

УДК 004.891.3:618.19-006.6-073.756.8

 10.25209/2079-3316-2026-17-3-3-56

Влияние морфологических МР-признаков на диагностику лимфоваскулярной инвазии злокачественных новообразований молочной железы в прототипе системы поддержки принятия врачебных решений на основе номограмм наивного Байеса

Иван Михайлович Скоробогач^{1✉}, Антон Вячеславович Владзимирский², Юрий Александрович Васильев³, Иван Андреевич Блохин⁴, Роман Владимирович Решетников⁵, Мария Романовна Коденко⁶

Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения города Москвы, Москва, Россия

^{1✉}skorobogachim@zdrav.mos.ru

Аннотация. Цель исследования: обоснование роли морфологических магнитно-резонансных (м-МР) признаков в гибридных морфо-радиомических моделях диагностики лимфоваскулярной инвазии (ЛВИ) злокачественного новообразования (ЗН) молочной железы (МЖ) и разработка прототипа объяснимой системы поддержки принятия врачебных решений (СППВР) на основе номограмм наивного Байеса с интегрированным SHAP-анализом.

Материалы и методы. Нами анализировались данные 191 пациента: 13 м-МР признаков, 12390 радиомических (р-МР) показателей всего объема опухоли (VOI^{entire}) и экстра-туморальных тканей ($VOI^{+2\text{ мм}}$). Целевой признак – ЛВИ. Отбор предикторов выполнен дискретизацией методом Entropy-MDL; классификация – алгоритмом наивного Байеса с лапласовским сглаживанием ($\alpha = 1$). Прототип СППВР реализован как автономное single-page HTML-приложение с интегрированным расчётом логарифма отношения правдоподобия (log-LR) и SHAP-вкладов.

Результаты. Получены две радиомические модели наивного Байеса (NB): NB_ VOI^{entire} ($AUC=0,837$) и NB_ $VOI^{+2\text{ мм}}$ ($AUC-ROC=0,887$). По данным многомерной логистической регрессии перитуморальный отёк повышает шансы ЛВИ в 5,66 раз ($OR\ 5,66$, 95% ДИ: 2,27–14,94, $p<0,001$), признак ободка опухоли на DWI изображении – в 4,05 раза ($OR\ 4,05$, 95% ДИ: 1,63–10,47, $p=0,003$). Включение этих м-МР признаков в гибридные модели статистически значимо улучшило $AUC-ROC$: абсолютный прирост 7,6 процентных пунктов (п.п.) ($p = 0,008$) для интратуморальной модели и 5,3 п.п. ($p = 0,049$) для экстра-туморальной.

Закключение. Прототип СППВР реализует концепцию объяснимой персонализированной диагностики посредством сочетания номограмм наивного Байеса и SHAP-анализа. Включение м-МР признаков перитуморального отёка и DWI-ободка в радиомические сигнатуры является не дополнительным, а структурообразующим элементом, обеспечивающим клиническую устойчивость диагностики.

Ключевые слова и фразы: система поддержки принятия врачебных решений, объяснимый искусственный интеллект, лимфоваскулярная инвазия, инвазивное злокачественное новообразование молочной железы, радиомика, наивный Байес, номограммы, критерий Шепли, MDL-Entropy

Для цитирования: Скоробогач И. М., Владзимирский А. В., Васильев Ю. А., Блохин И. А., Решетников Р. В., Коденко М. Р. Влияние морфологических МР-признаков на диагностику лимфоваскулярной инвазии злокачественных новообразований молочной железы

в прототипе системы поддержки принятия врачебных решений на основе номограмм наивного Байеса // Программные системы: теория и приложения. 2026. Т. 17. № 3(72). С. 3–56. https://psta.psiras.ru/read/psta2026_3_3-56.pdf

Введение

Злокачественное новообразование молочной железы (ЗНМЖ) – наиболее часто диагностируемая опухоль у женщин: в 2023 году в США зарегистрировано 300 590 новых случаев (15,4% всех ЗН) [1]. Высокий уровень смертности обусловлен преимущественно метастатическим распространением [2–5].

Лимфоваскулярная инвазия (ЛВИ) – наличие опухолевых клеток в лимфатических или кровеносных сосудах перитуморальной области – является независимым предиктором сниженной выживаемости [6–8] и важнейшим фактором стратификации риска у пациенток с инвазивным ЗНМЖ [9–11]. Решение о неoadъювантной химиотерапии у пациенток с HR+/HER2-опухолями принимается с учётом ЛВИ [12]. Однако предоперационная пункционная биопсия не обеспечивает надёжной диагностики ЛВИ [13–16], что обуславливает необходимость неинвазивных методов диагностирования.

Радиомика – направление количественного анализа цифровых медицинских изображений, позволяющее выявлять субвизуальные паттерны гетерогенности опухоли [17–22]. Гибридные модели, объединяющие м-МР признаки (перитуморальный отёк, DWI-ободок, состояние подмышечных лимфоузлов) и радиомические показатели, демонстрируют более высокую эффективность диагностики ЛВИ по сравнению с моделями, использующими только радиомику [23–28].

Существенным вызовом для медицинской информатики является разработка СППВР, которые сочетают высокую точность классификации с объяснимостью – возможностью предоставить врачу аргументированное обоснование решения. Это особенно актуально в онкологии, где результат классификации влияет на радикальность хирургического лечения и тактику системной терапии. Ужесточение регуляторных требований к explainable AI в высокорискованных областях применения (включая вступивший в силу EU AI Act [Regulation (EU) 2024/1689]) делает разработку объяснимых программных систем приоритетной задачей.

Цель работы: обоснование роли морфологических МР-признаков в гибридных морфо-радиомических моделях диагностики ЛВИ ЗНМЖ и разработка прототипа объяснимой СППВР на основе номограмм наивного Байеса с интегрированным SHAP-анализом.

Научная новизна:

1. Программная реализация мультимасштабного, мультипараметрического анализа МРТ-данных в едином диагностическом конвейере;
2. Применение дискретизации Entropy-MDL для отбора предикторов вместо традиционной L2-регуляризации логит регрессией;
3. Интеграция номограмм наивного Байеса с SHAP-анализом для обеспечения локальной объяснимости решений на уровне отдельного пациента.

1. Методология

1.1. Дизайн исследования и набор данных

Использован открытый набор данных 191 пациентки с гистологически верифицированным инвазивным ЗНМЖ (<https://github.com/Liuhaibo521/LVI-Dataset>), включающий 146 пациенток без ЛВИ (76,4%) и 45—с ЛВИ (23,6%). Данные получены ретроспективно с января 2019 по июль 2023 года в двух медицинских центрах [29]. Критерии включения: предоперационная МРТ молочной железы с контрастированием; гистологическое подтверждение ЛВИ; отсутствие предшествующей терапии и операций.

МРТ выполнена на томографе 1.5 T MAGNETOM Aera (Siemens AG, Германия) с использованием 18-канальной поверхностной катушки. Два рентгенолога с опытом 7 и 15 лет независимо оценивали изображения; расхождения разрешались консенсусом.

1.2. Извлечение признаков

Морфологические МР признаки. Нами анализировались 13 м-МР признаков (локализация, тип кривой динамического контрастирования усиления, плотность фиброгланулярной ткани, увеличение паренхимы молочной железы, внутриопухолевая высокая интенсивность сигнала, перитуморальный отек, подкожный отек, внутриопухолевый некроз, паттерн внутреннего усиления, признак прилежащего сосуда, повышенная ипсилатеральная васкуляриность, подмышечная лимфоаденопатия, признак ободка опухоли на DWI изображении).

Радиомические показатели ($n = 12390$) извлекались из пяти МРТ-последовательностей (T1-ВИ, T2-ВИ, DWI, ADC, DCE) при двух вариантах сегментации зоны интереса (VOI^{entire} , $VOI^{+2\text{ мм}}$) с использованием библиотеки PyRadiomics 3.1.0 [30]. Применены фильтры Лапласиан Гауссова сглаживания LoG ($\sigma = 2\text{--}5\text{ мм}$) и вейвлет-преобразования.

Обучающая ($n = 134$) и тестовая ($n = 57$) выборки сформированы случайным образом со стратификацией по целевому признаку (ЛВИ)

в соотношении 7:3. Не выявлено статистически значимых различий в распределении клинических и м-МР признаков между выборками ($p > 0,05$).

1.3. Программный конвейер обработки

Конвейер обработки данных включает следующие этапы:

1. Импорт DICOM-данных MRT.
2. Полуавтоматическая сегментация опухоли в 3D Slicer 4.6.
3. Извлечение радиомических признаков через PyRadiomics.
4. Дискретизация методом Entropy-MDL (преобразование непрерывных показателей в порядковые с минимальной потерей информации).
5. Валидация по χ^2 ($p < 0,01$).
6. Машинное обучение алгоритмом наивного Байеса в среде Orange 3.37.0.
7. Оптимизация модели удалением высокорреляционных ($r \geq 0,7$) и малоинформативных переменных.
8. Валидация SHAP на тестовой выборке.
9. Валидация на тестовой выборке с расчётом метрик: AUC-ROC, чувствительности (Sens), специфичности (Spec), классификационной правильности (AC), положительная прогностическая ценность (PPV) и отрицательная прогностическая ценность (NPV) [31].
10. Сравнение моделей по критерию Де-Лонга для AUC-ROC и критерию χ^2 для Sens, Spec, AC, PPV и NPV.

1.4. Алгоритм наивного Байеса с номограммами

Выбор алгоритма обусловлен следующими преимуществами для построения СППВР:

- интерпретируемостью (вклад каждого признака в виде log-LR (логарифм отношения правдоподобия));
- возможностью непосредственного построения номограмм;
- робастностью к малым выборкам и дисбалансу классов;
- эффективной работой особенно с дискретизированными признаками.

В номограмме наивного Байеса для каждого признака отображается относительно оси значений log LR, показывающей вклад каждого признака в логарифмическом масштабе, и пересчитанной в итоговую шкалу логит-функции суммарной апостериорной вероятности Σ .

1.5. Объяснимость по критерию Шепли (SHAP)

Для каждого пациента рассчитывался индивидуальный вклад каждого признака по критерию Шепли (SHAP – SHapley Additive exPlanations). SHAP измеряет абсолютную силу влияния признака на решение независимо от направления (за или против ЛВИ+), что позволяет:

- видеть базовую (среднюю по популяции) вероятность ЛВИ;
- наблюдать индивидуальные отклонения вероятности для конкретного пациента;
- понимать, какие именно признаки определяют диагноз;
- приоритизировать признаки по необходимости контроля качества экспертной оценки.

1.6. Архитектура СППВР

Прототип СППВР реализован как веб-приложение (single-page HTML) с автономным режимом работы, не требующим серверной инфраструктуры. Программная архитектура включает следующие модули:

- Модуль данных: база 191 пациентки (обучающая 134 + тестовая 57).
- Модуль классификации: две параллельные модели – интратуморальная (NB_VOI^{entire}) и экстратуморальная ($NB_VOI^{+2\text{ мм}}$).
- Модуль номограммы: визуализация вкладов признаков по log-LR.
- Модуль SHAP: ранжирование признаков по индивидуальному вкладу.
- Модуль интерфейса: интерактивный выбор пациента, отображение результатов, экспорт заключения.

1.7. Назначение показателей интерфейса прототипа

Совокупность отображаемых показателей формирует целостную систему интерпретации, в которой каждый компонент решает свою задачу (см. таблицу 1).

Критическое различие двух последних показателей: log-LR несёт информацию о направлении влияния (за или против ЛВИ+), SHAP – об абсолютной силе влияния. Их совместное использование исключает противоречивые интерпретации и обеспечивает полноценную объяснимость.

1.8. Статистический анализ

Статистический анализ проводился с использованием программы Jamovi 2.5.7.0. Для расчета отношения шансов (OR) и 95% доверительных интервалов (CI) были выполнены одномерная и многомерная логистическая регрессия. Перекрестные таблицы были проверены с помощью критерия χ^2 , а сравнения AUC проводились с использованием критерия ДеЛонга. Различия считались статистически значимыми при $p < 0,05$.

Таблица 1. Показатели интерфейса прототипа СППВР и их клиническое назначение

Показатель	Содержание	Клиническое назначение
AUC, AC, Sens, Spec, PPV и NPV	Метрики качества модели на тестовой выборке	Оценка доверия к инструменту на популяционном уровне
log-prior-odds (-1, 220)	Логарифм фоновых шансов ЛВИ (распространённость 23,6%)	Калиброванная стартовая точка рассуждения
log-LR по каждому признаку	Логарифм отношения правдоподобия (со знаком)	Направление и сила вклада каждого признака
Σ log-LR / Σ log-odds	Сумма всех вкладов	Итоговый «вес доказательств»
Номограмма (зелёный/красный)	Визуализация вкладов	Пошаговое объяснение логики решения
P(ЛВИ+)	Апостериорная вероятность	Финальный клинический результат
SHAP-вклад (% и score)	Абсолютная значимость признака	Приоритизация внимания врача

2. Результаты

2.1. Этап 1. Радиомические модели диагностики ЛВИ

На первом этапе исследовались две модели: Первая модель NB_VOI^{entire} включает радиомическую сигнатуру (PC₁) из восьми p-МР интратуморальных (VOI^{entire}) показателей. Дискретизацией методом Entropy-MDL установлены пороговые значения диагностики ЛВИ первой моделью ЛВИ и её отсутствия. В группе с ЛВИ высокие уровни чаще выявляются у показателей wavelet-HHH_glrmlm_RunVariance_T2 ($\geq -0,579$, 87 vs 54%, $p < 0,0001$), wavelet-HHL_gldm_lmc1_DCE ($\geq -0,216$, 100 vs 83%, $p = 0,006$) и низкие уровни чаще у показателей wavelet-HLH_firstorder_Mean_T1 ($< 1,703$, 62 vs 13%, $p < 0,0001$), wavelet-LLL_glszm_ZonePercentage_T2 ($< 0,917$, 80 vs 38%, $p < 0,0001$), log-sigma-5-mm-3D_gldm_SmallDependenceLowGrayLevelEmphasis_ADC ($< 0,002$, 100 vs 79%, $p = 0,004$), wavelet-HHL_gldm_SmallDependenceLowGrayLevelEmphasis_DWI ($< 0,004$, 100 vs 86%, $p = 0,006$), wavelet-HHL_gldm_MCC_DCE ($< 0,603$, 100 vs 86%, $p = 0,005$), log-sigma-5-mm-3D_gldm_SmallDependenceLowGrayLevelEmphasis_T2 ($< 0,002$, 100 vs 83%, $p = 0,005$).

Вторая модель NB_VOI^{+2 мм} включает радиомическую сигнатуру (PC₂) из шести экстратуморальных (VOI^{+2 мм}) p-МР показателей. Дискретизацией методом Entropy-MDL установлены пороговые значения диагностики ЛВИ второй моделью ЛВИ и её отсутствия. В группе с ЛВИ высокие уровни чаще выявляются у показателей wavelet-HLL_gldm_JointEntropy_T2 ($\geq 11,11$, 100 vs 82,2%, $p = 0,005$), log-sigma-3-mm-3D_gldm_DependenceEntropy_ADC ($\geq 7,51896$, 100 vs 82,9%, $p < 0,0001$), и низкие уровни чаще

у показателей log-sigma-3-mm-3D_firstorder_Kurtosis_DCE ($< 2,88053$, 96 vs 67%, $p < 0,0001$), wavelet-LLL_glm_Autocorrelation_T1 (< 57998 , 3, 71 vs 37%, $p < 0,0001$), original_ngtdm_Coarseness_ADC ($< 0,00791458$, 100 vs 81%, $p = 0,003$), wavelet-HHH_glszm_SmallAreaEmphasis_ADC ($< 3,345e - 07$, 11 vs 0%, $p < 0,0001$).

Возможность использования радиомических показателей подтверждена двойной валидацией по критериям χ^2 и Шепли. Дискриминационная способность радиомических моделей при попарном сравнении по Де-Лонгу статистически значимо не различалась, $p > 0,05$ (подробности описаны ниже в таблице 2).

2.2. Этап 2. Морфологические МР-предикторы ЛВИ

Среди 13 оцененных признаков МРТ два показали сильную одномерную связь с ЛВИ. У пациентов с ЛВИ+ значительно чаще наблюдались следующие признаки:

- Перитуморальный отек: 64,4% против 22,6
- Признак ободка на ДВИ: 53,3% против 17,1
- Признак прилегающего сосуда: 77,8% против 58,2
- Подмышечная лимфаденопатия: 77,8% против 58,2

По данным многомерной логистической регрессии независимыми предикторами оказались только перитуморальный отёк (OR 5,66; 95% ДИ 2,27–14,94; $p < 0,001$) и DWI-ободок (OR 4,05; 95% ДИ 1,63–10,47; $p = 0,003$).

2.3. Этап 3. Гибридные морфо-радиомические модели

Включение двух м-МР признаков статистически значимо улучшило диагностическую способность гибридных моделей:

- Гибридная модель 1 (NB_VOI^{всЯ}) улучшена на 7,6 п.п. (процентных пункта) (AUC 0,913 против 0,837, $p = 0,008$);
- Гибридная модель 2 (NB_VOI^{+2 мм}) улучшена на 5,3 п.п. (AUC 0,940 против 0,887, $p = 0,049$)

Таблица 2. Эффективность и матрица ошибок 4 моделей диагностирования ЛВИ алгоритмом наивного Байеса

Модели	AUC	AC	Sens	Spec	NPV	PPV
NB_VOI ^{entire}	0,837 ± 0,069	0,807	0,807	0,845	0,786	0,867
NB_VOI ^{entire} +2 м-МР	0,913 ± 0,052	0,789	0,789	0,839	0,762	0,867
NB_VOI ^{+2 мм}	0,887 ± 0,043	0,860	0,860	0,821	0,881	0,800
NB_VOI ^{+2 мм} +2 м-МР	0,940 ± 0,051	0,895	0,895	0,834	0,929	0,800

Вклад МР признаков и показателей в увеличение площади под ROC-кривой гибридными моделями представлен (на рисунке 1):

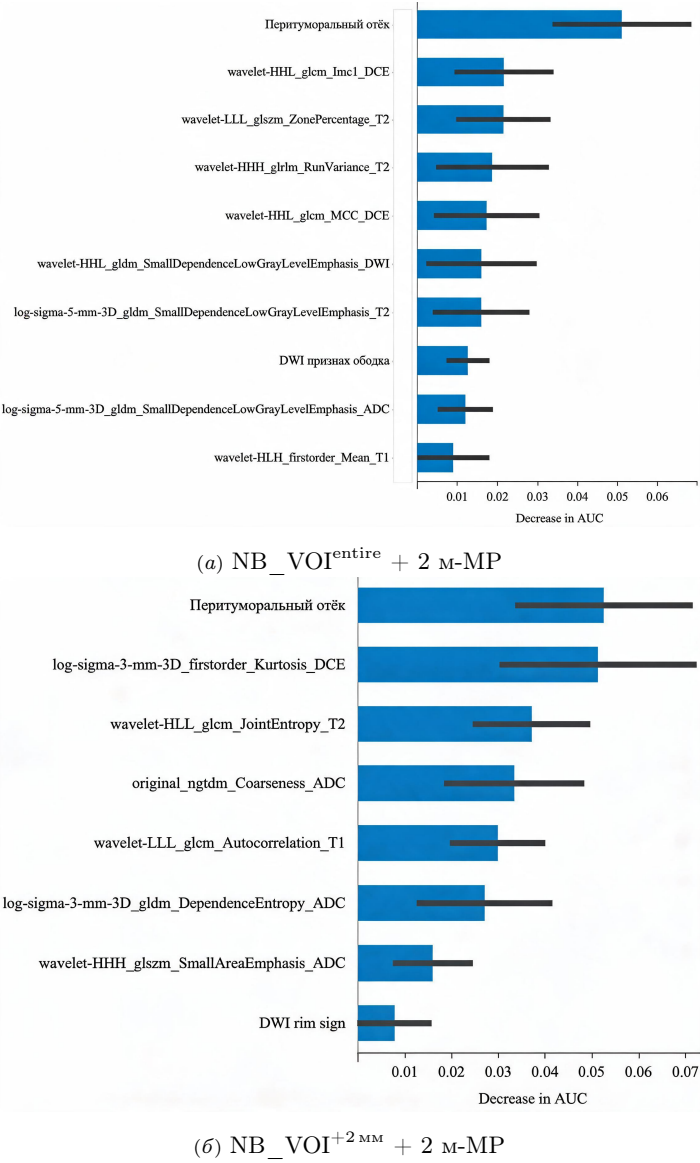


Рисунок 1. Вклад МР признаков и показателей в увеличение площади под ROC-кривой гибридными моделями

В первой гибридной модели NB_VOI^{entire} выявляется ведущее значение перитуморального отёка (26%) и незначительное – признака DWI ободка (6%) во вкладе в увеличение площади под ROC-кривой. Во вторую гибридную модель NB_VOI^{+2 мм} перитуморальный отёк вносит важный вклад (17%) в увеличение площади под ROC-кривой.

Диагностическое отношение шансов (DOR), рассчитанное с помощью одномерной логистической регрессии прогнозируемых вероятностей относительно истинного статуса LVI, увеличилось с logDOR 4,44 (базовый RS₁) до 5,64 (гибридная модель 1) и с 6,49 (базовый RS₂) до 7,48 (гибридная модель 2). Это соответствует увеличению фактического DOR в 3,3 и 2,7 раза соответственно (таблица 3).

ТАБЛИЦА 3. Диагностическое отношение шансов по данным одновариантной логит регрессии предсказанных вероятностей для четырёх моделей ЛВИ ЗНМЖ

Модели	Бес (log-LR)	SE	Z	p	Отношение шансов (95% ДИ)
NB_VOI ^{entire}	4,44	1,25	3,55	<0,001	84,88 (9,30–1421,56)
NB_VOI ^{entire} +2 м-МР	5,64	1,45	3,88	<0,001	280,93 (24,07–8811,12)
NB_VOI ^{+2 мм}	6,49	1,61	4,02	<0,001	656,26 (27,78–15501,53)
NB_VOI ^{+2 мм} +2 м-МР	7,48	1,97	3,79	<0,001	1768,07 (37,06–84335,82)

Таким образом, введение м-МР признаков перитуморального отёка и DWI ободка опухоли в радиомические сигнатуры моделей статистически значимо улучшало способность распознавать ЛВИ и её отсутствие, не влияя на классификационную правильность, правильность диагностики ЛВИ и её отсутствия.

2.4. Прототип системы поддержки принятия врачебных решений

Прототип СППВР «Морфо-радиомическая диагностика ЛВИ при ЗНМЖ» реализован как single-page HTML приложение (рисунок 2). Интерфейс содержит две параллельные панели:

- Модель 1 – гибридная с интратуморальной сигнатурой (NB_VOI^{entire}): AUC = 0,913, AC = 0,789, Sens = 0,789, Spec = 0,839, PPV = 0,867;
- Модель 2 – гибридная с экстратуморальной сигнатурой (NB_VOI^{+2 мм}): AUC = 0,940, AC = 0,895, Sens = 0,895, Spec = 0,834, PPV = 0,800.



Рисунок 2. Прототип системы поддержки принятия врачебных решений «Морфо-радиомическая диагностика ЛВИ при ЗНМЖ». Слева – интратуморальная модель, справа – экстрамуральная. Прототип реализован как автономное веб-приложение на базе наивного Байеса с лапласовским сглаживанием ($\alpha = 1$), MDL-Entropy дискретизацией порогов, расчётом Shapley score, log-likelihood ratio признака.

Каждая панель отображает:

- (1) Метрики модели (AUC, AC, Sens, Spec, NPV, PPV);
- (2) Входные параметры с указанием диапазонов MDL-Entropy и текущих значений показателей пациента;
- (3) Диагностика моделью – апостериорные вероятности $P(\text{ЛВИ}+)$ и $P(\text{ЛВИ}-)$, log-prior-odds, log-LR;
- (4) Лог-отношения правдоподобия по признакам – таблица $P(x|+)$, $P(x|-)$, log-LR для каждого радиомического и морфологического признака;
- (5) Номограмму наивного Байеса с горизонтальными столбцами вкладов в log-odds (зелёный – вклад в пользу ЛВИ+, красный – в пользу ЛВИ-);
- (6) Вклад признаков по критерию Шепли – нормализованный score с процентным распределением.

Управляющие элементы позволяют:

- последовательно перебирать примеры ЛВИ+ и ЛВИ-;
- выбрать случайного пациента;
- работать с базой пациентов (191 пациент: обучающая 134 + тестовая 57);
- скачивать заключение;
- пересчитывать результат при изменении значений показателей.

2.5. Клинический пример: верификация работы прототипа СППВР

Описание клинического наблюдения. Пациентка, id 201 (тестовая выборка), с гистологически верифицированным инвазивным ЗНМЖ. Референсный гистологический результат – ЛВИ-положительный статус (ЛВИ+).

По результатам экспертной оценки МРТ выявлены оба м-МР предиктора ЛВИ: перитуморальный отёк (гиперинтенсивный сигнал на T2-ВИ в окружающей ткани) и признак ободка опухоли на DWI (rim sign).

Прототип СППВР запущен в двух режимах: Сценарий 1 (рисунки 3 и 4), в котором м-МР признаки установлены в значение «выявлен» (соответствует истинной картине МРТ) и Сценарий 2 (рисунки 5 и 6), в котором м-МР признаки установлены в значение «не выявлен», что имитирует сценарий, при котором рентгенолог пропустил данные паттерны:



Рисунок 3. Панели СППВР «Морфо-радиомическая диагностика ЛВИ при ЗНМЖ», отображающие правильное диагностическое состояние, при котором оба признака m-MRI корректно идентифицированы (Сценарий 1); гибридная интратуморальная модель с *невыявленными* МР признаками

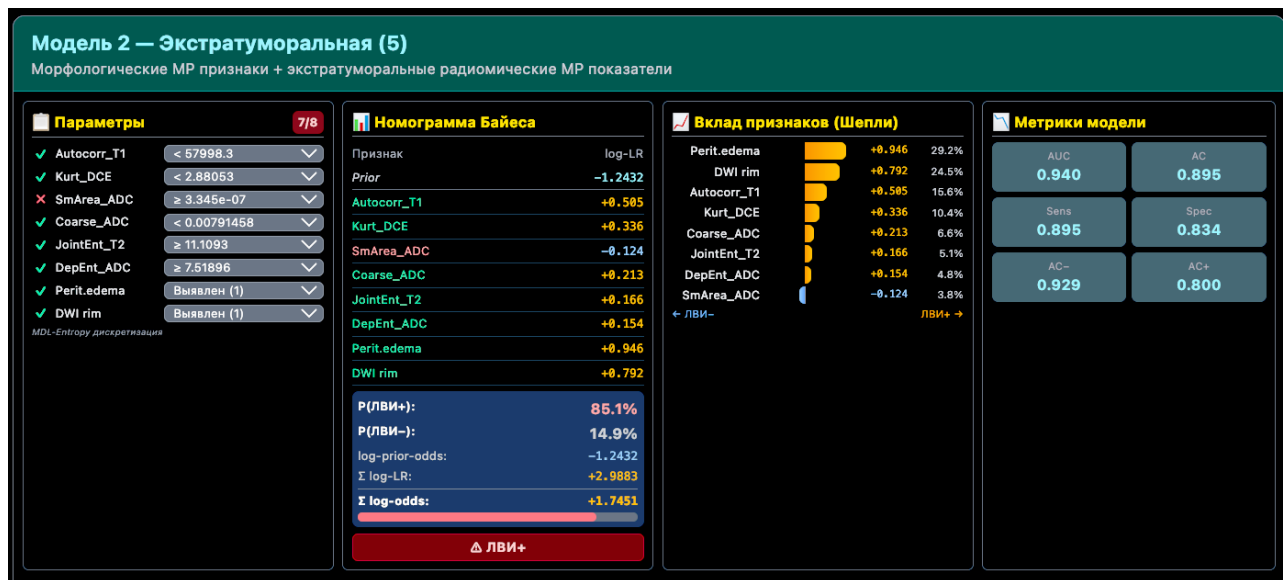


Рисунок 4. Панели СППВР «Морфо-радиомическая диагностика ЛВИ при ЗНМЖ», отображающие правильное диагностическое состояние, при котором оба признака m-MRI корректно идентифицированы (Сценарий 1); гибридная экстратуморальная модель с выявленными МР признаками



Рисунок 5. Панели СППВР «Морфо-радиомическая диагностика ЛВИ при ЗНМЖ», отображающие правильное диагностическое состояние, при котором оба признака m-MR «не выявлены» (Сценарий 2); гибридная интратуморальная модель

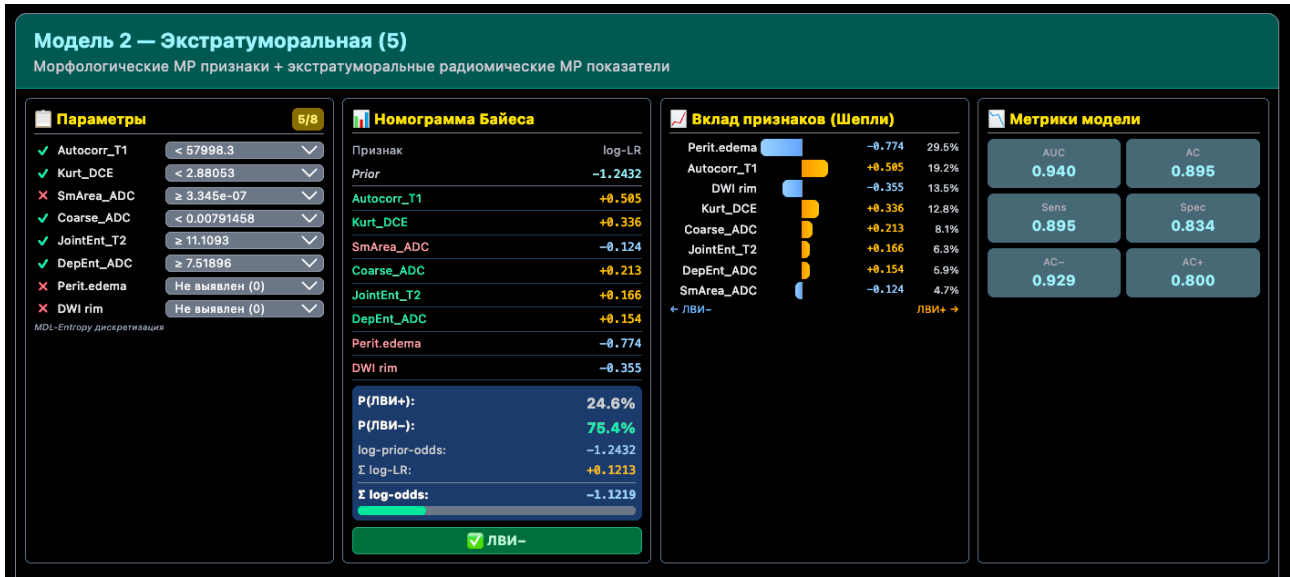


Рисунок 6. Панели СППВР «Морфо-радиомическая диагностика ЛВИ при ЗНМЖ», отображающие правильное диагностическое состояние, при котором оба признака m-MR «не выявлены» (Сценарий 2); гибридная экстратуморальная модель

Сравнительные результаты двух режимов. В сценарии 1 обе модели правильно классифицировали ЛВИ-положительный статус (ЛВИ+) (таблица 4). В сценарии 2 интратуморальная модель перешла в зону полной клинической неопределённости ($P = 49,9\%$, итоговая сумма логарифмов шансов $\Sigma \log\text{-odds}$ практически равна нулю: $-0,005$), а экстратуморальная – дала инверсию диагностики с формированием ложноотрицательного результата ($P = 24,6\%$). Значение $24,6\%$ оказывается крайне близким к базовой априорной вероятности ЛВИ в популяции ($22,4\%$, рассчитанной из фонового $\log\text{-prior-odds} = -1,2432$). Это свидетельствует о том, что при потере информации о ключевых морфологических признаках байесовская система закономерно осуществляет регрессию к среднему, признавая текстурные радиомические признаки недостаточными для уверенной диагностики.

Таблица 4. Сравнение диагностики ЛВИ у пациентки id 201 в двух режимах работы прототипа

Модель	Сценарий 1	Сценарий 2	$\Delta P(\text{ЛВИ}+)$
Интратуморальная ($\Sigma \log\text{-odds}$)	+2,862	-0,005	—
Интратуморальная ($P(\text{ЛВИ}+)$)	94,6% (ЛВИ+)	49,9% (зона неопред.)	-44,7 п.п.
Экстратуморальная ($\Sigma \log\text{-odds}$)	+1,745	-1,122	—
Экстратуморальная ($P(\text{ЛВИ}+)$)	85,1% (ЛВИ+)	24,6% (ложноотриц.)	-60,5 п.п.

Примечание: м-МР признаки «выявлены» в сценарии 1 и «не выявлены» в сценарии 2.

SHAP-ранжирование в обоих сценариях. Суммарный SHAP-вклад двух м-МР признаков (перитуморального отёка и DWI-ободка) существенно выше в экстратуморальной модели, чем в интратуморальной: $53,7\%$ vs $42,4\%$ в сценарии 1 и $43,0\%$ vs $32,2\%$ в сценарии 2. Это означает, что экстратуморальная радиомическая сигнатура, извлечённая из перитуморальной зоны, в значительно большей степени зависит от макроскопических морфологических маркеров ЛВИ, чем интратуморальная. Данная особенность объясняет и более выраженную инверсию прогностического заключения при утрате этих маркеров: снижение апостериорной вероятности ЛВИ+ на $60,5$ п.п. в экстратуморальной модели по сравнению с $44,7$ п.п. в интратуморальной.

Объяснение «парадокса» сохранения высокого SHAP-вклада. На первый взгляд может показаться парадоксальным сохранение лидирующих позиций м-МР признаков в SHAP-ранжировании при их установке в значение «не выявлены». Однако это отражает фундаментальное свойство объяснимой классификации: SHAP измеряет абсолютную силу влияния признака, а не его направление. Бинарный признак у байесовского классификатора всегда имеет два «полюса»: при наличии – большой положительный $\log\text{-LR}$ (+0,946 для перитуморального отёка и 0,792 для DWI-ободка), при отсутствии – большой отрицательный $\log\text{-LR}$ (–0,774 и –0,355 соответственно). Оба значения по модулю велики, потому что сама статистическая связь признака с целевой переменной сильная. Если бы признак был слабым (распределение почти одинаково в группах ЛВИ+ и ЛВИ–), его $\log\text{-LR}$ был бы близок к нулю в обоих состояниях, и SHAP давал бы ему низкий ранг независимо от значения у пациента.

Следовательно, высокий SHAP-ранг перитуморального отёка и DWI-ободка в обоих сценариях подтверждает, что именно эти два признака являются «диагностическими переключателями» модели – они с наибольшей силой смещают решение в любую сторону. Данная закономерность воспроизводится в обеих моделях: перитуморальный отёк сохраняет первое место в SHAP-ранжировании как при значении «выявлен», так и при значении «не выявлен» – как в интратуморальной (23,1% → 22,1%), так и в экстратуморальной (29,2% → 29,5%) моделях. Это имеет важное клиническое следствие: признаки с высоким SHAP-весом требуют максимальной тщательности экспертной оценки, поскольку любая ошибка их интерпретации приводит к максимальному изменению апостериорной вероятности.

Необходимость комплексного отображения показателей прототипа. Клинический пример наглядно демонстрирует, почему прототип СППВР отображает именно такой набор показателей и почему любое его сокращение приводит к противоречиям интерпретации:

- Только AUC и P(ЛВИ+) – врач видит результат, но не понимает, почему модель дает такую диагностику. В сценарии 2 экстратуморальной модели результат P = 24,6% выглядел бы как относительно уверенной отрицательной диагностики без указаний на источник этой «уверенности» и без понимания, что результат обусловлен не радиомическими данными, а исключительно отрицательным весом ($\sum \log\text{-LR} = -1,129$) двух ключевых м-МР признаков.
- Только $\log\text{-LR}$ без SHAP – невозможно приоритизировать внимание. Врач не понимает, какой признак стоит проверить в первую очередь.

- Только SHAP без направления – высокий ранг перитуморального отёка в сценарии 2 без знака log-LR создал бы ложное впечатление, что признак подтверждает ЛВИ+, тогда как в действительности он голосует «против» (log-LR = -0,774).
- Без log-prior-odds – апостериорные вероятности были бы систематически завышены без учёта эпидемиологической частоты ЛВИ. В данном примере близость $P = 24,6\%$ к фоновой распространённости $22,4\%$ клинически значима: она показывает, что без м-МР признаков экстратуморальная модель не способна извлечь индивидуально значимую информацию из радиомических данных пациентки.

Сочетание AUC, log-prior-odds, log-LR с номограммой, SHAP-ранжирования и итоговой апостериорной вероятности устраняет эти противоречия и формирует полноценную систему объяснимости: AUC обосновывает доверие к инструменту, log-prior-odds задаёт калиброванную стартовую точку, log-LR и номограмма раскрывают логику рассуждения, SHAP расставляет приоритеты внимания, а $P(\text{ЛВИ}+)$ даёт итоговый клинический результат.

Биологическая обоснованность м-МР признаков. Эффект, продемонстрированный клиническим примером, имеет биологическое основание:

- перитуморальный отёк отражает лимфостаз и воспалительную перестройку микроокружения, ассоциированную с обструкцией перитуморальных лимфатических сосудов опухолевыми эмболами и активацией ангиогенеза;
- признак DWI-ободка указывает на ограничение диффузии в зоне максимальной клеточной плотности и пролиферативной активности на границе опухоли/строма, где наиболее вероятна сосудистая инвазия.

Эти признаки комплементарны субвизуальным текстурным паттернам, фиксируемым радиомическими дескрипторами, и не дублируют их информационное содержание, что и обеспечивает синергический эффект гибридной модели. Особенно показательно поведение экстратуморальной модели: несмотря на то что радиомические показатели $\text{VOI}^{+2 \text{ мм}}$ извлекаются из перитуморальной зоны, непосредственно отражающей область потенциальной лимфоваскулярной инвазии, их прогностическая ценность без морфологических МР-признаков оказывается недостаточной – апостериорная вероятность ЛВИ падает с $85,1\%$ до $24,6\%$, фактически возвращаясь к фоновому уровню ($22,4\%$). Это свидетельствует

о том, что перитуморальный отёк и DWI-ободок кодируют биологическую информацию иного масштаба (макроскопический лимфостаз и зональное ограничение диффузии), которая не может быть полностью компенсирована субвоксельными текстурными дескрипторами.

3. Обсуждение

Способность радиомических показателей отражать гетерогенность опухоли лежит в основе диагностики ЗНМЖ. Современные исследователи используют р-МР показатели, извлечённые как из всей опухоли [23–28], так и из перитуморальных тканей. Гетерогенность перитуморальной ткани сохраняется на расстоянии до 4 мм от первичной опухоли [32], что позволяет использовать показатели $VOI^{+2\text{ мм}}$ для диагностики ЛВИ, метастазов в подмышечные лимфоузлы [33–35] и уровня Ki-67 [36].

В диагностике ЛВИ обозначились две тенденции: создание гибридных моделей с включением м-МР признаков и использование экстраатуморальных р-МР показателей наряду с интратуморальными [27, 29].

В нашем исследовании установлено, что включение перитуморального отёка и DWI-ободка в радиомические сигнатуры статистически значительно улучшает дискриминационную способность моделей наивного Байеса (абсолютный прирост AUC 7,6 п.п. и 5,3 п.п. соответственно). Программная реализация дискретизации Entropy-MDL оказалась более эффективной по сравнению с традиционной L2-регуляризацией логит регрессией: сравнение с опубликованными результатами на том же наборе данных (KNN: AUC = 0,688) [29] показывает превосходство наших моделей (AUC = 0,940).

Клинический пример, представленный в работе, демонстрирует принципиальную значимость м-МР признаков как диагностических переключателей модели. Сохранение их высокого SHAP-ранга при инверсии знака log-LR подтверждает, что объяснимость прототипа реализована корректно: SHAP отражает не итоговую диагностику, а информационную ценность признака как инструмента различения классов. Это согласуется с теоретическими основами SHAP как меры маргинального вклада признака в классификацию [37].

Двойной механизм объяснимости (номограмма Байеса + SHAP) реализует регуляторные требования к explainable AI, в том числе действующие требования EU AI Act. Систематическое применение SHAP в сочетании с номограммами наивного Байеса для диагностики ЛВИ ранее не описывалось.

3.1. Программная архитектура и технологические преимущества

Реализация прототипа как автономного single-page HTML-приложения обеспечивает:

- независимость от серверной инфраструктуры и интернет-соединения;
- соответствие требованиям информационной безопасности медицинских организаций;
- возможность встраивания в существующие рабочие места рентгенологов без интеграционных затрат;
- кроссплатформенность и переносимость.

Комбинация лапласовского сглаживания ($\alpha = 1$) с MDL-Entropy дискретизацией обеспечивает робастность к малым выборкам и дисбалансу классов – ключевую характеристику для медицинских данных.

3.2. Ограничения

- Ретроспективный характер исследования с присущим селекционным смещением.
- Относительно небольшая выборка (191 пациент) с дисбалансом классов (23,6% ЛВИ).
- Отсутствие проспективной валидации на независимой когорте.
- Использование данных одного производителя оборудования (Siemens 1,5 T) – необходима проверка переносимости на МР-системы 3 T и других производителей.

3.3. Направления дальнейшего развития

- проспективная мультицентровая клиническая валидация;
- интеграция с PACS/RIS-системами через DICOM-интерфейс;
- автоматизация сегментации опухоли с использованием глубокого обучения (U-Net и его модификации);
- расширение базы пациентов и оценка влияния на клинические исходы;
- сертификация программного обеспечения как медицинского изделия.

Выводы

- (1) Морфологические МР-признаки перитуморальный отёк и DWI-ободок опухоли являются независимыми предикторами ЛВИ (OR 5,66 и 4,05 соответственно). Их включение в радиомические сигнатуры моделей наивного Байеса статистически значимо повышает AUC-ROC на 5,3–7,6 п.п.
- (2) Разработанный прототип СППВР обеспечивает объяснимую персонализированную диагностику ЛВИ за счёт сочетания номограмм наивного Байеса и SHAP-анализа. Совокупность отображаемых показателей (AUC, log-prior-odds, log-LR, номограмма, SHAP, P(ЛВИ+)) формирует непротиворечивую систему интерпретации, в которой каждый компонент решает специфическую задачу и устраняет ограничения других показателей.
- (3) Клинический пример демонстрирует, что м-МР признаки являются структурообразующими предикторами модели: их исключение приводит к снижению апостериорной вероятности ЛВИ с 94,6% до 49,9% (зона неопределённости) или к инверсии диагностики с 85,1% до 24,6% (ложноотрицательный результат у пациентки с гистологически подтверждённой ЛВИ+).
- (4) Сохранение высокого SHAP-ранга м-МР признаков независимо от их значения у пациентки отражает фундаментальное свойство модели – данные признаки являются её главными «диагностическими переключателями». Это обосновывает необходимость повышенного контроля качества экспертной оценки именно тех признаков, которые имеют высокий SHAP-вес.
- (5) Программная реализация прототипа в виде автономного single-page HTML-приложения обеспечивает практическую применимость без серверной инфраструктуры и не требует от конечного пользователя специальных навыков работы с радиомическими данными.

Список использованных источников

- [1] Siegel R. L., Miller K. D., Wagle N. S., Jemal A. *Cancer statistics, 2023* // CA: A Cancer Journal for Clinicians. – 2023. – Vol. **73**. – No. 1. – Pp. 17–48.  [↑](#)³¹
- [2] Држевецкая К. С., Корженкова Г. П. *Результаты двух лет маммографического скрининга на территории Калужской области* // Вестник рентгенологии и радиологии. – 2022. – Т. **103**. – № 4–6. – С. 18–27.  [↑](#)³¹
- [3] Меских Е. В., Нуднов Н. В., Мухутдинова Г. З., Воробьева В. О. *Редкая форма рака молочной железы и очаги в легком: всегда ли ждать метастазов?* Вестник рентгенологии и радиологии. – 2022. – Т. **103**. – № 4–6. – С. 88–93.  [↑](#)³¹

- [4] Тюрин И. Е., Рожкова Н. И., Артамонова Е. В., Бусько Е. А., Диденко В. В., Зикиряходжаев А. Д., Карпова М. С., Кветенадзе Г. Е., Криворотько П. В., Мазо М. Л., Петровский А. В., Пучкова О. С., Серебрякова С. В., Бакулева А. П. *Роль контрастных методов исследования в ранней диагностике и планировании лечения рака молочной // Вестник рентгенологии и радиологии.*– 2024.– Т. **105**.– № 2.– С. 48–57.  ^{↑31}
- [5] Sung H., Ferlay J., Siegel R. L., Laversanne M., Soerjomataram I., Jemal A., Bray F. *Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries // CA: A Cancer Journal for Clinicians.*– 2021.– Vol. **71**.– No. 3.– Pp. 209–249.  ^{↑31}
- [6] Rakha E. A., Martin S., Lee A. H. S., Morgan D., Pharoah P. D., Hodi Z., Macmillan D., Ellis I. O. *The prognostic significance of lymphovascular invasion in invasive breast carcinoma // Cancer.*– 2012.– Vol. **118**.– No. 15.– Pp. 3670–3680.  ^{↑31}
- [7] Rakha E. A., Abbas A., Ahumada P. P., ElSayed M. E., Colman D., Pinder S. E., Ellis I. O. *Diagnostic concordance of reporting lymphovascular invasion in breast cancer // Journal of Clinical Pathology.*– 2018.– Vol. **71**.– No. 9.– Pp. 802–805.  ^{↑31}
- [8] Gujam F. J., Going J. J., Edwards J., Mohammed Z. M. A., McMillan D. C. *The role of lymphatic and blood vessel invasion in predicting survival and methods of detection in patients with primary operable breast cancer // Critical Reviews in Oncology/Hematology.*– 2014.– Vol. **89**.– No. 2.– Pp. 231–241.  ^{↑31}
- [9] Giuliano A. E., Hawes D., Ballman K. V., Whitworth P. W., Blumencranz P. W., Reintgen D. S., Morrow M., Leitch A. M., Hunt K. K., McCall L. M., Abati A., Cote R. *Association of occult metastases in sentinel lymph nodes and bone marrow with survival among women with early-stage invasive breast cancer // JAMA.*– 2011.– Vol. **306**.– No. 4.– Pp. 385–393.  ^{↑31}
- [10] Ozgul H., Cakir R. C., Celik O., Yildiz T. C., Aydemir E., Hark B. D., Lale A. *Factors affecting the complete response in breast and axillary regions following neoadjuvant chemotherapy for breast cancer // The Medical Bulletin of Haseki.*– 2024.– Vol. **62**.– No. 4.– Pp. 216–222.  ^{↑31}
- [11] Hamy A.-S., Lam G.-T., Laas E., Darrigues L., Balezeau T., Guerin J., Livartowski A., Sadacca B., Pierga J.-Y., Vincent-Salomon A., Coussy F., Becette V., Bonsang-Kitzis H., Rouzier R., Feron J.-G., Benchimol G., Laé M., Reyat F. *Lymphovascular invasion after neoadjuvant chemotherapy is strongly associated with poor prognosis in breast carcinoma // Breast Cancer Research and Treatment.*– 2018.– Vol. **169**.– No. 2.– Pp. 295–304.  ^{↑31}
- [12] Gradishar W. J., Moran M. S., Abraham J., Abramson V., Aft R., Agnese D., Allison K. H., Anderson B., Burstein H. J., Chew H., Dang C., Elias A. D., Giordano S. H., Goetz M. P., Goldstein L. J., Hurvitz S. A., Jankowitz R. C., Javid S. H., Krishnamurthy J., Leitch A. M., Lyons J., Mortimer J., Patel S. A., Pierce L. J., Rosenberger L. H., Rugo H. S., Schneider B., Smith M. L., Soliman H.,

- Stringer-Reasor E. M., Telli M. L., Wei M., Wisinski K. B., Young J. S., Yeung K., Dwyer M. A., Kumar R. *NCCN guidelines® insights: breast cancer, Version 4.2023: featured Updates to the NCCN guidelines* // Journal of the National Comprehensive Cancer Network.– 2023.– Vol. **21**.– No. 6.– Pp. 594–608.  
- [13] Willems S. M., van Deurzen C. H. M., van Diest P. J. *Diagnosis of breast lesions: fine-needle aspiration cytology or core needle biopsy? A review* // Journal of Clinical Pathology.– 2012.– Vol. **65**.– No. 4.– Pp. 287–292.  
- [14] Bulte J. P., Simsek D., Bult P., de Wilt J. H. W., Strobbe L. J. A. *Trends in pre-operative needle biopsy use in invasive breast cancer diagnosis: a Dutch nationwide population study* // Acta Oncologica.– 2020.– Vol. **59**.– No. 12.– Pp. 1469–1473.  
- [15] Tripathi K., Yadav R., Maurya S. K. *A comparative study between fine-needle aspiration cytology and core needle biopsy in diagnosing clinically palpable breast lumps* // Cureus.– 2022.– Vol. **14**.– No. 8.– id. e27709.  
- [16] Casaubon J. T., Tomlinson-Hansen S. E., Regan J. P. *Fine Needle Aspiration of Breast Masses*.– Treasure Island (FL): StatPearls Publishing.– 2023 (StatPearls [Internet], Bookshelf ID: NBK470268, PMID: 29262057).  
- [17] Гележе П. Б., Блохин И. А., Семёнов С. С., Caruso D. *Радиомика магнитно-резонансной томографии при раке предстательной железы: что известно в настоящее время?* Digital Diagnostics.– 2021.– Т. **2**.– № 4.– С. 441–452.  
- [18] Гележе П. Б., Блохин И. А., Семенов С. С. *Радиомика для диагностики и лечения рака предстательной железы* // Медицинская физика.– 2022.– № 1(93).– С. 21.  
- [19] Говорухина В. Г., Семенов С. С., Гележе П. Б., Диденко В. В., Морозов С. П., Андрейченко А. Е. *Роль маммографии в радиомике рака молочной железы* // Digital Diagnostics.– 2021.– Т. **2**.– № 2.– С. 185–199.  
- [20] Солодкий В. А., Нуднов Н. В., Иванников М. Е., Шахвалиева Э. С.-А., Сотников В. М., Смыслов А. Ю. *Дозиомика в анализе медицинских изображений и перспективы её использования в клинической практике* // Digital Diagnostics.– 2023.– Т. **4**.– № 3.– С. 340–355.  
- [21] Сыркашев Е. М., Буров А. А., Подуровская Ю. Л., Кадырбердиева Ф. З., Икряников Е. О., Семенов Д. С., Шарова Д. Е., Васильев Ю. А., Гус А. И. *Радиомика фетальной магнитно-резонансной томографии при врожденной диафрагмальной грыже* // Медицинская визуализация.– 2024.– Т. **28**.– № 1.– С. 157–167.  
- [22] Ye D. M., Wang H.-T., Yu T. *The application of radiomics in breast MRI: A review* // Technology in Cancer Research & Treatment.– 2020.– Vol. **19**.– id. 1533033820916191.– 16 pp.  
- [23] Liu Z., Feng B., Li C., Chen Y., Chen Q., Li X., Guan J., Chen X., Cui E., Li R., Li Z., Long W. *Preoperative prediction of lymphovascular invasion in invasive breast cancer with dynamic contrast-enhanced-MRI-based radiomics* // J. Magn. Reson. Imaging.– 2019.– Vol. **50**.– No. 3.– Pp. 847–857.   

- [24] Wu Z., Lin Q., Song H., Chen J., Wang G., Fu G., Cui C., Su X., Li L., Bian T. *Evaluation of lymphatic vessel invasion determined by D2-40 using preoperative MRI-based radiomics for invasive breast cancer* // Academic Radiology.– 2023.– Vol. **30**.– No. 11.– Pp. 2458–2468.  [↑31, 49](#)
- [25] Zhang J., Wang G., Ren J., Yang Z., Li D., Cui Y., Yang X. *Multiparametric MRI-based radiomics nomogram for preoperative prediction of lymphovascular invasion and clinical outcomes in patients with breast invasive ductal carcinoma* // European Radiology.– 2022.– Vol. **32**.– No. 6.– Pp. 4079–4089.  [↑31, 49](#)
- [26] Feng B., Liu Z., Liu Y., Chen Y., Zhou H., Cui E., Li X., Chen X., Li R., Yu T., Zhang L., Long W. *Predicting lymphovascular invasion in clinically node-negative breast cancer detected by abbreviated magnetic resonance imaging: Transfer learning vs. radiomics* // Frontiers in Oncology.– 2022.– Vol. **12**.– id. 890659.– 11 pp.  [↑31, 49](#)
- [27] Jiang Y., Zeng Y., Zuo Z., Yang X., Liu H., Zhou Y., Fan X. *Leveraging multimodal MRI-based radiomics analysis with diverse machine learning models to evaluate lymphovascular invasion in clinically node-negative breast cancer* // Heliyon.– 2023.– Vol. **10**.– No. 1.– id. e23916.– 12 pp.  [↑31, 49](#)
- [28] Ma Q., Li Z., Li W., Chen Q., Liu X., Feng W., Lei J. *MRI radiomics for the preoperative evaluation of lymphovascular invasion in breast cancer: A meta-analysis* // European Journal of Radiology.– 2023.– Vol. **168**.– id. 111127.  [↑31, 49](#)
- [29] Jiang D., Qian Q., Yang X., Zeng Y., Liu H. *Machine learning based on optimal VOI of multi-sequence MR images to predict lymphovascular invasion in invasive breast cancer* // Heliyon.– 2024.– Vol. **10**.– No. 7.– id. e29267.– 12 pp.  [↑32, 49](#)
- [30] van Griethuysen J. J., Fedorov A., Parmar C., Hosny A., Aucoin N., Narayan V., Beets-Tan R. G. H., Fillion-Robin J.-C., Pieper S., Aerts H. J. W. L. *Computational radiomics system to decode the radiographic phenotype* // Cancer Research.– 2017.– Vol. **77**.– No. 21.– Pp. e104–e107.  [↑32](#)
- [31] Васильев Ю. А., Владзимирский А. В., Арзамасов К. М., Андрейченко А. Е., Гомболевский В. А., Кульберг Н. С., Омелянская О. В., Павлов Н. А., Решетников Р. В., Сергунова К. А., Шарова Д. Е., Шулькин И. М. *Компьютерное зрение в лучевой диагностике: первый этап Московского эксперимента, 2-е изд., перераб. и доп.*– М.: Издательские решения.– 2023.– ISBN 978-5-0059-3043-9.– 376 с.  [↑33](#)
- [32] Ding J., Chen S., Sosa M. S., Cattell R., Lei L., Sun J., Prasanna P., Liu C., Huang C. *Optimizing the peritumoral region size in radiomics analysis for sentinel lymph node status prediction in breast cancer* // Academic Radiology.– 2022.– Vol. **29**, suppl. 1.– Pp. S223–S228.  [↑49](#)
- [33] Liu C., Ding J., Spuhler K., Gao Y., Sosa M. S., Moriarty M., Hussain S., He X., Liang C., Huang C. *Preoperative prediction of sentinel lymph node metastasis in breast cancer by radiomic signatures from dynamic contrast-enhanced MRI* // Journal of Magnetic Resonance Imaging.– 2018.– Vol. **49**.– No. 1.– Pp. 131–140. 

- [34] Liu Y., Li X., Zhu L., Zhao Z., Wang T., Zhang X., Cai B., Li L., Ma M., Ma X., Ming J. *Preoperative prediction of axillary lymph node metastasis in breast cancer based on intratumoral and peritumoral DCE-MRI radiomics nomogram* // Contrast Media & Molecular Imaging.– 2022.– Vol. **2022**.– id. 6729473.– 10 pp.  [↑49](#)
- [35] Cheng Y., Xu S., Wang H., Wang X., Niu S., Luo Y., Zhao N. *Intra- and peri-tumoral radiomics for predicting the sentinel lymph node metastasis in breast cancer based on preoperative mammography and MRI* // Frontiers in Oncology.– 2022.– Vol. **12**.– id. 1047572.– 10 pp.  [↑49](#)
- [36] Jiang T., Song J., Wang X., Niu S., Zhao N., Dong Y., Wang X., Luo Y., Jiang X. *Intratumoral and peritumoral analysis of mammography, tomosynthesis, and multiparametric MRI for predicting Ki-67 level in breast cancer: a radiomics-based study* // Molecular Imaging and Biology.– 2022.– Vol. **24**.– No. 4.– Pp. 550–559.  [↑49](#)
- [37] Васильев Ю. А., Алымова Ю. А., Арзамасов К. М., Арзамасова Л. Н., Астапенко Е. В., Ахмад Е. С., Бажин А. В., Блохин И. А., Бобровская Т. М., Владимирский А. В., Волошин Р. И., Гончарова И. В., Гордиенко Д. В., Гусев А. В., Ерижиков Р. А., Заюнчковский С. Ю., Зинченко В. В., Казаринова В. Е., Кирпичев Ю. С., Кляшторный В. Г., Коденко М. Р., Крылова Е. А., Кувшинова Н. С., Кудрявцев Н. Д., Кутняк Ю. М., Мынко О. И., Насибян Н. М., Новик В. П., Омелянская О. В., Памова А. П., Пестренин Л. Д., Петров Е. А., Петрайкин А. В., Решетников Р. В., Родионова Л. Г., Романенко М. О., Румянцев Д. А., Семенов С. С., Славущева Е. А., Соловьёв А. В., Сурков А. Г., Титова А. В., Хоружая А. Н., Шулькин И. М., Шумская Ю. Ф. *Искусственный интеллект в лучевой диагностике: Per Aspera Ad Astra*.– М.: Издательские решения.– 2025.– ISBN 978-5-0067-5622-9.– 491 с.  [↑49](#)

Поступила в редакцию	04.06.2026;
одобрена после рецензирования	29.06.2026;
принята к публикации	29.06.2026;
опубликована онлайн	22.07.2026.

Рекомендовал к публикации

к.т.н. Гулиев Ядулла Иман оглы

Информация об авторах:



Иван Михайлович Скоробогач

врач-рентгенолог ДКЦЛД, м.н.с. сектора научных исследований ГБУЗ города Москвы «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗ города Москвы». Научные интересы: радиомика, машинное обучение, медицинская визуализация.



0000-0002-5428-6687

e-mail: skorobogachim@zdrav.mos.ru



Антон Вячеславович Владзимирский

доктор мед. наук, зам. директора по научной работе ГБУЗ города Москвы «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗ города Москвы». Научные интересы: телемедицина, медицинская информатика, доказательная медицина.



0000-0002-2990-7736

e-mail: VladzimirskijAV@zdrav.mos.ru



Юрий Александрович Васильев

доктор мед. наук, главный врач ГБУЗ города Москвы «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗ города Москвы». Научные интересы: лучевая диагностика, телемедицина, искусственный интеллект в здравоохранении.



0000-0002-0208-5218

e-mail: VasilevYA1@zdrav.mos.ru



Иван Андреевич Блохин

кандидат мед. наук, ведущий научный сотрудник сектора научных исследований ГБУЗ города Москвы «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗ города Москвы». Научные интересы: радиомика, МРТ-диагностика, онкорадиология.



0000-0002-2681-9378

e-mail: BlockhinIA1@zdrav.mos.ru

**Роман Владимирович Решетников**

кандидат физико-математических наук, руководитель отдела научных медицинских исследований ГБУЗ города Москвы «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗ города Москвы». Научные интересы: математическое моделирование, медицинская информатика, анализ данных.



0000-0002-9661-0254

e-mail: ReshetnikovRV@zdrav.mos.ru**Мария Романовна Коденко**

кандидат техн. наук, руководитель отдела инновационных технологий ГБУЗ города Москвы «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗ города Москвы». Научные интересы: медицинская информатика, цифровая диагностика.



0000-0002-0166-3768

e-mail: KodenkoMR@zdrav.mos.ru

Вклад авторов: *И. М. Скоробогач* – (идея, методология, программное обеспечение, формальный анализ, исследование, написание черновой версии, визуализация); *А. В. Владзимирский* – (идея, доработка и редактирование); *Ю. А. Васильев* – (идея, доработка и редактирование); *И. А. Блохин* – (написание черновой версии, доработка и редактирование); *Р. В. Решетников* – (написание черновой версии, доработка и редактирование); *М. Р. Коденко* – (валидация, курирование данных, доработка и редактирование).

Декларация об отсутствии личной заинтересованности: *благополучие авторов не зависит от результатов исследования.*