХТ [56, 57]. Так, M.C. Comes и соавт. [56] использовали предварительно обученную свёрточную нейронную сеть для автоматического извлечения признаков низкого уровня (характеристики краёв, линий и точек) из изображений, полученных до и после первого курса НАХТ, заменяя необходимость ручной сегментации. В исследовании также оценивали прогностические способности различных молекулярных признаков, из которых выбраны оптимальные и использованы с применением метода опорных векторов. Модель, основанная на молекулярных признаках (ER, PR, HER2 статус и молекулярный подтип опухоли), достигла следующих значений эффективности: точность, чувствительностью и специфичность — 69,2, 42,9 и 78,9% соответственно. Модель, включающая сочетание молекулярных и радиомических признаков до лечения и на ранних стадиях, продемонстрировала высокую диагностическую ценность на тестовом наборе данных, что подтверждено следующими показателями эффективности: AUC — 0,9, точность, чувствительность и специфичность — 92,3, 85,7 и 94,7% соответственно.

Y. Peng и соавт. [57] сравнивали методы глубокого и машинного обучения в отношении прогнозирования ответа на основе начальных молекулярных, кинетических и радиомических признаков. Традиционные методы машинного обучения включали ручное извлечение радиомических данных и применение оператора наименьшей абсолютной усадки и выбора для оптимального отбора признаков, кроме того, в качестве надёжного контролируемого классификатора использован линейный дискриминантный анализ. Среди методов глубокого обучения для извлечения радиомических признаков использовали глубокую остаточную нейронную сеть ResNeXt50, а для построения модели на основе кинетических и молекулярных признаков — многослойный перцептрон. Значения AUC для моделей, использующих только радиомические, кинетические и молекулярные признаки и созданных с помощью линейного дискриминантного анализа и многослойного перцептрона, не превышали 0,75. Небольшое улучшение эффективности наблюдали при их комбинировании. Однако модель свёрточной нейронной сети, включающая в себя все характеристики, значительно превзошла диагностическую эффективность модели линейного дискриминантного анализа: AUC — 0,832 (95% ДИ 0,816–0,847), точность — 0,772 (95% ДИ 0,724–0,821).

Y. Li и соавт. [58] создали номограмму на основе данных МРТ с динамическим контрастным усилением для прогнозирования pCR у пациенток с тройным негативным РМЖ. Для определения независимых предикторов pCR использовали однофакторный и многофакторный логистический регрессионный анализы. Номограмма построена на основе трёх ключевых предикторов:

* статус андрогенного рецептора (Androgen Receptor, AR);
* объём опухоли;
* время до пика (Time to Peak, TTP).

Полученная номограмма обладала высокой прогностической ценностью, её значение AUC достигло 0,79 в валидационной когорте. Исследование также подчеркнуло, что опухоли, демонстрирующие время до пика в 2 мин, большой объём и AR+, имели меньшую вероятность достижения pCR.

### Проблемы и ограничения применения методов радиомики для прогнозирования эффективности неоадъювантной химиотерапии

Обзор литературы показывает, что модели для прогнозирования ответа на НАХТ значительно эволюционировали с внедрением методов машинного и глубокого обучения. В большинстве исследований выявлены статистически значимые корреляции между радиомическими признаками и ответом на НАХТ. Кроме того, в исследованиях продемонстрированы расширение области интереса, включая как непосредственно опухоль, так и прилежащие ткани (периопухолевую область) [34, 53], а также интеграция радиомических признаков с клинико-молекулярными характеристиками, что открывает перспективы для более глубокого понимания биологии опухолей в контексте НАХТ [33, 34, 49, 50, 51].

Несмотря на многообещающие результаты предсказательных радиомических моделей, выявлены существенные ограничения для применения радиомики в клинической практике. Большинство исследований являются одноцентровыми ретроспективными и охватывают относительно небольшие выборки пациентов [32–34, 49, 55, 57, 58]. В некоторых работах продемонстрированы противоречивые результаты при использовании одинаковых предсказательных характеристик. Кроме того, применение ручной сегментации для выделения области интереса может приводить к вариабельности результатов как одного эксперта, так и между разными экспертами [18, 19]. Качество данных также зависит от используемого диагностического оборудования и квалификации операторов, в то время как большое количество извлекаемых признаков усложняет анализ и интерпретацию, требуя значительных вычислительных ресурсов. Различия в терапевтических режимах, молекулярных подтипах опухоли, а также отсутствие стандартизации протоколов сканирования, анализа и обработки данных вызывают гетерогенность проведённых исследований, что непосредственно влияет на их воспроизводимость [12, 13, 17, 19, 20].

Будущие исследования должны сосредоточиться на устранении существующих пробелов, уделяя приоритетное внимание разработке стандартизированных протоколов сбора данных, которые обеспечат чёткие рекомендации по параметрам сканирования и методам извлечения радиомических признаков. Их гармонизация может снизить вариативность и способствовать получению более сопоставимых и воспроизводимых результатов, что повысит достоверность и обоснованность предсказательных моделей. Основой для этого должны стать проспективные клинические исследования, а также создание обширных и сбалансированных многоцентровых наборов данных. В связи с этим возникает необходимость разработки стандартов и структурированных протоколов, которые обеспечат их универсальное использование в разных центрах, разными пользователями и на разном оборудовании [12, 13, 17, 19, 20].

Сбор внешних и независимых наборов данных для валидации представляет критически важный аспект для тестирования предсказательных моделей. Радиомические наборы данных, используемые для обучения, тестирования и валидации моделей искусственного интеллекта, должны постоянно обновляться и развиваться, включая полные статистические и клинические параметры для интеграции и оценки производительности моделей в клинической практике [12, 13, 17, 19, 20].

Следующим этапом развития радиомики является преодоление вышеописанных ограничений с использованием более простых и широко распространённых методов визуализации, таких как маммография. Она является самым доступным и экономически эффективным методом скрининга РМЖ, широко применяемым в большинстве медицинских учреждений. Маммографические исследования характеризуются высокой стандартизацией, быстротой и лёгкостью проведения. Фокус на использовании маммографии и улучшении её диагностической ценности с помощью методов радиомики и технологий искусственного интеллекта может значительно повысить прогностическую ценность в оценке ответа на НАХТ, обеспечивая более персонализированный и доступный подход к лечению для бо́льшего числа пациенток [24, 26].

### Заключение

РМЖ остаётся глобальной проблемой, требующей разработки инновационных подходов к лечению и прогнозированию его эффективности. Количественная оценка медицинских изображений признана ведущими профессиональными сообществами и представляет собой важный шаг в направлении персонализированной медицины. Её обязательное проведение перед началом НАХТ может улучшить результаты лечения и прогноз для пациенток. Раннее прогнозирование эффективности НАХТ помогает подобрать оптимальную тактику ведения пациенток, тем самым снижая ненужную токсичность, экономические затраты и побочные эффекты, связанные с лечением. Однако радиомике необходимо ещё время, чтобы в будущем сыграть значительную роль в практических исследованиях рака, и ещё больше — для её внедрения в клиническую практику.

### Дополнительная информация

**Приложение 1.** Применение обычной и спектральной маммографии с контрастным усилением для оценки ответа на неоадъювантную химиотерапию у пациенток с раком молочной железы. DOI: ХХХ

**Приложение 2.** Применение ультразвукового исследования для оценки ответа на неоадъювантную химиотерапию у пациенток с раком молочной железы. DOI: ХХХ

**Приложение 3.** Применение магнитно-резонансной томографии с динамическим контрастным усилением для оценки ответа на неоадъювантную химиотерапию у пациенток с раком молочной железы. DOI: ХХХ

**Вклад авторов.** М.М. Сулейманова — сбор и анализ литературных данных, написание и редактирование текста рукописи; Е.В. Кондратьев — концепция работы; В.А. Нечаев, М.В. Ермощенкова — редактирование текста рукописи, научное руководство; А.Ю. Попов, Е.С. Кузьмина — редактирование текста рукописи, научное руководство; Г.Г. Кармазановский — концепция работы, научное руководство. Все авторы одобрили рукопись (версию для публикации), а также согласились нести ответственность за все аспекты работы, гарантируя надлежащее рассмотрение и решение вопросов, связанных с точностью и добросовестностью любой её части.

**Этическая экспертиза.** Неприменимо.

**Источники финансирования.** Отсутствуют.

**Раскрытие интересов.** Авторы заявляют об отсутствии отношений, деятельности и интересов за последние три года, связанных с третьими лицами (коммерческими и некоммерческими), интересы которых могут быть затронуты содержанием статьи.

**Оригинальность**. При создании настоящей работы авторы не использовали ранее опубликованные сведения (текст, иллюстрации, данные).

**Доступ к данным.** Редакционная политика в отношении совместного использования данных к настоящей работе не применима.

**Генеративный искусственный интеллект**. При создании настоящей статьи технологии генеративного искусственного интеллекта не использовали.

**Рассмотрение и рецензирование.** Настоящая работа подана в журнал в инициативном порядке и рассмотрена по обычной процедуре. В рецензировании участвовали три внешних рецензента и научный редактор издания.

### Список литературы | References

1. Giaquinto AN, Sung H, Miller KD, et al. Breast cancer statistics, 2022. *CA: A Cancer Journal for Clinicians.* 2022;72(6):524–541. doi: [10.3322/caac.21754](https://doi.org/10.3322/caac.21754) EDN: [CTOZIC](https://www.elibrary.ru/ctozic)
2. Sung H, Ferlay J, Siegel RL, et al. Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries. *CA: A Cancer Journal for Clinicians.* 2021;71(3):209–249. doi: [10.3322/caac.21660](https://doi.org/10.3322/caac.21660) EDN: [MRLXRI](https://www.elibrary.ru/mrlxri)
3. Tyulyandin SA, Artamonova EV, Zhigulev AN, et al. Breast cancer. *Malignant tumours*. 2023;13(3S2-1):157–200. (In Russ.) DOI: [10.18027/2224-5057-2023-13-3s2-1-157-200](https://doi.org/10.18027/2224-5057-2023-13-3s2-1-157-200) EDN: [VMPFLQ](https://www.elibrary.ru/vmpflq)
4. Shien T, Iwata H. Adjuvant and neoadjuvant therapy for breast cancer. *Japanese Journal of Clinical Oncology.* 2020;50(3):225–229. doi: [10.1093/jjco/hyz213](https://doi.org/10.1093/jjco/hyz213)EDN: [THCTHG](https://www.elibrary.ru/thcthg)
5. Nounou MI, ElAmrawy F, Ahmed N, et al. Breast cancer: conventional diagnosis and treatment modalities and recent patents and technologies. *Breast Cancer: Basic and Clinical Research.* 2015;9:17–34. doi: [10.4137/BCBCR.S29420](https://doi.org/10.4137/bcbcr.s29420) EDN: [VEUPUJ](https://www.elibrary.ru/veupuj)
6. Spring LM, Bar Y, Isakoff SJ. The evolving role of neoadjuvant therapy for operable breast cancer. *Journal of the National Comprehensive Cancer Network.* 2022;20(6):723–734. doi: [10.6004/jnccn.2022.7016](https://doi.org/10.6004/jnccn.2022.7016) EDN: [HXCBOX](https://www.elibrary.ru/hxcbox)
7. Spring LM, Fell G, Arfe A, et al. Pathologic complete response after neoadjuvant chemotherapy and impact on breast cancer recurrence and survival: a comprehensive meta-analysis. *Clinical Cancer Research.* 2020;26(12):2838–2848. doi: [10.1158/1078-0432.CCR-19-3492](https://doi.org/10.1158/1078-0432.ccr-19-3492) EDN: [EGVDWS](https://www.elibrary.ru/egvdws)
8. Wang H, Yee D. I-SPY 2: a neoadjuvant adaptive clinical trial designed to improve outcomes in high-risk breast cancer. *Current Breast Cancer Reports.* 2019;11(4):303–310. doi: [10.1007/s12609-019-00334-2](https://doi.org/10.1007/s12609-019-00334-2) EDN: [PGXZPD](https://www.elibrary.ru/pgxzpd)
9. Boughey JC, McCall LM, Ballman KV, et al. Tumor biology correlates with rates of breast-conserving surgery and pathologic complete response after neoadjuvant chemotherapy for breast cancer. *Annals of Surgery.* 2014;260(4):608–616. doi: [10.1097/SLA.0000000000000924](https://doi.org/10.1097/sla.0000000000000924) EDN: [UOPXUR](https://www.elibrary.ru/uopxur)
10. Murphy BL, Day CN, Hoskin TL, et al. Neoadjuvant chemotherapy use in breast cancer is greatest in excellent responders: triple-negative and HER2+ subtypes. *Annals of Surgical Oncology.* 2018;25(8):2241–2248. doi: [10.1245/s10434-018-6531-5](https://doi.org/10.1245/s10434-018-6531-5) EDN: [YIOYKL](https://www.elibrary.ru/yioykl)
11. Bossuyt V, Provenzano E, Symmans WF, et al. Recommendations for standardized pathological characterization of residual disease for neoadjuvant clinical trials of breast cancer by the BIG-NABCG collaboration. *Annals of Oncology.* 2015;26(7):1280–1291. doi: [10.1093/annonc/mdv161](https://doi.org/10.1093/annonc/mdv161) EDN: [VETAZF](https://www.elibrary.ru/vetazf)
12. Pesapane F, Rotili A, Agazzi GM, et al. Recent radiomics advancements in breast cancer: lessons and pitfalls for the next future. *Current Oncology.* 2021;28(4):2351–2372. doi: [10.3390/curroncol28040217](https://doi.org/10.3390/curroncol28040217) EDN: [YCIMNC](https://www.elibrary.ru/ycimnc)
13. Pesapane F, De Marco P, Rapino A, et al. How radiomics can improve breast cancer diagnosis and treatment. *Journal of Clinical Medicine.* 2023;12(4):1372. doi: [10.3390/jcm12041372](https://doi.org/10.3390/jcm12041372) EDN: [KNQSSO](https://www.elibrary.ru/knqsso)
14. Szilágyi L, Kovács L. Special issue: artificial intelligence technology in medical image analysis. *Applied Sciences.* 2024;14(5):2180. doi: [10.3390/app14052180](https://doi.org/10.3390/app14052180) EDN: [XKFDCF](https://www.elibrary.ru/xkfdcf)
15. Saltybaeva N, Tanadini-Lang S, Vuong D, et al. Robustness of radiomic features in magnetic resonance imaging for patients with glioblastoma: multi-center study. *Physics and Imaging in Radiation Oncology.* 2022;22:131–136. doi: [10.1016/j.phro.2022.05.006](https://doi.org/10.1016/j.phro.2022.05.006) EDN: [YAXEPH](https://www.elibrary.ru/yaxeph)
16. Madabhushi A, Udupa JK. New methods of MR image intensity standardization via generalized scale. *Medical Physics.* 2006;33(9):3426–3434. doi: [10.1118/1.2335487](https://doi.org/10.1118/1.2335487)
17. Rizzo S, Botta F, Raimondi S, et al. Radiomics: the facts and the challenges of image analysis. *European Radiology Experimental.* 2018;2(1):1–8. doi: [10.1186/s41747-018-0068-z](https://doi.org/10.1186/s41747-018-0068-z) EDN: [FCYFNJ](https://www.elibrary.ru/fcyfnj)
18. Baeßler B, Weiss K, Pinto dos Santos D. Robustness and reproducibility of radiomics in magnetic resonance imaging. *Invest Radiol*. 2019;54(4):221–228. doi: [10.1097/RLI.0000000000000530](https://doi.org/10.1097/rli.0000000000000530)
19. van Timmeren JE, Cester D, Tanadini-Lang S, et al. Radiomics in medical imaging-"how-to" guide and critical reflection. *Insights Imaging*. 2020;11(1):91. doi: [10.1186/s13244-020-00887-2](https://doi.org/10.1186/s13244-020-00887-2)
20. Zanca F, Brusasco C, Pesapane F, et al. Regulatory aspects of the use of artificial intelligence medical software. *Seminars in Radiation Oncology.* 2022;32(4):432–441. doi: [10.1016/j.semradonc.2022.06.012](https://doi.org/10.1016/j.semradonc.2022.06.012) EDN: [WHHHQD](https://www.elibrary.ru/whhhqd)
21. Collins GS, Reitsma JB, Altman DG, Moons KGM. Transparent reporting of a multivariable prediction model for individual prognosis or diagnosis (TRIPOD): The TRIPOD statement. *Annals of Internal Medicine.* 2015;162(1):55–63. doi: [10.7326/M14-0697](https://doi.org/10.7326/m14-0697)
22. Coleman C. Early detection and screening for breast cancer. *Seminars in Oncology Nursing.* 2017;33(2):141–155. doi: [10.1016/j.soncn.2017.02.009](https://doi.org/10.1016/j.soncn.2017.02.009)
23. Prasad SN, Houserkova D. The role of various modalities in breast imaging. *Biomedical Papers.* 2007;151(2):209–218. doi: [10.5507/bp.2007.036](https://doi.org/10.5507/bp.2007.036)
24. Katzen J, Dodelzon K. A review of computer aided detection in mammography. *Clinical Imaging.* 2018;52:305–309. doi: [10.1016/j.clinimag.2018.08.014](https://doi.org/10.1016/j.clinimag.2018.08.014)
25. Shin HK, Kim WH, Kim HJ, et al. Prediction of pathological complete response to neoadjuvant chemotherapy using multi-scale patch learning with mammography. *Lecture Notes in Computer Science.* 2021;12928 LNCS:192–200. doi: [10.1007/978-3-030-87602-9\_18](https://doi.org/10.1007/978-3-030-87602-9_18) EDN: [RSETVX](https://www.elibrary.ru/rsetvx)
26. Skarping I, Larsson M, Förnvik D. Analysis of mammograms using artificial intelligence to predict response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer patients: proof of concept. *European Radiology.* 2021;32(5):3131–3141. doi: [10.1007/s00330-021-08306-w](https://doi.org/10.1007/s00330-021-08306-w) EDN: [GHBHYP](https://www.elibrary.ru/ghbhyp)
27. Bhimani C, Matta D, Roth RG, et al. Contrast-enhanced spectral mammography. *Academic Radiology.* 2017;24(1):84–88. doi: [10.1016/j.acra.2016.08.019](https://doi.org/10.1016/j.acra.2016.08.019)
28. Patel BK, Lobbes MBI, Lewin J. Contrast enhanced spectral mammography: a review. *Seminars in Ultrasound, CT and MRI.* 2018;39(1):70–79. doi: [10.1053/j.sult.2017.08.005](https://doi.org/10.1053/j.sult.2017.08.005)
29. Richter V, Hatterman V, Preibsch H, et al. Contrast-enhanced spectral mammography in patients with MRI contraindications. *Acta Radiologica.* 2017;59(7):798–805. doi: [10.1177/0284185117735561](https://doi.org/10.1177/0284185117735561)
30. Mann RM, Balleyguier C, Baltzer PA, et al. Breast MRI: EUSOBI recommendations for women’s information. *European Radiology.* 2015;25(12):3669–3678. doi: [10.1007/s00330-015-3807-z](https://doi.org/10.1007/s00330-015-3807-z) EDN: [NQYZQI](https://www.elibrary.ru/nqyzqi)
31. Sorin V, Sklair-Levy M. Dual-energy contrast-enhanced spectral mammography (CESM) for breast cancer screening. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery.* 2019;9(11):1914–1917. doi: [10.21037/qims.2019.10.13](https://doi.org/10.21037/qims.2019.10.13)
32. Xing D, Mao N, Dong J, et al. Quantitative analysis of contrast enhanced spectral mammography grey value for early prediction of pathological response of breast cancer to neoadjuvant chemotherapy. *Scientific Reports.* 2021;11(1):5892. doi: [10.1038/s41598-021-85353-9](https://doi.org/10.1038/s41598-021-85353-9) EDN: [KGOWWC](https://www.elibrary.ru/kgowwc)
33. Wang Z, Lin F, Ma H, et al. Contrast-enhanced spectral mammography-based radiomics nomogram for the prediction of neoadjuvant chemotherapy-insensitive breast cancers. *Frontiers in Oncology.* 2021;11(APR):605230. doi: [10.3389/fonc.2021.605230](https://doi.org/10.3389/fonc.2021.605230) EDN: [JZIGEN](https://www.elibrary.ru/jzigen)
34. Mao N, Shi Y, Lian C, et al. Intratumoral and peritumoral radiomics for preoperative prediction of neoadjuvant chemotherapy effect in breast cancer based on contrast-enhanced spectral mammography. *European Radiology.* 2022;32(5):3207–3219. doi: [10.1007/s00330-021-08414-7](https://doi.org/10.1007/s00330-021-08414-7) EDN: [KUXMIN](https://www.elibrary.ru/kuxmin)
35. Tadayyon H, Sannachi L, Gangeh M, et al. Quantitative ultrasound assessment of breast tumor response to chemotherapy using a multi-parameter approach. *Oncotarget.* 2016;7(29):45094–45111. doi: [10.18632/oncotarget.8862](https://doi.org/10.18632/oncotarget.8862) EDN: [WSJOFB](https://www.elibrary.ru/wsjofb)
36. Tadayyon H, Sadeghi-Naini A, Czarnota GJ. Noninvasive characterization of locally advanced breast cancer using textural analysis of quantitative ultrasound parametric images. *Translational Oncology.* 2014;7(6):759–767. doi: [10.1016/j.tranon.2014.10.007](https://doi.org/10.1016/j.tranon.2014.10.007) EDN: [UTKPBJ](https://www.elibrary.ru/utkpbj)
37. Jiang M, Li CL, Luo XM, et al. Ultrasound-based deep learning radiomics in the assessment of pathological complete response to neoadjuvant chemotherapy in locally advanced breast cancer. *European Journal of Cancer.* 2021;147:95–105. doi: [10.1016/j.ejca.2021.01.028](https://doi.org/10.1016/j.ejca.2021.01.028) EDN: [ZEWDBI](https://www.elibrary.ru/zewdbi)
38. Byra M, Dobruch-Sobczak K, Piotrzkowska-Wroblewska H, et al. Prediction of response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer with recurrent neural networks and raw ultrasound signals. *Physics in Medicine & Biology.* 2022;67(18):185007. doi: [10.1088/1361-6560/ac8c82](https://doi.org/10.1088/1361-6560/ac8c82) EDN: [IJMZEF](https://www.elibrary.ru/ijmzef)
39. Sadeghi-Naini A, Sannachi L, Pritchard K, et al. Early prediction of therapy responses and outcomes in breast cancer patients using quantitative ultrasound spectral texture. *Oncotarget.* 2014;5(11):3497–3511. doi: [10.18632/oncotarget.1950](https://doi.org/10.18632/oncotarget.1950)
40. Sannachi L, Gangeh M, Tadayyon H, et al. Breast cancer treatment response monitoring using quantitative ultrasound and texture analysis: comparative analysis of analytical models. *Translational Oncology.* 2019;12(10):1271–1281. doi: [10.1016/j.tranon.2019.06.004](https://doi.org/10.1016/j.tranon.2019.06.004)
41. DiCenzo D, Quiaoit K, Fatima K, et al. Quantitative ultrasound radiomics in predicting response to neoadjuvant chemotherapy in patients with locally advanced breast cancer: Results from multi‐institutional study. *Cancer Medicine.* 2020;9(16):5798–5806. doi: [10.1002/cam4.3255](https://doi.org/10.1002/cam4.3255) EDN: [ZMGGKI](https://www.elibrary.ru/zmggki)
42. Tadayyon H, Sannachi L, Gangeh MJ, et al. A priori prediction of neoadjuvant chemotherapy response and survival in breast cancer patients using quantitative ultrasound. *Scientific Reports.* 2017;7(1):45733. doi: [10.1038/srep45733](https://doi.org/10.1038/srep45733)
43. Ma Y, Zhang S, Zang L, et al. Combination of shear wave elastography and Ki-67 index as a novel predictive modality for the pathological response to neoadjuvant chemotherapy in patients with invasive breast cancer. *European Journal of Cancer.* 2016;69:86–101. doi: [10.1016/j.ejca.2016.09.031](https://doi.org/10.1016/j.ejca.2016.09.031) EDN: [XTWRWB](https://www.elibrary.ru/xtwrwb)
44. Prado-Costa R, Rebelo J, Monteiro-Barroso J, Preto AS. Ultrasound elastography: compression elastography and shear-wave elastography in the assessment of tendon injury. *Insights into Imaging.* 2018;9(5):791–814. doi: [10.1007/s13244-018-0642-1](https://doi.org/10.1007/s13244-018-0642-1) EDN: [BRVYAJ](https://www.elibrary.ru/brvyaj)
45. Fernandes J, Sannachi L, Tran WT, et al. Monitoring breast cancer response to neoadjuvant chemotherapy using ultrasound strain elastography. *Translational Oncology.* 2019;12(9):1177–1184. doi: [10.1016/j.tranon.2019.05.004](https://doi.org/10.1016/j.tranon.2019.05.004)
46. Gu J, Polley EC, Denis M, et al. Early assessment of shear wave elastography parameters foresees the response to neoadjuvant chemotherapy in patients with invasive breast cancer. *Breast Cancer Research.* 2021;23(1):1–13. doi: [10.1186/s13058-021-01429-4](https://doi.org/10.1186/s13058-021-01429-4) EDN: [JJUKQT](https://www.elibrary.ru/jjukqt)
47. Fusco R, Sansone M, Filice S, et al. Pattern recognition approaches for breast cancer DCE-MRI classification: a systematic review. *Journal of Medical and Biological Engineering.* 2016;36(4):449–459. doi: [10.1007/s40846-016-0163-7](https://doi.org/10.1007/s40846-016-0163-7)
48. Pesapane F, Agazzi GM, Rotili A, et al. Prediction of the pathological response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer patients with mri-radiomics: a systematic review and meta-analysis. *Current Problems in Cancer.* 2022;46(5):100883. doi: [10.1016/j.currproblcancer.2022.100883](https://doi.org/10.1016/j.currproblcancer.2022.100883) EDN: [QQBBCI](https://www.elibrary.ru/qqbbci)
49. Jimenez JE, Abdelhafez A, Mittendorf EA, et al. A model combining pretreatment MRI radiomic features and tumor-infiltrating lymphocytes to predict response to neoadjuvant systemic therapy in triple-negative breast cancer. *European Journal of Radiology.* 2022;149:110220. doi: [10.1016/j.ejrad.2022.110220](https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2022.110220) EDN: [WEMAMC](https://www.elibrary.ru/wemamc)
50. Jahani N, Cohen E, Hsieh MK, et al. Prediction of treatment response to neoadjuvant chemotherapy for breast cancer via early changes in tumor heterogeneity captured by DCE-MRI registration. *Scientific Reports.* 2019;9(1):12114. doi: [10.1038/s41598-019-48465-x](https://doi.org/10.1038/s41598-019-48465-x) EDN: [NCWAXK](https://www.elibrary.ru/ncwaxk)
51. Sutton EJ, Onishi N, Fehr DA, et al. A machine learning model that classifies breast cancer pathologic complete response on MRI post-neoadjuvant chemotherapy. *Breast Cancer Research.* 2020;22(1):1–11. doi: [10.1186/s13058-020-01291-w](https://doi.org/10.1186/s13058-020-01291-w) EDN: [SKNHGS](https://www.elibrary.ru/sknhgs)
52. Fan M, Chen H, You C, et al. Radiomics of tumor heterogeneity in longitudinal dynamic contrast-enhanced magnetic resonance imaging for predicting response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer. *Frontiers in Molecular Biosciences.* 2021;8(APR):622219. doi: [10.3389/fmolb.2021.622219](https://doi.org/10.3389/fmolb.2021.622219) EDN: [KRRZTI](https://www.elibrary.ru/krrzti)
53. Hussain L, Huang P, Nguyen T, et al. Machine learning classification of texture features of MRI breast tumor and peri-tumor of combined pre- and early treatment predicts pathologic complete response. *BioMedical Engineering OnLine.* 2021;20(1):63. doi: [10.1186/s12938-021-00899-z](https://doi.org/10.1186/s12938-021-00899-z) EDN: [XODCOF](https://www.elibrary.ru/xodcof)
54. Cho N, Im SA, Park IA, et al. Breast cancer: early prediction of response to neoadjuvant chemotherapy using parametric response maps for MR imaging. *Radiology.* 2014;272(2):385–396. doi: [10.1148/radiol.14131332](https://doi.org/10.1148/radiol.14131332) EDN: [UUBLDJ](https://www.elibrary.ru/uubldj)
55. Drisis S, El Adoui M, Flamen P, et al. Early prediction of neoadjuvant treatment outcome in locally advanced breast cancer using parametric response mapping and radial heterogeneity from breast MRI. *Journal of Magnetic Resonance Imaging.* 2019;51(5):1403–1411. doi: [10.1002/jmri.26996](https://doi.org/10.1002/jmri.26996)
56. Comes MC, Fanizzi A, Bove S, et al. Early prediction of neoadjuvant chemotherapy response by exploiting a transfer learning approach on breast DCE-MRIs. *Scientific Reports.* 2021;11(1):14123. doi: [10.1038/s41598-021-93592-z](https://doi.org/10.1038/s41598-021-93592-z) EDN: [IFRRXB](https://www.elibrary.ru/ifrrxb)
57. Peng Y, Cheng Z, Gong C, et al. Pretreatment DCE-MRI-Based deep learning outperforms radiomics analysis in predicting pathologic complete response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer. *Frontiers in Oncology.* 2022;12:846775. doi: [10.3389/fonc.2022.846775](https://doi.org/10.3389/fonc.2022.846775) EDN: [ERVNRP](https://www.elibrary.ru/ervnrp)
58. Li Y, Chen Y, Zhao R, et al. Development and validation of a nomogram based on pretreatment dynamic contrast-enhanced MRI for the prediction of pathologic response after neoadjuvant chemotherapy for triple-negative breast cancer. *European Radiology.* 2021;32(3):1676–1687. doi: [10.1007/s00330-021-08291-0](https://doi.org/10.1007/s00330-021-08291-0) EDN: [MWHPGI](https://www.elibrary.ru/mwhpgi)

### Об авторах/ Authors’ info

|  |  |
| --- | --- |
| Автор, ответственный за переписку: | |
| **\* Cулейманова Мария Мирославовна;**  адрес: Россия, 115446, Москва, Коломенский пр-д, д. 4;  ORCID: 0000-0002-5776-2693;  eLibrary SPIN: 7193-6122;  e-mail: maria.suleymanova95@gmail.com | **\* Maria M. Suleymanova,** MD;  address: 4 Kolomensky psge, Moscow, Russia, 115446;  ORCID: 0000-0002-5776-2693;  eLibrary SPIN: 7193-6122;  e-mail: maria.suleymanova95@gmail.com |
| Соавторы: | |
| **Кармазановский Григорий Григорьевич**, д-р мед. наук, профессор, академик РАН;  ORCID: 0000-0002-9357-0998;  eLibrary SPIN: 5964-2369;  e-mail: karmazanovsky@yandex.ru | **Grigory G. Karmazanovsky**, MD, Dr. Sci. (Medicine), Professor, academician of the Russian Academy of Sciences;  ORCID: 0000-0002-9357-0998;  eLibrary SPIN: 5964-2369;  e-mail: karmazanovsky@yandex.ru |
| **Кондратьев Евгений Валерьевич**, канд. мед. наук;  ORCID: 0000-0001-7070-3391;  eLibrary SPIN: 2702-6526;  e-mail: evgenykondratiev@gmail.com | **Evgeny V. Kondratyev**, MD, Cand. Sci. (Medicine);  ORCID: 0000-0001-7070-3391;  eLibrary SPIN: 2702-6526;  e-mail: evgenykondratiev@gmail.com |
| **Попов Анатолий Юрьевич**, канд. мед. наук; ORCID: 0000-0001-6267-8237;  eLibrary SPIN: 6197-2060;  e-mail: vishnevskogo@ixv.ru | **Anatoly Yu. Popov**, MD, Cand. Sci. (Medicine);  ORCID: 0000-0001-6267-8237;  eLibrary SPIN: 6197-2060;  e-mail: vishnevskogo@ixv.ru |
| **Нечаев Валентин Александрович**, канд. мед. наук;  ORCID: 0000-0002-6716-5593;  eLibrary SPIN: 2527-0130;  e-mail: dfkz2005@gmail.com | **Valentin A. Nechaev**, MD, Cand. Sci. (Medicine);  ORCID: 0000-0002-6716-5593;  eLibrary SPIN: 2527-0130;  e-mail: dfkz2005@gmail.com |
| **Ермощенкова Мария Владимировна**, д-р мед. наук;  ORCID: 0000-0002-4178-9592;  eLibrary SPIN: 2557-7700;  e-mail: ermoshchenkova\_m\_v@staff.sechenov.ru | **Maria V. Ermoshchenkova**, MD, Dr. Sci. (Medicine);  ORCID: 0000-0002-4178-9592;  eLibrary SPIN: 2557-7700;  e-mail: ermoshchenkova\_m\_v@staff.sechenov.ru |
| **Кузьмина Евгения Сергеевна**;  ORCID: 0009-0007-2856-5176;  eLibrary SPIN: 9668-5733;  e-mail: saparts@mail.ru | **Evgeniya S. Kuzmina**,MD;  ORCID: 0009-0007-2856-5176;  eLibrary SPIN: 9668-5733;  e-mail: saparts@mail.ru |

### Приложения

Приложение 1. Применение обычной и спектральной маммографии с контрастным усилением для оценки ответа на неоадъювантную химиотерапию у пациенток с раком молочной железы

Supplement 1. Application of conventional and contrast-enhanced spectral mammography for evaluating the response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer patients

| **Авторы** | **Цель исследования** | **Количество пациентов** | **Тип исследования** | **Параметр(ы)** | **Результаты** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |  |  |
| H.K. Shin и соавт. [25] | создать метод обучения с многоуровневыми патчами для раннего предсказания pCR с использованием результатов маммографи до начала НАХТ | 288 пациентов:  обучающая выборка (*n*=228);  тестовая выборка (*n*=60) | одноцентровое | * радиомические признаки: текстурные и геометрические признаки извлечены из изображений в краниокаудальной и медиолатеральной косой проекциях с помощью ResNet-32 с размером ядра 3; * перед извлечением изображения изменены в размерах на три разные шкалы, затем патчи фиксированного размера извлечены из них; * наборы патчей создавали путём их объединения | * модель при использовании размера ядра 3: AUC=0,80, чувствительность и специфичность — 0,73 и 0,77 соответственно; * модель при использовании размера ядра 7: AUC=0,66, чувствительность и специфичность — 0,5 и 0,83 соответственно; * при использовании извлечённых патчей производительность модели зависела от размера ядра; * использование целых маммограмм (в краниокаудальной и медиолатеральной косой проекциях) превзошло подходы, основанные на выделении области интереса |
| I. Skarping и соавт. [26] | предложить модель на основе глубокого обучения и исходных цифровых маммограмм для предсказания pCR после НАХТ | 453 пациента:  обучающая выборка (*n*=400)  валидационная выборка (*n*=53) | одноцентровое с ретроспективными и проспективными когортами | * радиомические признаки: патчи изображений обрабатывали параллельно с использованием свёрточной нейронной сети на основе ResNet18, затем признаки объединены и обработаны через полностью связный слой (FC) и финальный слой soft-max | * модель искусственного интеллекта на основе радиомических признаков: AUC=0,71, чувствительность и специфичность — 0,46 и 0,9 соответственно; * искусственный интеллект имеет потенциал для помощи в клиническом принятии решений; * необходимо дальнейшее исследование с усовершенствованными подходами и большими наборами данных для изучения его полезности в предсказании реакций пациенток на НАХТ |
| В. Xing и соавт. [32] | исследовать влияние процента снижения серого значения на раннее предсказание pCR или non-pCR после НАХТ | 111 пациентов | одноцентровое ретроспективное | * радиомические признаки: процент снижения серого значения изображений (ΔCGV — разница между данными до и после второго цикла НАХТ, полученная при анализе изображений КСМГ с субтракцией в краниокаудальной и медиолатеральной косой проекциях) | * перед началом НАХТ различия в серых значениях изображений КСМГ между pCR и non-pCR не были статистически значимыми (*p* >0,05); * ΔCGV после двух циклов у пациенток с pCR был выше, чем у пациенток с non-pCR (*p* <0,001); * диагностическая ценность ΔCGV: проекция краниокаудальная: AUC=0,77, порог >26,41, чувствительность и специфичность — 0,75 и 0,72 соответственно; проекция медиолатеральная косая: AUC=0,73, порог >13,59, чувствительность и специфичность — 0,81 и 0,52 соответственно; * ΔCGV можно использовать для предсказания реакции на НАХТ после второго цикла |
| Z. Wang и соавт. [33] | разработать радиомическую номограмму для предсказания нечувствительности рака молочной железы к НАХТ до начала лечения | 117 пациентов:  обучающая выборка (*n*=97);  валидационная выборка (*n*=20) | одноцентровое ретроспективное | * молекулярные признаки: индекс Ki-67 и статус HER2; * радиомические признаки: BPE в дополнение к характеристикам формы и размера, статистическим параметрам первого порядка и текстурным характеристикам | * модель на основе молекулярных признаков + BPE: AUC=0,55, точность, чувствительность и специфичность — 0,65, 0,70 и 0,60 соответственно; * радиомическая модель: AUC=0,81, точность, чувствительность и специфичность — 0,80, 0,90, и 0,70 соответственно; * комбинированная модель (радиомические + молекулярные признаки): AUC=0,81, точность, чувствительность и специфичность — 0,80, 0,90 и 0,70 соответственно; * Radscore имеет хорошую предсказательную способность, однако добавление молекулярных маркёров не значительно улучшило производительность модели |
| N. Mao и соавт. [34] | изучить эффективность радиомических признаков, полученных из внутриопухолевых и периопухолевыхых областей | 118 пациентов:  обучающая выборка (*n*=81);  валидационная выборка (*n*=37) | одноцентровое ретроспективное | * демографические признаки: возраст; * молекулярные и гистопатологические признаки: T-стадия, молекулярный подтип опухоли; * радиомические признаки: первичные статистические данные (описывающие интенсивность вокселей), признаки на основе формы, текстурные признаки (матрица совместного распределения серых уровней, матрица длины пробега серых уровней, матрица размеров зон серых уровней), фильтры (логарифмический, экспоненциальный, градиентный, квадрат, квадратный корень, LBP и вейвлет), извлечённые из 5 областей интереса: внутриопухолевая, 5 и 10 мм периопухолевая, внутриопухолевая +5 и +10 мм периопухолевая | * патологические маркёры: значительных факторов риска не найдено; * модель на основе радиомических признаков: внутриопухолевая область (AUC=0,74); 5 и 10 мм периопухолевая область (AUC=0,75 и AUC=0,78 соответственно); опухоль + 5 и +10 мм периопухолевой области (AUC=0,85 и AUC=0,84 соответственно); * модель на основе радиомических признаков из внутриопухолевой области +5 мм периопухолевой: AUC=0,85, чувствительность и специфичность — 0,58 и 0,91 соответственно |

*Примечание*. pCR (pathological Complete Response) — патологический полный ответ; НАХТ — неоадъювантная химиотерапия; КСМГ — контрастно-усиленная спектральная маммография; CGV (Contrast Gradient Volume) — градиент усиления; non-pCR (non-pathological Complete Response) — отсутствие полного патоморфологического ответа; AUC (Area Under the Curve) — площадь под кривой; Ki-67 — индекс пролиферативной активности; HER2 (Human Epidermal Growth Factor Receptor 2) — рецептор эпидермального фактора роста человека 2-го типа; BPE (Background Parenchymal Enhancement) — фоновое усиление паренхимы; LBP (Local Binary Patterns) — локальные бинарные паттерны.

Приложение 2. Применение ультразвукового исследования для оценки ответа на неоадъювантную химиотерапию у пациенток с раком молочной железы

Supplement 2. Application of ultrasound for evaluating the response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer patients

| **Авторы** | **Цель исследования** | **Количество пациентов** | **Тип исследования** | **Параметр(ы)** | **Результаты** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| A. Sadeghi-Naini  и соавт. [39] | изучить эффективность текстурного анализа результатов количественного УЗИ для раннего прогнозирования клинической и патологической реакции на НАХТ c местнораспространённым РМЖ | 20 пациенток с местнораспространённым РМЖ | одноцентровое | * радиомические признаки: спектральные биомаркёры (MBF, SS и SI); текстурный анализ, выполненный на основе GLCM (контраст, корреляция и однородность) | * эффективность прогнозирования с использованием линейного дискриминантного анализа при комбинировании спектральных и текстурных характеристик, полученных из MBF и SI: AUC, чувствительность и специфичность достигали 1; * другие комбинации признаков имели следующие параметры эффективности: AUC — 0,59 до 0,99; чувствительность — 0,40–1; и специфичность — 0,47–0,93; * прогностическая модель, включающая сочетание текстурных и спектральных признаков, обладала наилучшей прогностической ценностью в отношении дифференциации пациенток с pCRs от non-pCRs на НАХТ |
| L. Sannachi и соавт. [40] | разработать модели, основанные на признаках, извлечённых из количественного УЗИ и в ходе текстурного анализа, для раннего прогнозирования клинической и патологической реакции на НАХТ у пациенток с местнораспространённым РМЖ | 100 пациенток с местнораспространённым РМЖ;  независимый тестовый набор, *n*=24; | одноцентровое | * радиомические признаки: параметры количественного УЗИ (MBF, SS, SI, ACE, SAS, ASD, AAC и их средние значения) после 1-, 4- и 8-й нед.; текстурный анализ, выполненный на основе GLCM (контраст, корреляция, однородность и энергетика) | * модель на основе опорных векторов для прогнозирования ответа на 1, 4 и 8 нед. Соответственно (валидация 1) — точность: 0,82, 0,78 и 0,88; чувствительность: 0,87, 0,80 и 0,87; специфичность: 0,50, 0,67 и 1; * модель на основе опорных векторов для прогнозирования ответа на 1, 4 и 8 нед. соответственно (валидация 2) — точность: 0,72, 0,81 и 0,93; чувствительность: 0,73, 0,84 и 0,93; специфичность: 0,50, 0,67 и 1; * наиболее важные признаки на 1- и 4-й нед. — изменения в текстуре; * наиболее важные признаки на 8-й нед. — изменения * средних параметров количественного УЗИ |
| D. DiCenzo и соавт. [41] | создание модели для раннего прогнозирования клинико-патологической реакции пациентов с местнораспространённым РМЖ с использованием радиомических признаков, извлечённых из количественного УЗИ до НАХТ | 82 пациентки с местнораспространённым РМЖ | многоцентровое проспективное | * радиомические признаки: текстурный анализ изображений в B-режиме и параметрических карт количественного УЗИ (SS, SI, MBF, ASD, AAC, ACE и SAS) с использованием GLCM (контраст, корреляция, энергия, однородность) | * показатели с наилучшей прогностической ценностью (*p* <0,05): SS, MBF, ASD, AAC, ASD-контраст, AAC-контраст, AAC-энергия и AAC-однородность; * модель k-ближайших соседей с лучшей прогностической ценностью: AUC=0,73, точность, чувствительность и специфичность — 87, 91 и 83% соответственно; * реакции пациенток на НАХТ можно предсказать с помощью предварительной оценки результатов количественного УЗИ с приемлемой точностью |
| H. Tadayyon и соавт. [42] | построить модель искусственной нейронной сети для прогнозирования клинических и патологических реакций, а также выживаемости пациентов до начала НАХТ на основе данных количественного УЗИ и молекулярных маркёров | 100 пациенток: 2 группы — отвечающие и не отвечающие; 3 группы — pCR, pPR и без ответа | проспективное | * радиомические признаки: изображения в В-режиме и параметрические карты количественного УЗИ (SS, SI, MBF, ASD, AAC, ACE и SAS), текстурные характеристики с использованием GLCM (контрастность, корреляция, энергия, однородность) и показатели качества изображения, которые сравнивают статистические характеристики из центральной части опухоли + краёв шириной до 5 мм | модель искусственной нейронной сети для классификации пациенток с каким-либо ответом (pCR + pPR) и без ответа продемонстрировала хорошую прогностическую ценность: AUC=0,96, точность, чувствительность и специфичность — 96, 93 и 98% соответственно |
| J. Fernandes и соавт. [45] | оценить способность ультразвуковой эластографии прогнозировать ответ на НАХТ путём мониторинга изменений жёсткости опухоли, вызванных лечением | 92 пациентки с местнораспространённым РМЖ | одноцентровое | * радиомические признаки: среднее значение SR, его процентное снижение по сравнению с исходным значением по данным цветных карт эластографии | * модель наивного байесовского классификатора для дифференциации pCRs от non-pCRs на 1-й нед.: AUC=0,64, точность, чувствительность и специфичность — 0,72, 0,80 и 0,64 соответственно; * модель наивного байесовского классификатора для дифференциации pCRs от non-pCRs на 4-й нед.: AUC=0,75, точность, чувствительность и специфичность — 0,84, 0,85 и 0,83 соответственно; * модель наивного байесовского классификатора для дифференциации pCRs от non-pCRs на 8-й нед.: AUC=0,77, точность, чувствительность и специфичность — 0,83, 0,87 и 0,80 соответственно; * модель наивного байесовского классификатора для дифференциации pCRs от non-pCRs до лечения: AUC=0,81, точность, чувствительность и специфичность — 0,84, 0,84 и 0,85 соответственно; * модель k-ближайших соседей для дифференциации pCRs от non-pCRs на 1-й нед.: AUC=0,44, точность, чувствительность и специфичность — 0,60, 0,84 и 0,36 соответственно; * модель k-ближайших соседей для дифференциации pCRs от non-pCRs на 4-й нед.: AUC=0,72, точность, чувствительность и специфичность — 0,73, 0,81 и 0,65 соответственно; * модель k-ближайших соседей для дифференциации pCRs от non-pCRs на 8-й нед.: AUC=0,66, точность, чувствительность и специфичность — 0,74, 0,95 и 0,54 соответственно; * модель k-ближайших соседей для дифференциации pCRs от non-pCRs до лечения: AUC=0,64, точность, чувствительность и специфичность — 0,72, 0,85 и 0,55 соответственно; * изменения SR коррелируют с реакцией опухоли на НАХТ; * эластографию можно использовать для прогнозирования реакции через 2 нед. * наилучшая эффективность — модель наивного байесовского классификатора для дифференциации pCRs от non-pCRs до лечения |
| Y. Ma и соавт. [43] | изучить потенциал применения эластографии сдвиговой волны и индекса Ki-67 в качестве предикторов ответа на НАХТ при инвазивном РМЖ | 66 пациенток с инвазивным РМЖ (ответ классифицирован в соответствии с индексом RCB — 0, I, II и III) | одноцентровое проспективное | * молекулярные признаки: ER, PR и Ki-67; * радиомические признаки: жёсткость опухоли (E) в разные моменты времени — до НАХТ (E0), после 1-го и 2-го циклов (E1, E2) и перед операцией (E6), в дополнение к их относительным изменениям по сравнению с исходным значением (ΔE1, ΔE2, ΔE6) | * модель прогнозирования pCR и RCB I на основе ΔE2, Ki-67 и их комбинации обладала следующими показателями эффективности соответственно: точность — 0,76, 0,79 и 0,88; чувствительность — 0,67, 0,67и 1; специфичность — 0,89, 0,96 и 0,72; * модель прогнозирования RCB-III по сравнению с другими группами пациентов на основе те же характеристик достигла следующих показателей эффективности: точность — 0,82, 0,84 и 0,93; чувствительность — 0,68, 0,86 и 0,95; специфичность — 0,80, 0,73 и 0,80; * многомерная линейная регрессионная модель, объединяющая индекс Ki-67 с параметрами эластографии сдвиговой волны после 2-го цикла НАХТ, показала лучшие диагностические результаты в сравнении с моделью, основанной только на одном признаке |
| J. Gu и соавт. [46] | оценить роль эластографии сдвиговой волны в раннем прогнозировании реакции пациенток с инвазивным РМЖ на НАХТ по шкале RCB | 62 пациентки с инвазивным РМЖ | одноцентровое  проспективное | * молекулярные признаки: ER, PR, HER2 и Ki-67. * радиомические признаки: размер опухоли, средняя и максимальная эластичность, соотношение средней и максимальной эластичности (Emean, Emax), частота характеристики массы и изменение эластичности, частота характеристики массы во времени | * модель на основе параметров эластографии сдвиговой волны имела следующие показатели эффективности: AUC=0,75, чувствительность и специфичность — 0,77, 0,75 соответственно; * модель на основе параметров эластографии сдвиговой волны и индекса Ki-67 имела следующие показатели эффективности: AUC=0,80, чувствительность и специфичность — 0,72 и 0,73 соответственно; * сочетание индекса Ki-67 с некоторыми параметрами эластографии сдвиговой волны улучшает эффективность прогнозирования; * частота характеристики массы — новый предиктор реакции, определяющий конечную точку НАХТ |

*Примечание*. УЗИ — ультразвуковое исследование; РМЖ — рак молочной железы; НАХТ — неоадъювантная химиотерапия; pCR (pathological Complete Response) — полный патоморфологический ответ; MBF (Mid-Band Fit) — средняя полоса пропускания; GLCM (Gray-Level Co-occurrence Matrix) — матрица совместной встречаемости уровней серого; SS (Spectral Slope) — спектральный наклон; SI (Spectral Intercept) — спектральный интерсепт; RCB (Residual Cancer Burden) — индекс остаточной опухолевой нагрузки; AUC (Area Under the Curve) — площадь под кривой; Ki-67 — индекс пролиферативной активности; ER (Estrogen Receptor) — рецептор эстрогена; PR (Progesterone Receptor) — рецептор прогестерона; E — жёсткость опухоли; HER2 (Human Epidermal Growth Factor Receptor 2) — рецептор эпидермального фактора роста человека 2-го типа; ACE (Attenuation Coefficient Estimate) — оценка коэффициента затухания; SAS (Spasing Between Acoustic Scattered) — расстояние между рассеивающими частицами; ASD (Average Scatterer Diameter) — средний диаметр рассеивающих частиц; AAC (Average Acoustic Concentration) — средняя акустическая концентрация; SR (Strain Ratio) — коэффициент деформации.

Приложение 3. Применение магнитно-резонансной томографии с динамическим контрастным усилением для оценки ответа на неоадъювантную химиотерапию у пациенток с раком молочной железы

Appendix 3. Application of magnetic resonance imaging with dynamic contrast enhancement for evaluating the response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer patients

| **Авторы** | **Цель исследования** | **Количество пациентов** | **Тип исследования** | **Параметр(ы)** | **Результаты** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| J.E. Jimenez и соавт. [49] | оценить прогностическую ценность радиомических признаков, извлечённых из МРТ с динамическим контрастным усилением, и содержанием TIL в отношении предсказания pCR у пациенток с тройным негативным РМЖ, прошедших НАХТ | 80 пациенток с тройным негативным РМЖ, с применением 5-кратной перекрёстной валидации для радиомической и комбинированной модели | одноцентровое ретроспективное | * молекулярные признаки: содержание TIL; * радиомические признаки: объём, однородность, дисперсия пикового времени и вариация | * молекулярная модель: AUC=0,63, точность, чувствительность и специфичность — 0,70, 0,57 и 0,79 соответственно; положительное и отрицательное прогностическое значение — 0,66 и 0,73 соответственно; * радиомическая модель: AUC=0,71, точность, чувствительность и специфичность — 0,73, 0,85 и 0,55 соответственно; положительное и отрицательное прогностическое значение — 0,73 и 0,72 соответственно; * комбинированная модель: AUC=0,75, точность, чувствительность и специфичность — 0,83, 0,56 и 0,97 соответственно; положительное и отрицательное прогностическое значение — 0,91 и 0,81 соответственно |
| N. Jahani и соавт. [50] | оценить изменения внутриопухолевой гетерогенности, измеряемой с помощью воксельной деформации опухоли, для раннего прогнозирования pCR и безрецидивной выживаемости у пациентов с местнораспространённым РМЖ | 132 пациента с локально распространённым РМЖ из испытания I-SPY 1 (проведена 5-кратная перекрёстная валидация) | многоцентровое ретроспективное | * демографические признаки: возраст и раса; * молекулярные признаки: статус гормональных рецепторов; * радиомические признаки: функциональный объём опухоли до и после лечения (FTV1 и FTV2 соответственно), воксельные измерения деформации опухоли (Якобиан, ADI, SRI), и воксельные изменения параметрических карт ответа кинетических характеристик (PE, WIS, WOS, SER) | * модель на основе демографических и молекулярных признаков, а также значения FTV: AUC=0,71; * модель на основе демографических и молекулярных признаков, воксельных характеристик: AUC=0,78; * модель на основе воксельных характеристик: AUC=0,74; * модель на основе сводных показателей (PRMPE, PRMWIS, PRMWOS, PRMSER, FTV2/FTV1): AUC=0,71; * статус гормонального рецептора показал значительную связь с pCR; * воксельные характеристики имеют прогностическую ценность в отношении прогнозирования pCR |
| E.J. Sutton и соавт. [51] | разработать модель для оценки и классификации pCR на основе данных о молекулярном подтипе опухоли и характеристик, извлечённых из изображений МРТ до и после НАХТ | 273 пациентки;  278 случаев рака (*n*=5 двусторонних):  обучающая выборка, *n*=222;  тестовая выборка, *n*=56 | одноцентровое | * молекулярные признаки: молекулярный подтип опухоли; * радиомические признаки: гистограмма первого порядка, текстура Харалика второго порядка, характеристики из краевых карт Габора, меры текстуры Харалика, рассчитанные на основе краевых карт Габора и мера энтропии внутриопухолевого кластера | * модель на основе радиомических признаков: AUC=0,83, чувствительность и специфичность — 0,77 и 0,69 соответственно; * модель на основе радиомических и молекулярных признаков: AUC=0,78, чувствительность и специфичность — 0,79 и 0,69 соответственно; * модель на основе радиомических признаков, но без метрик интенсивности): AUC=0,78, чувствительность и специфичность — 0,79 и 0,69 соответственно; * радиомические признаки, извлечённые до и после НАХТ, могут помочь в оценке pCR |
| M. Fan и соавт. [52] | изучить изменения гетерогенности опухоли на изображениях МРТ до начала лечения и после второго цикла НАХТ, оценить их влияние на точность прогноза | 114 пациенток:  обучающая выборка, *n*=61;  тестовая выборка, *n*=53 | ретроспективное | * молекулярные признаки: молекулярный подтип опухоли; * радиомические признаки: форма, характеристики первого порядка, характеристики GLCM, GLRLM, GLSZM и GLDM; * ∆RAD — различия между изображениями до и после раннего этапа НАХТ | * модель на основе радиомических признаков (до НАХТ): AUC=0,57; * модель на основе радиомических признаков (ранний этап НАХТ): AUC=0,77; * модель на основе радиомических признаков (карты Якобиана): AUC=0,63; * модель на основе ∆RAD: AUC=0,73; * модель на основе комбинации радиомических признаков: AUC=0,77; * модель на основе радиомических и молекулярных признаков: AUC=0,81; * выраженное снижение гетерогенности опухоли отмечают у пациенток с ответом на НАХТ |
| L. Hussain и соавт. [53] | создание моделей для прогнозирования pCR на основе молекулярного подтипа и текстурных характеристик, извлечённых из изображений МРТ опухоли и периопухолевой области на разных этапах лечения | 166 пациенток из исследования I-SPY 1 | многоцентровое ретроспективное | * молекулярные признаки: молекулярный подтип и индекс Ki-67; * радиомические признаки: текстурные характеристики второго порядка, извлечённые из GLCM изображений, полученных до, на раннем этапе и в середине лечения; характеристики периопухолевой области, полученные при 3-, 5- и 7-пиксельной морфологической дилатации | * модель на основе молекулярных признаков: AUC=0,82, точность, чувствительность и специфичность — 0,84, 0,86 и 0,77 соответственно; * модель на основе радиомических признаков, извлечённых из изображений до лечения: AUC=0,88, точность, чувствительность и специфичность — 0,86, 0,86 и 0,85 соответственно; * модель на основе радиомических признаков, извлечённых из изображений на раннем этапе: AUC=0,72, точность, чувствительность и специфичность — 0,82, 0,97 и 0,38 соответственно; * модель на основе радиомических признаков, извлечённых из изображений на середине лечения: AUC=0,78, точность, чувствительность и специфичность — 0,76, 0,93 и 0,30 соответственно; * комбинированная модель (радиомические признаки до лечения и на раннем этапе +молекулярные признаки): AUC=0,98, точность, чувствительность и специфичность — 0,94, 0,95 и 0,92 соответственно; * комбинированная модель (радиомические признаки до лечения и на раннем этапе +молекулярные признаки) продемонстрировала наилучшую прогностическую ценность |
| N. Cho и соавт. [54] | сравнить эффективность параметрической карты ответа на основе изображений МРТ и фармакокинетических параметров в контексте прогнозирования раннего pCR на НАХТ | 48 пациенток | проспективное | * клинические признаки: клиническая стадия, иммуногистохимический режим и тип операции; * демографические признаки: возраст; * молекулярные признаки: статус ER, PR, HER2 и индекс Ki-67; * радиомические признаки: размер и объём опухоли, параметрическая карта ответа, фармакокинетические параметры (Ktrans, kep и ve) | * прогностическая ценность вокселей с увеличенной интенсивностью сигнала (PRMSI+) в прогнозировании pCR по сравнению с non-pCR: пороговое значение — 20,8%, AUC=0,77, чувствительность и специфичность — 1 и 0,71 соответственно; * анализ параметрических карт ответа эффективен в раннем прогнозировании ответа (после первого цикла) |
| L. Drisis и соавт. [55] | определить возможность использования параметрической карты ответа в прогнозировании раннего морфологического ответа и pCR в течение 72 ч после начала химиотерапии | 39 пациенток | одноцентровое ретроспективное | * демографические признаки: возраст; * гистопатологические признаки: статус лимфатических узлов, степень агрессивности опухоли (Grade) и иммунохимический тип; * радиомические признаки: размер опухоли и параметрическая карта ответа | * модель логистического регрессионного анализа на основе демографических и гистопатологических признаков: AUC=0,71; * параметрическая карта ответа для прогнозирования non-pCR: AUC=0,88; * модель на основе демографических и гистопатологических признаков + данные параметрической карты ответа: AUC=0,94; * опухоли Grade 2 (патологический маркёр) и вокселей с увеличенной интенсивностью сигнала более 10% (нереагирующие регионы) — прогнозирование non-pCR |
| M.C. Comes и соавт. [56] | создать модель на основе радиомических признаков, извлечённых из изображений МРТ до и в начале лечения, для прогнозирования pCR на НАХТ | 134 пациентки:  тонкая настройка (*n*=108);  тест (*n*=26) | работа с сетом общедоступного набора данных (исследование I-SPY 1) | * молекулярные признаки: ER, PR, HER2 статус и молекулярный подтип; * радиомические признаки: низкоуровневые характеристики, извлечённые с помощью предварительно обученной свёрточной нейронной сети из изображений до и в начале лечения; низкоуровневые характеристики —локальные детали (края, линии и точки на изображении) | * модель на основе молекулярных признаков: точность, чувствительность и специфичность — 0,69, 0,43 и 0,79 соответственно; * комбинированая модель (молекулярные и радиомические признаки): * AUC=0,90, точность, чувствительность и специфичность — 0,92, 0,86 и 0,95 соответственно; * низкоуровневые характеристики, извлечённые с помощью свёрточной нейронной сети из изображений до и в начале лечения, играют важную роль в раннем прогнозировании pCR |
| Y. Peng и соавт. [57] | использовать изображения МРТ до лечения с целью сравнения прогностических радиомических и глубоких моделей | 356 пациенток | одноцентровое ретроспективное | * молекулярные признаки: ER, PR, HER2 статус и индекс Ki-67; * радиомические признаки: кинетические параметры (Ktrans, kep и MaxSlope); форма, вейвлетные, текстурные и статистические интенсивностные характеристики, извлечённые ручным способом (модели линейного дискриминантного анализа); * автоматическое извлечение различительных признаков непосредственно из изображений с использованием ResNeXt50 (модель глубокого обучения) | * модель линейного дискриминантного анализа на основе молекулярных признаков: AUC=0,74, точность, чувствительность и специфичность — 0,67, 0,81 и 0,63 соответственно; * модель линейного дискриминантного анализа на основе кинетических параметров: AUC=0,68, точность, чувствительность и специфичность — 0,64, 0,68 и 0,63 соответственно; * модель линейного дискриминантного анализа на основе радиомических признаков: все метрики <61%; * комбинированая модель (все признаки): AUC=0,78, точность, чувствительность и специфичность — 0,73, 0,80 и 0,71 соответственно; * модель глубокого обучения на основемолекулярных признаков: AUC=0,75, точность, чувствительность и специфичность — 0,66, 0,81 и 0,62 соответственно; * модель глубокого обучения на основе кинетических параметров: AUC=0,65, точность, чувствительность и специфичность — 0,65, 0,61 и 0,66 соответственно; * модель глубокого обучения на основе радиомических признаков: все метрики <60%; * комбинированная модель глубокого обучения (все признаки): AUC=0,83, точность, чувствительность и специфичность — 0,77, 0,78 и 0,77 соответственно; * модели, использующие только молекулярные признаки, показывали лучшую предсказательную эффективность по сравнению с моделями, использующими только кинетические или радиомические признаки; * комбинированная модель глубокого обучения продемонстрировала лучшую прогностическую ценность |
| Y. Li и соавт. [58] | создать номограмму для прогнозирования вероятности pCR у пациенток с тройным негативным РМЖ на основе признаков, извлечённых из МРТ до лечения, и клинико-молекулярных характеристик | 108 пациенток с тройным отрицательным РМЖ:  обучающая выборка, *n*=87;  валидационная выборка, *n*=21 | одноцентровое ретроспективное | * клинические признаки: содержание CA 15-3, CA 125, CEA, семейный анамнез РМЖ, индекс массы тела, лимфоваскулярная инвазия; * молекулярные признаки: ER, PR, HER2, AR статус, индекс Ki-67; * радиомические признаки: время пика, объём опухоли и максимальный диаметр опухоли | * номограмма в валидационной когорте: AUC=0,79; * номограмма, включающая 3 признака до лечения (объём опухоли, время пика и статус AR), обладает хорошей способностью предсказывать pCR; * более высокое время пика — меньшая вероятность достижения pCR |

*Примечание*. МРТ — магнитно-резонансная томография; НАХТ — неоадъювантная химиотерапия; РМЖ — рак молочной железы; TIL (Tumor-Infiltrating Lymphocyte) — инфильтрирующие опухоль лимфоциты; AUC (Area Under the Curve) — площадь под кривой; ADI (Anisotropic Deformation Index) — анизотропный индекс деформации; SRI (Slab-Rod Index) — индекс «плита–стержень»; FTV (Functional Tumor Volume) — функциональный объём опухоли; PE (Peak Enhancement) — пиковое усиление; WIS (Wash-in Slope) — скорость накопления контрастного вещества; WOS (Wash-out Slope) — скорость вымывания контрастного вещества; SER (Signal Enhancement Ratio) — коэффициент усиления сигнала; I-SPY 1 (Investigation of Serial Studies to Predict Your Therapeutic Response with Imaging and Molecular Analysis 1) — Серийное исследование визуализационных и молекулярных методов для прогнозирования ответа на терапию при раке молочной железы; PRM (Parametric Response Map) — параметрическая карта ответа; GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix) — матрица совместной встречаемости уровней серого; GLRLM (Gray-Level Run-Length Matrix) — матрица длин пробегов уровней серого; Ki-67 — индекс пролиферативной активности; GLSZM (Gray-Level Size-Zone Matrix) — матрица размеров зон уровней серого; GLDM (Gray-Level Dependence Matrix) — матрица зависимости уровней серого; Ktrans — константа переноса; kep — константа скорости элиминации; ve — относительное экстраваскулярное внеклеточное пространство; pCR (pathological Complete Response) — полный патоморфологический ответ; non-pCR (non-pathological Complete Response) — отсутствие полного патоморфологического ответа; ER (Estrogen Receptor) — рецептор эстрогена; PR (Progesterone Receptor) — рецептор прогестерона; HER2 (Human Epidermal Growth Factor Receptor 2) — рецептор эпидермального фактора роста человека 2-го типа; MaxSlope — максимальный уклон; CA 15-3 (Carcinoma Antigen 15-3) — опухолевый маркёр, используемый при мониторинге течения и оценки эффективности терапии рака молочной железы; CA 125 (Сancer Antigen 125) — опухолевый маркёр рака яичников и его метастазов; CEA (Carcinoembryonic Antigen) — раково-эмбриональный антиген; AR (Androgen Receptor) — андрогенный рецептор.