

Применение радиомического анализа и алгоритмов машинного обучения для выявления постинфарктного кардиосклероза у пациентов с ишемической кардиомиопатией по данным магнитно-резонансной томографии сердца без контрастирования

Максимова А. С.¹, Саматов Д. С.^{1,2}, Листратов А. И.^{1,3}, Мерзликин Б. С.², Шелковникова Т. А.¹, Андреев С. Л.¹, Завадовский К. В.¹

Цель. Изучение и сравнение информативности моделей машинного обучения, основанных на радиомических показателях бесконтрастных изображений магнитно-резонансной томографии (МРТ) сердца в кинорежиме, для дифференцировки участков постинфарктного кардиосклероза и интактного миокарда у пациентов с ишемической кардиомиопатией (ИКМП).

Материал и методы. В данное ретроспективное исследование было включено 88 пациентов с показаниями для хирургического лечения ИКМП. На предоперационном этапе всем пациентам выполняли МРТ сердца с контрастированием. Радиомический анализ применялся к бесконтрастным изображениям МРТ в кинорежиме. Все изображения были сегментированы с использованием программного обеспечения 3D slicer (version 5.2.2), радиомические признаки извлекались с помощью модуля SlicerRadiomics. Текстурному анализу было подвергнуто 176 участков изображений МРТ сердца в кинорежиме, для каждого из которых определялись по 107 текстурных характеристик. Применялись следующие алгоритмы машинного обучения: алгоритм случайного леса, алгоритм на основе логистической регрессии, алгоритмы градиентного бустинга с отбором и без отбора признаков. Статистическая обработка данных и построение моделей машинного обучения проводилось на языке программирования Python.

Результаты. Были построены диаграммы коллинеарности признаков, выявлены признаки с нулевой важностью и установлена важность признаков, оценена кумулятивная важность признаков в зависимости от их общего количества, выявлены параметры с наименьшей значимостью. Получено, что 34 признака не вносят никакого вклада в суммарную значимость. В результате применения Lasso-регуляризации были отобраны 10 наиболее информативных показателей: 3 признака формы, 2 признака первого порядка и 5 текстурных характеристик. Наряду с моделью логистической регрессии (AUC=0,83), алгоритм градиентного бустинга CatBoost показал высокую производительность (AUC=0,8), при этом применение отбора признаков способствовало улучшению всех используемых в исследовании моделей с наивысшими результатами в CatBoost (AUC=0,83). Алгоритм случайного леса показал менее надежные результаты по сравнению с другими моделями и может рассматриваться как дополнительный метод при необходимости интерпретации признаков.

Заключение. Показаны высокие потенциальные возможности применения радиомического анализа для дифференцировки рубцовой и жизнеспособной ткани миокарда левого желудочка у пациентов с ИКМП, что открывает перспективы его использования в качестве альтернативы традиционным методам отсроченного контрастирования у данных пациентов.

Ключевые слова: радиомический анализ, машинное обучение, магнитно-резонансная томография сердца, ишемическая кардиомиопатия.

Отношения и деятельность. Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 25-25-20107 (<https://rscf.ru/project/25-25-20107/>)

и гранта в форме субсидии, выделяемого Департаментом по научно-технологическому развитию и инновационной деятельности Томской области (Соглашение № 02/1/2025).

¹Научно-исследовательский институт кардиологии, ФГБНУ Томский национальный исследовательский медицинский центр Российской академии наук, Томск;

²Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Томск,

³Сибирский государственный медицинский университет, Томск, Россия.

Максимова А. С.* — к.м.н., н.с. отделения рентгеновских и томографических методов диагностики, ORCID: 0000-0002-4871-3283, Саматов Д. С. — магистрант; лаборант-исследователь отделения рентгеновских и томографических методов диагностики, ORCID: 0009-0000-1821-323X, Листратов А. И. — аспирант кафедры лучевой диагностики и лучевой терапии, лаборант-исследователь отделения рентгеновских и томографических методов диагностики, ORCID: 0009-0004-3202-8179, Мерзликин Б. С. — к.ф.-м.н., зав. кафедрой — руководитель отделения математики и математической физики на правах кафедры ТПУ, ORCID: 0000-0001-8545-9491, Шелковникова Т. А. — к.м.н., с.н.с. отделения рентгеновских и томографических методов диагностики, ORCID: 0000-0003-1367-5309, Андреев С. Л. — к.м.н., с.н.с. отделения сердечно-сосудистой хирургии, ORCID: 0000-0003-4049-8715, Завадовский К. В. — д.м.н., зав. отделом лучевой диагностики, ORCID: 0000-0002-1513-8614.

*Автор, ответственный за переписку (Corresponding author): asmximova@yandex.ru

ИКМП — ишемическая кардиомиопатия, ИМ — инфаркт миокарда, МРТ — магнитно-резонансная томография, ПИКС — постинфарктный кардиосклероз.

Рукопись получена 16.07.2025

Рецензия получена 01.10.2025

Принята к публикации 03.10.2025



Для цитирования: Максимова А. С., Саматов Д. С., Листратов А. И., Мерзликин Б. С., Шелковникова Т. А., Андреев С. Л., Завадовский К. В. Применение радиомического анализа и алгоритмов машинного обучения для выявления постинфарктного кардиосклероза у пациентов с ишемической кардиомиопатией по данным магнитно-резонансной томографии сердца без контрастирования. *Российский кардиологический журнал*. 2025;30(12):6428. doi: 10.15829/1560-4071-2025-6428. EDN: WQWMMQ

Using radiomics analysis and machine learning algorithms to detect post-infarction cardiosclerosis in patients with ischemic cardiomyopathy based on non-contrast cardiac magnetic resonance imaging

Maksimova A. S.¹, Samatov D. S.^{1,2}, Listratov A. I.^{1,3}, Merzlikin B. S.², Shelkovnikova T. A.¹, Andreev S. L.¹, Zavadovsky K. V.¹

Aim. To study and compare the informative value of machine learning models based on radiomics parameters of non-contrast cine-cardiac magnetic resonance imaging (CMI) for differentiating between areas of post-infarction cardiosclerosis and intact myocardium in patients with ischemic cardiomyopathy (ICM).

Material and methods. This retrospective study included 88 patients with indications for surgical treatment of ICM. Preoperatively, all patients underwent contrast-enhanced cardiac MRI. Radiomics analysis was applied to unenhanced cine MRI

images. All images were segmented using 3D slicer software (version 5.2.2), and radiomic features were extracted using the SlicerRadiomics module. Texture analysis was performed on 176 cine cardiac MRI image regions, with 107 texture features identified for each one. The following machine learning algorithms were used: random forest, logistic regression, and gradient boosting with and without feature selection. Statistical data processing and machine learning model generation were performed using the Python programming language.

Results. Collinearity diagrams were constructed. Non-valuable features were identified. The cumulative value of features was estimated based on their total number, and the parameters with the least value were identified. Thirty-four features were found to contribute nothing to the total value. Lasso regularization resulted in the selection of the 10 most informative parameters (three shape features, two first-order features, and five texture characteristics). Along with the logistic regression model (AUC=0,83), the CatBoost gradient boosting algorithm demonstrated high performance (AUC=0,8), and feature selection improved all models used in the study, with the highest CatBoost scores (AUC=0,83). The random forest algorithm demonstrated less reliable results compared to other models and can be considered as an additional method when feature interpretation is required.

Conclusion. Radiomics analysis has demonstrated high potential for differentiating scarred and viable left ventricular myocardium in patients with ICM. This opens up the prospect of using it as an alternative to traditional delayed contrast-enhanced methods in these patients.

Keywords: radiomics analysis, machine learning, cardiac magnetic resonance imaging, ischemic cardiomyopathy.

Relationships and Activities. This study was supported by grant № 25-25-20107 from the Russian Science Foundation (<https://rscf.ru/project/25-25-20107/>) and

a subsidy grant allocated by the Department of Scientific, Technological Development and Innovative Activities of Tomsk Region (Agreement № 02/1/2025).

¹Cardiology Research Institute, Tomsk National Research Medical Center, Tomsk;

²National Research Tomsk Polytechnic University, Tomsk; ³Siberian State Medical University, Tomsk, Russia.

Maksimova A.S.* ORCID: 0000-0002-4871-3283, Samatov D.S. ORCID: 0009-0000-1821-323X, Listratov A.I. ORCID: 0009-0004-3202-8179, Merzlikin B.S. ORCID: 0000-0001-8545-9491, Shelkvnikova T.A. ORCID: 0000-0003-1367-5309, Andreev S.L. ORCID: 0000-0003-4049-8715, Zavadovsky K.V. ORCID: 0000-0002-1513-8614.

*Corresponding author: asmaksimova@yandex.ru

Received: 16.07.2025 **Revision Received:** 01.10.2025 **Accepted:** 03.10.2025

For citation: Maksimova A.S., Samatov D.S., Listratov A.I., Merzlikin B.S., Shelkvnikova T.A., Andreev S.L., Zavadovsky K.V. Using radiomics analysis and machine learning algorithms to detect post-infarction cardiosclerosis in patients with ischemic cardiomyopathy based on non-contrast cardiac magnetic resonance imaging. *Russian Journal of Cardiology*. 2025;30(12):6428. doi: 10.15829/1560-4071-2025-6428. EDN: WQWMMQ

Ключевые моменты

- Показаны потенциальные возможности применения радиомического анализа для дифференцировки рубцовой и жизнеспособной ткани миокарда левого желудочка у пациентов с ишемической кардиомиопатией.
- Разработанные модели машинного обучения позволяют с высокой точностью дифференцировать участки постинфарктного кардиосклероза на бесконтрастных изображениях магнитно-резонансной томографии сердца в кинорежиме.

Key messages

- The potential of radiomics analysis for differentiating scarred and viable left ventricular myocardium in patients with ischemic cardiomyopathy is demonstrated.
- The developed machine learning models allow for the highly accurate differentiation of post-infarction cardiosclerosis areas in non-contrast cine-cardiac magnetic resonance imaging.

Ишемическая кардиомиопатия (ИКМП), являясь формой ишемической болезни сердца, характеризуется выраженной систолической дисфункцией миокарда и проявляется тяжелой сердечной недостаточностью, определяя значительный вклад в структуру общей заболеваемости и смертности в развитых странах. На сегодняшний день совершенствование методов лечения острого инфаркта миокарда (ИМ) приводит к повышению выживаемости пациентов, что неизбежно сопровождается ростом частоты выявления дисфункции левого желудочка, а также увеличением распространенности ИКМП [1]. Для определения оптимальной тактики лечения пациентов с ИКМП принципиально важной является комплексная оценка наличия, локализации и объема жизнеспособного миокарда. Существуют разные методы неинвазивной визуализации и диагностики жизнеспособного и нежизнеспособного миокарда у пациентов с ИКМП. Наиболее распространенные — эхокардиография, магнитно-резонансная томография (МРТ), позитронно-эмиссионная и однофотонная эмиссион-

ная компьютерная томография. Основные принципы, лежащие в основе применения этих методов, включают оценку сократимости, метаболических/перфузионных дефектов и степени рубцевания ткани. МРТ сердца считается наиболее надежным методом оценки жизнеспособного миокарда, представляя комплексные данные о структурных и морфофункциональных характеристиках миокарда. Применение парамагнитного контрастного усиления и стресс-тестов позволяет количественно оценивать жизнеспособность миокарда и объем рубцовых изменений [2]. Определение объема нежизнеспособной ткани миокарда представляет собой значимый фактор при планировании лечебной тактики и хирургического лечения, в т.ч. аортокоронарного шунтирования [3]. Традиционные методы визуализации, несмотря на их ценность, часто не позволяют учесть гетерогенность структурных и функциональных патологических изменений при ИКМП. Эти ограничения обуславливают необходимость применения современных аналитических методов и поиск новых технологий, таких как радиомический анализ и искусственный интеллект [4]. Одной из актуальных тенденций использования радиомического

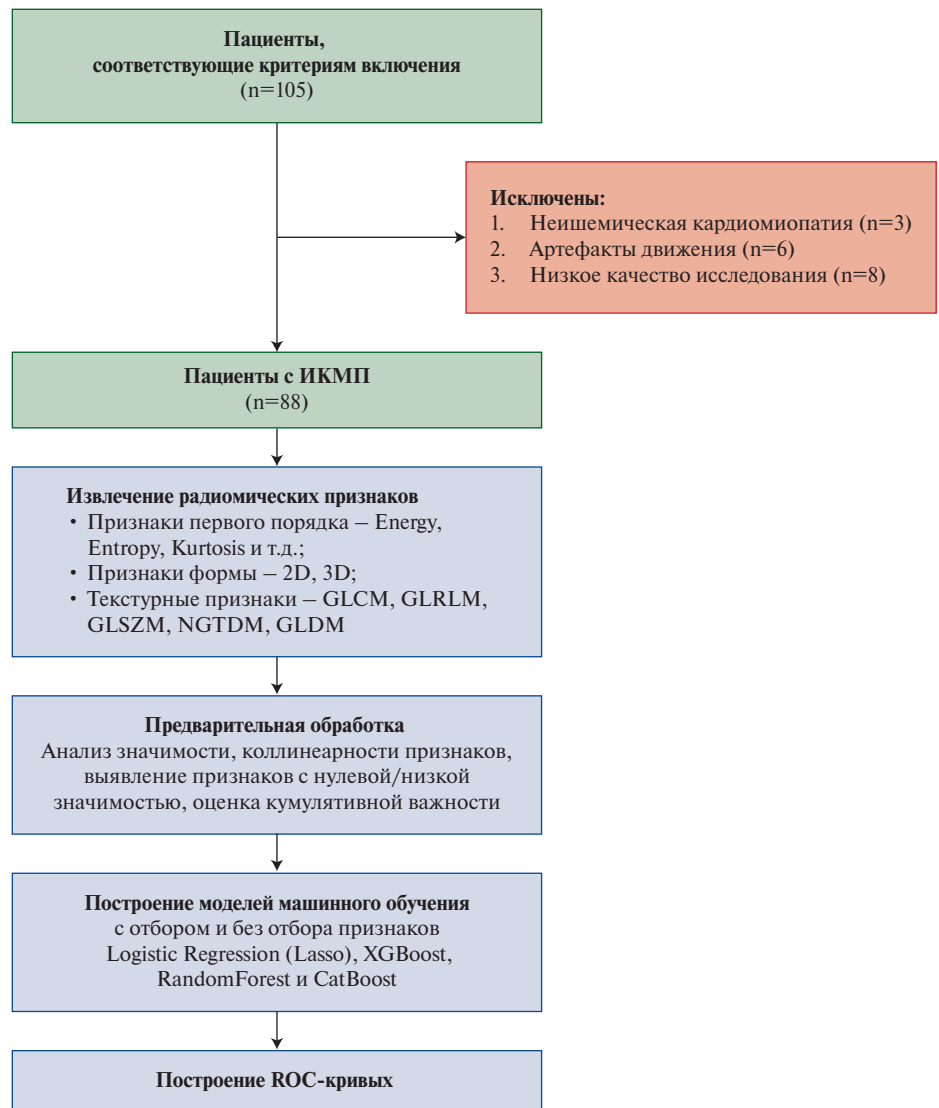


Рис. 1. Дизайн исследования.

Сокращение: ИКМП — ишемическая кардиомиопатия.

анализа является возможность использования нативных изображений для постановки диагноза в случаях, когда традиционно требуется внутривенное введение контраста. Известно, что использование гадолиний-содержащих препаратов у пациентов с почечной недостаточностью может привести к нефрогенному системному фиброзу, что является важной проблемой в клинической практике из-за частоты коморбидности заболеваний почек и сердца у пациентов кардиологического профиля [5]. Радиомический анализ позволяет извлекать количественные характеристики из медицинских изображений, выявляя сложные паттерны и субвизуальные изменения, неразличимые невооруженным человеческим глазом. При этом методы искусственного интеллекта, в частности глубокое обучение, обеспечивают анализ этих признаков для генерации новых знаний, определения инновационных визуализационных биомаркеров заболеваний, поддержа-

ки принятия клинических решений, прогнозирования исходов. Комбинация радиомического анализа и машинного обучения открывает перспективы для существенного улучшения диагностических и прогностических возможностей кардиоваскулярной визуализации, способствуя развитию персонализированного подхода в лечении пациентов. Недавние исследования подтверждают потенциал радиомики и машинного обучения в оценке локализации и распространенности рубцовой ткани миокарда [6, 7], дифференциальной диагностики дилатационной и ИКМП [8], а также характеристике различных типов кардиомиопатий [9, 10]. При этом исследования по радиомическому анализу бесконтрастных МРТ изображений сердца в кинорежиме для оценки жизнеспособного миокарда немногочисленны, в России не представлены.

Таким образом, целью данного исследования является изучение и сравнение информативности моде-

лей машинного обучения, основанных на радиомических показателях бесконтрастных изображений МРТ сердца в кинорежиме, для дифференцировки участков постинфарктного кардиосклероза (ПИКС) и интактного миокарда у пациентов с ИКМП.

Материал и методы

Пациенты и дизайн исследования. В данное наблюдательное когортное ретроспективное одноцентровое исследование были включены пациенты обоего пола в возрасте от 52 до 65 лет с установленным диагнозом ИКМП. У всех пациентов были показания для хирургического лечения ИКМП. Критерии не-включения: пороки различного генеза, повторные острые ИМ. Критерий исключения: сниженное качество изображений кино-МРТ. На предоперационном этапе всем пациентам выполняли МРТ сердца с контрастированием. Радиомический анализ применялся к бесконтрастным изображениям МРТ в кинорежиме. Для определения различий в радиомических характеристиках интактного миокарда и областей ПИКС на киноизображениях формировали зоны интереса, размер и локализация которых соответствовала областям ПИКС и интактного миокарда по данным МРТ изображений с отсроченным контрастированием. Дизайн исследования представлен на рисунке 1. Исследование выполнено в соответствии со стандартами надлежащей клинической практики (Good Clinical Practice) и принципами Хельсинкской Декларации. Все пациенты, включенные в исследование, подписывали информированное согласие на участие в данном исследовании. Работа одобрена локальным Комитетом по биомедицинской этике № 277 от 26 февраля 2025г. МРТ исследования были выполнены на базе Центра коллективного пользования научно-исследовательского оборудования "Медицинская геномика" Томского НИМЦ.

МРТ сердца с контрастированием. Всем участникам исследования было выполнено МРТ-сердца с контрастированием по стандартному протоколу с использованием 1,5 Тл томографа Vantage Titan (Toshiba). Исследование проводилось с ЭКГ-синхронизацией, синхронизацией по дыханию, получением изображений по короткой и длинной осям сердца до и после контрастирования (гадобутрол (Гадовист/Гадобускан)). Технические параметры: толщина срезов: 7-8 мм, матрица изображений: 256×256, время инверсии (TI), в среднем 300±10 мс. Постпроцессорная обработка проводилась на рабочей станции AdvantageWorkstations (GE Healthcare, США) с применением специализированного программного обеспечения CVI42 (Circle Cardiovascular Imaging Inc., Канада).

Радиомический анализ. Текстульный анализ выполнялся на основе бесконтрастных изображений МРТ сердца в кинорежиме в конце диастолы. Все изображения были сегментированы с использованием про-

Таблица 1

Клиническая характеристика пациентов

Показатель	Значение
Возраст, лет	59,9±7,8
Пол, мужчины, n (%)	81 (92%)
Индекс массы тела, кг/м ²	28,1±3,7
Ожирение, n (%)	26 (29,5%)
Дислипидемия, n (%)	54 (61,4%)
Сахарный диабет, n (%)	17 (19,3%)
Артериальная гипертензия, n (%)	61 (69,3%)
Функциональный класс сердечной недостаточности, n (%)	
I	2 (2,3%)
II	39 (44,3%)
III	44 (50%)
IV	3 (3,4%)
Функциональный класс стенокардии напряжения, n (%)	
I	3 (3,4%)
II	27 (30,7%)
III	49 (55,7%)
IV	1 (1,1%)
Хроническая почечная недостаточность, n (%)	22 (25%)
Хроническая обструктивная болезнь легких, n (%)	23 (26%)
Хроническая ишемия головного мозга, n (%)	20 (22,7%)

граммного обеспечения 3D slicer (version 5.2.2), радиомические признаки извлекались автоматически с помощью расширения SlicerRadiomics (version aa418a5). Последовательно выполнялись следующие действия: ручное очерчивание области интереса на МРТ срезах по короткой оси (в режиме SSFP), соответствующих областям ПИКС на постконтрастных МРТ изображениях (ROI) → извлечение текстурных характеристик с использованием библиотеки Pyradiomics. Для каждой зоны интереса получено по 107 радиомических характеристик. В дальнейшем проводили сравнение радиомических характеристик участков интактного миокарда с участками ПИКС на основе бесконтрастных киноизображений.

Статистическая обработка. Статистическая обработка данных и построение моделей машинного обучения проводилось на языке программирования Python (v. 3.13.2). С использованием специализированных функций выявлялись коллинеарные признаки, признаки с нулевой, низкой важностью, признаки с единственным значением. Для выявления значимых признаков, различающихся между группами ПИКС и интактной стенки, использовался U-критерий Манна-Уитни. Применялись следующие алгоритмы машинного обучения: алгоритм случайного леса (RandomForest), алгоритм на основе логистической регрессии (Logistic Regression), алгоритмы градиентного бустинга (XGBoost, CatBoost). Отбор признаков осуществлялся с помощью Lasso-регуляризации. Для повышения надежности моделей использовалась кросс-валидация методом k-fold с 5 группами. Для сравнительного анализа моделей использовались общепринятые метрики машинного обучения: точность

Таблица 2

Наиболее информативные радиомические признаки

Группа радиомических признаков	Название радиомического признака
Shape features — признаки формы	• Maximum2DDiameterColumn — Максимальный 2D диаметр, столбец • Maximum2DDiameterRow — Максимальный 2D диаметр, строка • Sphericity — сферичность
First order — признаки первого порядка	• InterquartileRange — Интерквартильный размах • Kurtosis — Коэффициент эксцесса
Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) — матрица совпадения уровней серого	• JointAverage — среднее значение совместного распределения • MCC (Maximal Correlation Coefficient) — коэффициент корреляции Мэтьюса, отражающий зависимость между переменными • SumAverage — среднее значение суммы соседних пикселей или вокселей
Gray Level Dependence Matrix (GLDM) — матрица зависимости уровней серого	• DependenceNonUniformityNormalized — нормализованная зависимость неравномерности
Gray Level Size Zone Matrix (GLSZM) — матрица размера зон уровня серого	• LargeAreaEmphasis — выраженность крупных текстурных структур

Таблица 3

Метрики при обучении моделей с применением кросс-валидации

Model	AUC	AUC p-value vs 0,5	Sensitivity	Specificity	Accuracy	Precision	F1-score
Logistic Regression (Lasso)	0,83 [0,68; 0,95]	<0,001	0,68	0,95	0,82 [0,69; 0,92]	0,93 [0,77; 1,0]	0,78 [0,61; 0,92]
Lasso + CatBoost	0,83 [0,70; 0,94]	<0,001	0,68	0,9	0,7969 [0,67; 0,92]	0,86 [0,67; 1,0]	0,76 [0,57; 0,90]
Lasso + XGBoost	0,82 [0,69; 0,94]	<0,001	0,58	0,95	0,7726 [0,64; 0,90]	0,91 [0,71; 1,0]	0,70 [0,51; 0,88]
XGBoost	0,80 [0,66; 0,93]	<0,001	0,89	0,6	0,7405 [0,61; 0,87]	0,67 [0,48; 0,86]	0,76 [0,62; 0,90]
CatBoost	0,8 [0,65; 0,92]	<0,001	0,63	0,95	0,7967 [0,67; 0,90]	0,92 [0,75; 1,0]	0,7432 [0,55; 0,89]
Lasso + Random Forest	0,79 [0,64; 0,92]	<0,001	0,58	0,95	0,77 [0,64; 0,90]	0,91 [0,71; 1,0]	0,70 [0,51; 0,87]
Random Forest	0,76 [0,61; 0,89]	0,002	0,79	0,65	0,72 [0,59; 0,85]	0,68 [0,48; 0,87]	0,72 [0,56; 0,86]

(precision) — соответствует положительной предсказательной ценности, полнота (recall) — соответствует чувствительности, общая точность (accuracy), F1-мера и площадь под ROC-кривой (AUC-ROC). Такой набор метрик позволяет комплексно оценить эффективность моделей, учитывая точность классификации.

Результаты

Всего в исследование было отобрано 88 пациентов ($59,9 \pm 7,8$ лет), которым выполнялось хирургическое лечение по поводу ИКМП, их клиническая характеристика представлена в таблице 1. В выборке преобладали пациенты мужского пола, большинство пациентов имели II и III функциональный класс сердечной недостаточности и стенокардии.

Предварительная обработка данных

Текстурному анализу было подвергнуто 176 участков изображений МРТ сердца в кинорежиме, для каждого из которых определялись по 107 текстурных характеристик. На этапе предобработки данных были удалены столбцы, в которых доля пропущенных значений была $>0,75$. В остальных случаях пропущенные

значения были заменены средним значением по признаку. Выявлены и исключены из анализа 36 коллинеарных признаков с величиной коллинеарности $>0,98$. Удалены признаки с нулевой важностью, т.к. в дальнейшем моделировании такие параметры не используются и не влияют на производительность модели. Кроме этого, оценена кумулятивная важность признаков, получено, что 78 признаков вносят свой вклад в общий вариационный ряд, при пороговом значении 99%. В результате выявления признаков с низкой важностью, получено, что 71 радиомический признак необходим для суммарной важности 0,98. Признаков с нулевым значением выявлено не было. В результате применения Lasso-регуляризации были отобраны следующие признаки: 3 признака формы; 2 признака первого порядка, 5 текстурных признаков (табл. 2). Отобранные признаки оказались наиболее информативными и использовались в дальнейшем анализе.

Установлено, что модель логистической регрессии показала наивысшее среднее значение AUC (0,8341) и высокие метрики качества: доля правильных ответов алгоритма (Accuracy = 0,8227), точность (Preci-

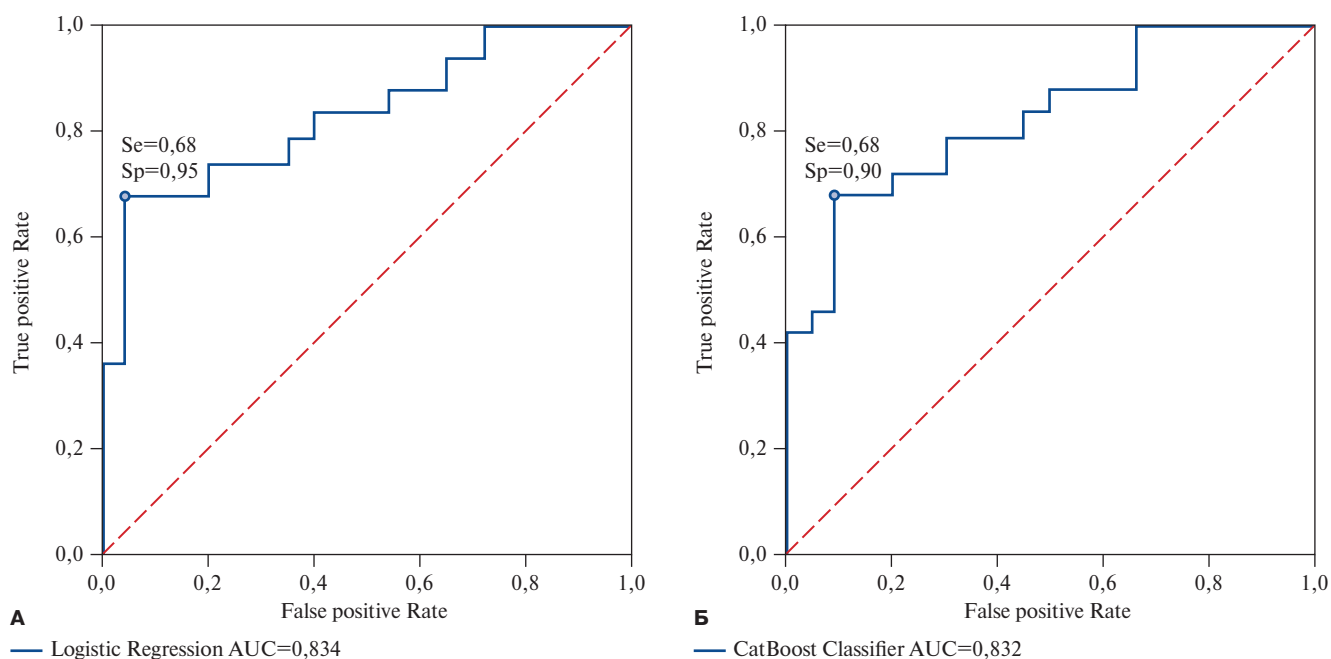


Рис. 2. ROC-кривые для модели логистической регрессии (А), CatBoost с отбором признаков (Б).

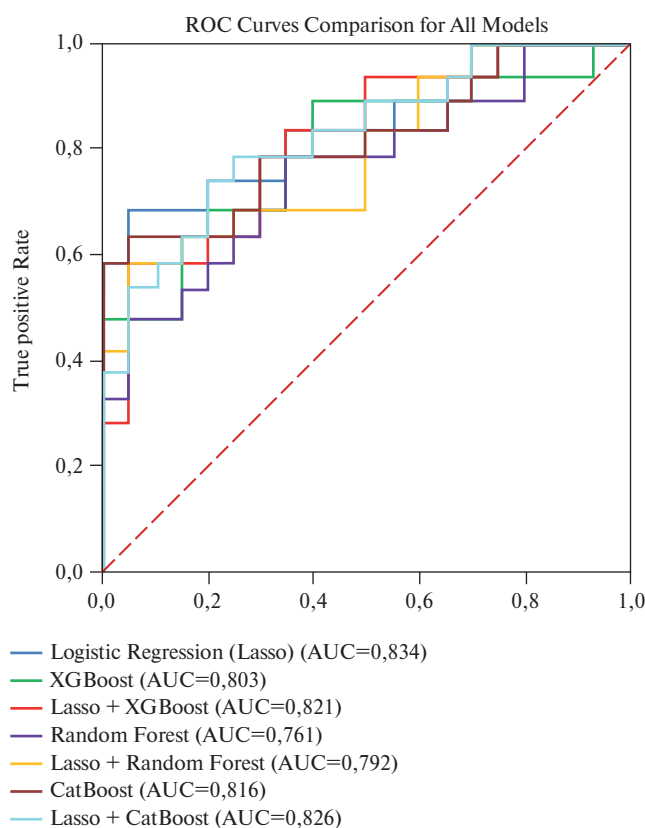


Рис. 3. ROC-кривые для всех моделей.

Примечание: цветное изображение доступно в электронной версии журнала.

sion =0,9259), полнота (Recall =0,6854) и F1-score =0,7828, что указывает на стабильную производительность и высокую прогностическую способность.

Также высокие результаты показал алгоритм CatBoost (AUC=0,8), применение отбора признаков улучшило диагностическую точность и производительность всех моделей, особенно CatBoost, который достиг AUC=0,8331. Алгоритм случайного леса (Random Forest) демонстрирует самое низкое среднее значение площади под кривой без отбора и с отбором признаков, соответственно, AUC=0,7601 и 0,7925. Сводные результаты нашего исследования представлены в таблице 3. ROC-кривые для лучших моделей представлены на рисунке 2. На рисунке 3 представлены ROC-кривые для всех моделей машинного обучения, используемых в исследовании.

Обсуждение

В данной работе мы изучили и сравнили информативность моделей машинного обучения, основанных на радиомических показателях бесконтрастных МРТ изображений сердца в кинорежиме для дифференцировки участков ПИКС и интактного миокарда у пациентов с ИКМП. Из 107 радиомических характеристик нами был отобран оптимальный набор признаков, обладающий максимальной значимостью для решения поставленной задачи (3 признака формы, 2 признака первого порядка и 5 текстурных признаков), что позволило повысить эффективность обучения моделей машинного обучения, минимизировать риск переобучения. Применение метода Lasso позволило сократить размерность данных, исключив нерелевантные и избыточные параметры. Наряду с моделью логистической регрессии (AUC=0,83), алгоритм градиентного бустинга CatBoost показал высокую производительность (AUC=0,8), при этом приме-

нение отбора признаков способствовало улучшению всех используемых в исследовании моделей с наивысшими результатами в CatBoost ($AUC=0,83$). Алгоритм случайного леса (Random Forest) показал менее надежные результаты по сравнению с другими моделями и может рассматриваться как дополнительный метод при необходимости интерпретации признаков. Для оценки комплексной диагностической точности модель логистической регрессии демонстрирует наивысший показатель AUC и $F1$ -score, сочетая высокую специфичность ($Sp=0,95$) и среднюю чувствительность ($Se=0,6842$). В зависимости от цели применения моделей машинного обучения, целесообразно выбирать оптимальную: так, для подтверждения диагноза, где важна высокая специфичность, подходят модели логистической регрессии, модель XGBoost с отбором признаков и CatBoost ($Sp=0,95$); для скрининга, где важна высокая чувствительность — модель XGBoost ($Se=0,89$). Насколько нам известно, это первая работа, где на клиническом материале, основанном на пациентах с ИКМП, была продемонстрирована информативность радиомических показателей для идентификации постинфарктных изменений миокарда. Полученные нами результаты демонстрируют значительные перспективы применения радиомики и машинного обучения в выявлении рубцовых изменений миокарда без введения контрастного вещества, что особенно важно у пациентов с почечной недостаточностью высоких стадий ($>3b$) или в случаях, когда пациент не может долго находиться в МР-томографе.

На сегодняшний день, целый ряд исследователей занимается изучением диагностического потенциала радиомики бесконтрастных изображений МРТ сердца в кинорежиме [11]. Так, в исследовании Avar E, et al. одномерный анализ с использованием единственного радиомического признака (Maximum 2D diameter (Slice) — признак формы) показал самую высокую информативность ($AUC=0,88$) в определении ИМ. Полученный в данном исследовании результат соотносится с данными нашего исследования — из 10 признаков, отобранных для машинного обучения, 3 относятся к признакам формы, включая Maximum 2D diameter (Column) и Maximum 2D diameter (Row). Также в исследовании Avar E, et al. был предложен подход многомерного анализа, в котором логистическая регрессия ($AUC=0,93$) и метод опорных векторов ($AUC=0,92$) продемонстрировали высокую диагностическую информативность как лучшие модели машинного обучения для радиомического анализа [4]. Аналогично с помощью метода опорных векторов Larroza A, et al. в своем исследовании продемонстрировали потенциальные возможности радиомического анализа бесконтрастных изображений МРТ сердца в кинорежиме в выявлении жизнеспособных и нежизнеспособных участков миокарда у пациентов с ИМ, достигнув высокой $AUC=0,849$

и чувствительности 92% [12]. В отличие от этих подходов, Zhang Q, et al. предложили новый метод виртуального контрастирования, комбинирующий изображения в кинорежиме и нативные изображения T1-картирования. Разработанная авторами модель глубокого обучения позволила получить изображения, сопоставимые с изображениями с отсроченным контрастированием по количественной оценке и трансмуральности рубцовых изменений миокарда левого желудочка с высокой точностью (84%), чувствительностью (77%) и специфичностью (100%) [13]. В другом исследовании, также без применения радиомики, группой авторов была предложена модель машинного обучения для дифференциальной диагностики ишемической и неишемической кардиомиопатии по данным бесконтрастной МРТ сердца в кинорежиме. Предложенная авторами модель, интегрирующая деформацию предсердий и желудочков, функциональные и клинические параметры, достигла диагностической точности ($AUC=0,82$) с чувствительностью 0,72 и специфичностью 0,68 [14].

В данном исследовании был выявлен набор из десяти наиболее информативных радиомических признаков, включающий: признаки формы, отражающие асимметрию и патологические изменения размеров пораженных областей; признаки первого порядка, характеризующие разброс и распределение интенсивностей пикселей; текстурные признаки, количественно оценивающие корреляцию значений соседних пикселей и однородность выделенной области. Выбранные параметры демонстрируют высокую дискриминативную способность в выявлении различий между интактной стенкой и участками ПИКС, отображая неоднородность и гетерогенность миокарда на бесконтрастных изображениях в кинорежиме, где визуально это может быть незаметно.

Несмотря на растущий интерес к радиомике, количество работ, посвященных анализу бесконтрастных изображений МРТ сердца в кинорежиме для дифференцировки жизнеспособного и рубцового миокарда у пациентов с ИКМП, остается ограниченным в международной практике и отсутствует в отечественных исследованиях. Настоящая работа восполняет этот пробел, предлагая не только оптимальный набор радиомических маркеров, но и оценивая эффективность различных алгоритмов машинного обучения для решения данной задачи.

Ограничения исследования. Настоящее исследование имеет несколько ограничений, которые необходимо учитывать при интерпретации результатов. Во-первых, ретроспективный дизайн и небольшой объем выборки могут влиять на обобщаемость выводов. Кроме того, все исследования выполнялись на одном аппарате (1,5 Тл) в рамках единого центра, что не исключает влияния технических особенностей на полученные данные и ограничивает возможность

экстраполяции результатов исследования. Ручная сегментация миокарда может быть основой существенной меж- и внутриоператорской вариабельности, которую мы не оценивали в данной работе. Для подтверждения клинической значимости предложенной радиомической модели необходимы проспективные исследования. Тем не менее работа демонстрирует статистически значимые различия радиомических характеристик между интактным миокардом и зонами ПИКС при анализе бесконтрастных изображений в кинорежиме.

Заключение

Результаты данной работы показывают, что радиомический анализ изображений МРТ сердца в кинорежиме обеспечивает точную дифференцировку участков ПИКС и интактной ткани у пациентов с ИКМП, что открывает перспективы его использования в качестве альтернативы традиционным методам отсроченного

контрастирования у данных пациентов. Получено, что логистическая регрессия обладает наивысшей производительностью и диагностической точностью в дифференцировке рубцовых изменений миокарда левого желудочка и жизнеспособной стенки. Применение моделей машинного обучения, созданных на основе радиомического анализа бесконтрастных изображений, обладает рядом преимуществ, за счет снижения затрат, времени сканирования и, как результат, повышения доступности и расширения клинической применимости МРТ сердца.

Отношения и деятельность. Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 25-25-20107 (<https://rscf.ru/project/25-25-20107/>) и гранта в форме субсидии, выделяемого Департаментом по научно-технологическому развитию и инновационной деятельности Томской области (Соглашение № 02/1/2025).

Литература/References

- Del Buono MG, Moroni F, Montone RA, et al. Ischemic Cardiomyopathy and Heart Failure After Acute Myocardial Infarction. *Curr Cardiol Rep.* 2022;24(10):1505-15. doi:10.1007/s11886-022-01766-6.
- Cabac-Pogorevici I, Muk B, Rustamova Y, et al. Ischaemic cardiomyopathy. Pathophysiological insights, diagnostic management and the roles of revascularisation and device treatment. Gaps and dilemmas in the era of advanced technology. *Eur J Heart Fail.* 2020;22(5):789-99. doi:10.1002/ehf.1747.
- Gatti M, Carisio A, D'Angelo T, et al. Cardiovascular magnetic resonance in myocardial infarction with non-obstructive coronary arteries patients: A review. *World J Cardiol.* 2020;12(6):248-61. doi:10.4330/wjc.v12.i6.248.
- Avard E, Shiri I, Hajianfar G, et al. Non-contrast Cine Cardiac Magnetic Resonance image radiomics features and machine learning algorithms for myocardial infarction detection. *Comput Biol Med.* 2022;141:105145. doi:10.1016/j.combiomed.2021.105145.
- Rudnick MR, Wahba IM, Leonberg-Yoo AK. Use of Gadolinium-Based Contrast Agents in Patients with Severe Renal Impairment. Absence of Risk Versus Caution: A Nephrologist's Perspective. *Kidney360.* 2020;1(6):433-5. doi:10.34067/KID.0003022020.
- Xin A, Liu M, Chen T, et al. Non-Contrast Cine Cardiac Magnetic Resonance Derived-Radiomics for the Prediction of Left Ventricular Adverse Remodeling in Patients With ST-Segment Elevation Myocardial Infarction. *Korean J Radiol.* 2023;24(9):827-37. doi:10.3348/kjr.2023.0061.
- Maksimova AS, Ussov WYu, Shelkovnikova TA, et al. Cardiac MRI Radiomics: review. *Siberian Journal of Clinical and Experimental Medicine.* 2023;38(3):13-22. (In Russ.) Максимова А.С., Усов В.Ю., Шелковникова Т.А. и др. Радиомический анализ магнитно-резонансных изображений сердца: обзор литературы. *Сибирский журнал клинической и экспериментальной медицины.* 2023;38(3):13-22. doi:10.29001/2073-8552-2023-39-3-13-22.
- Lasode J, Chantaksinopas W, Khongwirothpan S, et al. Radiomics for differential diagnosis of ischemic and dilated cardiomyopathy using non-contrast-enhanced cine cardiac magnetic resonance imaging. *Radiol Med.* 2025;130(5):650-61. doi:10.1007/s11547-025-01979-z.
- Zaitsev VV, Safronov KS, Konasov KS, et al. Development of predictive models for differential diagnosis of hypertrophic cardiomyopathy. *Russian Journal of Cardiology.* 2024;29(11):6130. (In Russ.) Зайцев В.В., Сафонов К.С., Конасов К.С. и др. Разработка предиктивных моделей для дифференциальной диагностики гипертрофической кардиомиопатии. *Российский кардиологический журнал.* 2024;29(11):6130. doi:10.15829/1560-4071-2024-6130.
- Amyar A, Al-Deiri D, Sroubek J, et al. Radiomic Cardiac MRI Signatures for Predicting Ventricular Arrhythmias in Patients With Nonischemic Dilated Cardiomyopathy. *JACC Adv.* 2025;4(4):101684. doi:10.1016/j.jacadv.2025.101684.
- Zhang W, Guo Y, Jin Q. Radiomics and Its Feature Selection: A Review. *Symmetry.* 2023;15:1834. doi:10.3390/sym15101834.
- Larrosa A, López-Lereu MP, Monmeneu JV, et al. Texture analysis of cardiac cine magnetic resonance imaging to detect nonviable segments in patients with chronic myocardial infarction. *Med Phys.* 2018;45(4):1471-80. doi:10.1002/mp.12783.
- Zhang Q, Burrage MK, Shanmuganathan M, et al. Artificial Intelligence for Contrast-Free MRI: Scar Assessment in Myocardial Infarction Using Deep Learning-Based Virtual Native Enhancement. *Circulation.* 2022;146(20):1492-503. doi:10.1161/CIRCULATIONAHA.122.060137.
- Cau R, Pisu F, Pintus A, et al. Cine-cardiac magnetic resonance to distinguish between ischemic and non-ischemic cardiomyopathies: a machine learning approach. *Eur Radiol.* 2024;34(9):5691-704. doi:10.1007/s00330-024-10640-8.

Адреса организаций авторов: ФГБУ Томский национальный исследовательский медицинский центр Российской академии наук, Научно-исследовательский институт кардиологии, ул. Киевская, д. 111 а, Томск, 634012, Россия; Национальный исследовательский Томский политехнический университет, проспект Ленина, д. 30, Томск, 634050, Россия; ФГБОУ ВО Сибирский государственный медицинский университет Минздрава России, Московский тракт, д. 2, Томск, 634050, Россия.

Addresses of the authors' institutions: Tomsk National Research Medical Center, Cardiology Research Institute, Kievskaya st., 111 a, Tomsk, 634012, Russia; National Research Tomsk Polytechnic University, Lenin Avenue, 30, Tomsk, 634050, Russia; Siberian State Medical University, Moskovsky Trakt, 2, Tomsk, 634050, Russia.