



Стандартизированный алгоритм построения радиомических моделей МРТ для диагностики рака предстательной железы Grade Group ≥ 1 и ≥ 3 : рекомендации на основе систематического обзора, метаанализа и оценки методологического качества (RQS/METRICS)

О. В. Крючкова^{1,2✉}, Е. В. Щепкина^{3,4}, А. И. Кузнецов⁵, Е. В. Заря¹, С. В. Епифанова^{1,4}, Н. А. Рубцова⁶, Б. Я. Алексеев⁷, А. Э. Тальшинский⁸

¹ Центральная клиническая больница с поликлиникой Управления делами президента Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация

² Центральная государственная медицинская академия Управления делами Президента Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация

³ Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте РФ, г. Москва, Российская Федерация

⁴ Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения г. Москвы, г. Москва, Российская Федерация

⁵ Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет), г. Москва, Российская Федерация

⁶ Московский научно-исследовательский онкологический институт им. П. А. Герцена – филиал ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр радиологии» Министерства здравоохранения Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация

⁷ Национальный медицинский исследовательский центр радиологии Министерства здравоохранения Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация

⁸ Санкт-Петербургский государственный университет, г. Санкт-Петербург, Российская Федерация

✉ ovk16@bk.ru

Аннотация

Цель исследования. На основе синтеза данных систематического обзора в рамках типовой методологии проведения метаанализов оценить текущее состояние разработки радиомических моделей, проанализировать источники методологической неоднородности и представить стандартизированный, доказательно обоснованный алгоритм для повышения качества и воспроизводимости будущих исследований.

Материалы и методы. Проведен систематический поиск в базах PubMed/MEDLINE, Embase, Scopus, Web of Science и Cochrane Library за период 01.2020–12.2025. Использовались ключевые слова, связанные с радиомикой, МРТ и раком поджелудочной железы (РПЖ). По критериям PICOS было отобрано 27 исследований ($n = 5945$ пациентов). Диагностическая эффективность оценена с помощью метаанализа (модель случайных эффектов), методологическое качество – по шкалам RQS и METRICS двумя независимыми рецензентами.

Результаты. Включено 27 исследований. Объединенная диагностическая эффективность радиомических моделей высокая (AUC = 0.847), однако отмечена существенная гетерогенность ($I^2 = 70.32\%$). Среднее качество по RQS составило $15,2 \pm 3,4$ (42,3 % от максимума), по METRICS – $67,5 \pm 9,0\%$. Выявлены системные методологические слабости: ретроспективный дизайн (96,3 %), отсутствие внешней валидации (77,8 %), анализа клинической полезности (70 %) и описания обработки пропущенных данных (100 %). Мета-регрессия показала, что высокий риск смещения приводит к завышению AUC ($p = 0,009$).

Заключение. Текущие высокие показатели эффективности радиомики РПЖ требуют осторожной интерпретации из-за методологических ограничений. Разработанный стандартизированный алгоритм, включающий рекомендации по проспективному дизайну, валидации, обработке данных и построению модели, представляет собой практическое методологическое руководство. Его внедрение может стать ключом к повышению методологической строгости, воспроизводимости и клинической трансляционной ценности будущих исследований в данной области.

Ключевые слова: рак предстательной железы, магнитно-резонансная томография, радиомика, машинное обучение, метаанализ, воспроизводимость результатов, дизайн исследования, ROC-AUC, алгоритмы

Для цитирования: Крючкова О. В., Щепкина Е. В., Кузнецов А. И., Заря Е. В., Епифанова С. В., Рубцова Н. А., Алексеев Б. Я., Тальшинский А. Э. Стандартизированный алгоритм построения радиомических моделей МРТ для диагностики рака предстательной железы Grade Group ≥ 1 и ≥ 3 : рекомендации на основе систематического обзора, метаанализа и оценки методологического качества (RQS/METRICS). Research and Practical Medicine Journal (Исследования и практика в медицине). 2026; 13(2): 104-120. <https://doi.org/10.17709/2410-1893-2026-13-2-8> EDN: EHSYGT

Для корреспонденции: Крючкова Оксана Валентиновна – к.м.н., врач-рентгенолог, заведующая отделением рентгеновской диагностики и компьютерной томографии ФГБУ «Центральная клиническая больница с поликлиникой» Управления делами президента Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация; доцент кафедры лучевой диагностики и терапии ФГБУ ДПО «Центральная государственная медицинская академия» Управления делами Президента Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация

Адрес: 121359, Российская Федерация, г. Москва, ул. Маршала Тимошенко, д. 15

E-mail: ovk16@bk.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6483-2074>, eLibrary SPIN: 2445-3370, AuthorID: 1230036, Scopus Author ID: 57217874860

Standardized algorithm for developing MRI-based radiomics models for detecting Grade Group ≥ 1 and ≥ 3 prostate cancer: recommendations from a systematic review, meta-analysis, and methodological quality assessment (RQS/METRICS)

O. V. Kryuchkova^{1,2✉}, E. V. Schepkina^{3,4}, A. I. Kuznetsov⁵, E. V. Zarya¹, S. V. Epifanova^{1,4}, N. A. Rubtsova⁶, B. Ya. Alekseev⁷, A. E. Talyshinskii⁸

¹ Central Clinical Hospital, Moscow, Russian Federation

² Central State Medical Academy, Moscow, Russian Federation

³ Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, Moscow, Russian Federation

⁴ Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedical Technologies, Moscow, Russian Federation

⁵ Moscow Aviation Institute (National Research University), Moscow, Russian Federation

⁶ P. Hertsen Moscow Oncology Research Institute – Branch of the National Medical Research Radiological Centre, Moscow, Russian Federation

⁷ National Medical Research Radiological Centre, Obninsk, Russian Federation

⁸ Saint Petersburg State University, Saint Petersburg, Russian Federation

✉ ovk16@bk.ru

Abstract

Purpose of the study. Based on a synthesis of systematic review data using standard meta-analysis methodology, to evaluate the current state of radiomics model development, analyze sources of methodological heterogeneity, and present a standardized evidence-based algorithm to improve the quality and reproducibility of future studies.

Materials and methods. A systematic search was conducted in the PubMed/MEDLINE, Embase, Scopus, Web of Science, and Cochrane Library databases for studies published between January 2020 and December 2025. Keywords related to radiomics, magnetic resonance imaging (MRI), and prostate cancer (PCa) were used. According to the PICOS criteria, 27 studies involving 5,945 patients were included. Diagnostic performance was assessed using a random-effects meta-analysis, while methodological quality was evaluated independently by two reviewers using the Radiomics Quality Score (RQS) and METRICS instruments.

Results. Twenty-seven studies were included. The pooled diagnostic performance of radiomics models was high (AUC = 0.847); however, substantial heterogeneity was observed ($I^2 = 70.32\%$). The mean RQS score was 15.2 ± 3.4 (42.3 % of the maximum possible score), while the mean METRICS score was $67.5 \pm 9.0\%$. Systematic methodological weaknesses were identified, including retrospective study design (96.3 %), lack of external validation (77.8 %), absence of clinical utility assessment (70 %), and failure to report missing-data handling procedures (100 %). Meta-regression demonstrated that a high risk of bias was associated with inflated AUC estimates ($p = 0.009$).

Conclusion. The currently reported high performance of PCa radiomics models should be interpreted with caution because of methodological limitations. The proposed standardized algorithm, incorporating recommendations on prospective study design, validation, data processing, and model development, provides a practical methodological guidance for future research. Its implementation may be key to improving methodological rigor, reproducibility, and the clinical translational value of future studies in this field.

Keywords: prostatic neoplasms, magnetic resonance imaging, radiomics, machine learning, meta-analysis, reproducibility of results, study design, ROC-AUC, algorithms

For citation: Kryuchkova O. V., Schepkina E. V., Kuznetsov A. I., Zarya E. V., Epifanova S. V., Rubtsova N. A., Alekseev B. Ya., Talyshinskii A. E. Standardized algorithm for developing MRI-based radiomics models for detecting Grade Group ≥ 1 and ≥ 3 prostate cancer: recommendations from a systematic review, meta-analysis, and methodological quality assessment (RQS/METRICS). *Research and Practical Medicine Journal (Issled. prakt. med.)*. 2026; 13(2): 104-120. (In Russ.). <https://doi.org/10.17709/2410-1893-2026-13-2-8> EDN: EHSYGT

For correspondence: Oksana V. Kryuchkova – Cand. Sci. (Medicine), Radiologist, Head of the Department of Radiology and Computed Tomography, Central Clinical Hospital, Moscow, Russian Federation; Associate Professor, Department of Diagnostic Radiology and Radiation Therapy, Central State Medical Academy, Moscow, Russian Federation

Address: 15 Marshala Timoshenko str., Moscow, 121359, Russian Federation

E-mail: ovk16@bk.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6483-2074>, eLibrary SPIN: 2445-3370, AuthorID: 1230036, Scopus Author ID: 57217874860

АКТУАЛЬНОСТЬ

Рак предстательной железы (РПЖ) остается одним из наиболее распространенных онкологических заболеваний у мужчин во всем мире, что определяет высокую социально-экономическую значимость его ранней и точной диагностики [1]. Современная клиническая парадигма смещается в сторону персонализированного подхода, где критически важным становится не только выявление рака (Grade Group ≥ 1 , GG ≥ 1), но и надежная стратификация риска, в частности, идентификация агрессивных форм (GG ≥ 3) [2, 3].

Несмотря на центральную роль мультипараметрической магнитно-резонансной томографии (мпМРТ), этот метод сохраняет субъективность и демонстрирует ограниченную диагностическую точность, особенно для дифференциации GG ≥ 3 [4, 5]. Радиомика является перспективным методом для создания объективных неинвазивных биомаркеров [6–8]. Однако стремительный рост числа публикаций не привел к ожидаемому внедрению радиомики в рутинную клиническую практику. Ключевым барьером является низкое и неоднородное методологическое качество многих исследований, ведущее к низкой воспроизводимости результатов [9, 10].

Для систематической оценки этих методологических проблем были разработаны специализированные инструменты: Radiomics Quality Score (RQS) [11] и METHodological RadiomICs Score (METRICS) [12]. Несмотря на обилие первичных исследований по радиомике РПЖ, на сегодняшний день отсутствует работа, которая бы на основе комплексного методологического аудита с использованием обоих инструментов синтезировала выводы в стандартизированный алгоритм построения моделей. Настоящее исследование призвано заполнить этот пробел. Данный систематический обзор и метаанализ были выполнены в соответствии с руководством PRISMA [13].

Цель исследования: на основе синтеза данных систематического обзора в рамках типовой методологии проведения метаанализов оценить текущее состояние разработки радиомических моделей, проанализировать источники методологической неоднородности и представить стандартизированный, доказательно обоснованный алгоритм для повышения качества и воспроизводимости будущих исследований.

Стратегия поиска и отбор исследований

Систематический поиск публикаций за период с 1 января 2020 по 30 декабря 2025 г. проводился

Таблица 1. Критерии включения и исключения исследований
Table 1. Inclusion and exclusion criteria

Категория / Criteria	Критерии включения / Inclusion criteria	Критерии исключения / Exclusion criteria
Участники / Population	Пациенты с подозрением на РПЖ или с подтвержденным диагнозом, которым проводилась МРТ предстательной железы / Patients with suspected or histopathologically confirmed prostate cancer who underwent prostate MRI	Исследования на животных, исследования <i>in vitro</i> , обзоры, мета-анализы, тезисы / Animal studies, <i>in vitro</i> studies, reviews, meta-analyses, conference abstracts
Индексный тест / Intervention	Радиомические модели, построенные на основе признаков, извлеченных из МРТ-изображений / Radiomics models developed using features extracted from MRI images	Модели, основанные на признаках из других модальностей (КТ, ПЭТ, гистология) / Models based on features derived from other modalities (CT, PET, histopathology)
Сравнение / Comparison	Гистопатологический анализ (биопсия или радикальная простатэктомия) как референсный стандарт для определения группы риска по системе Grade Group (GG) / Histopathological examination (prostate biopsy or radical prostatectomy specimen) used as the reference standard for Grade Group (GG) classification	Отсутствие гистопатологического подтверждения / Absence of histopathological confirmation
Исходы / Outcomes	Представление диагностической эффективности модели в виде ROC-AUC для дифференциации GG ≥ 1 или GG ≥ 3 / Diagnostic performance reported as ROC-AUC for discrimination of GG ≥ 1 or GG ≥ 3 prostate cancer	Отсутствие данных об AUC, SE или ДИ / Lack of data on AUC, standard error (SE), or confidence intervals (CI)
Дизайн исследования / Study Design	Оригинальные диагностические исследования, опубликованные в виде полных текстов на английском языке / Original diagnostic studies published as full-text articles in English	Повторные публикации на одной когорте, протоколы исследований, обзоры / Duplicate publications based on the same patient cohort, study protocols, reviews
Прочие критерии / Other criteria	–	Исследования с размером выборки менее 30 пациентов / Studies with a sample size of fewer than 30 patients

в пяти международных электронных базах данных: PubMed/MEDLINE, Embase, Scopus, Web of Science Core Collection и Cochrane Library. Поисковый запрос сочетал термины, описывающие популяцию, метод визуализации и методологию. Были использованы следующие ключевые слова: prostatic neoplasms (новообразования предстательной железы), prostate cancer (рак предстательной железы), prostate carcinoma (карцинома предстательной железы), magnetic resonance imaging (магнитно-резонансная томография), MRI (МРТ), multiparametric MRI (мультипараметрическая МРТ), radiomics (радиомика), texture analysis (текстурный анализ), machine learning (машинное обучение).

Для отбора исследований использовались predetermined критерии включения и исключения, сформулированные в соответствии с концепцией PICOS (табл. 1).

Извлечение данных и оценка методологического качества

Отбор исследований выполнялся независимо двумя рецензентами. Для каждой включенной статьи извлекались данные в стандартизированную форму. Методологическое качество оценивалось двумя не-

зависимыми рецензентами с помощью инструментов RQS [11] и METRICS [12]. Согласованность оценок определялась с использованием коэффициента внутриклассовой корреляции (ICC).

Статистический синтез и анализ для формирования алгоритма

Диагностическая эффективность (ROC-AUC) обобщалась с помощью модели случайных эффектов (DerSimonian-Laird). Гетерогенность оценивалась с помощью I^2 -статистики. Проводились анализ подгрупп и мета-регрессия. Риск систематической ошибки оценивался на уровне отдельных исследований (инструмент QUADAS-2) и на уровне метаанализа.

Синтез методологических данных для разработки алгоритма был основан на триангуляции трех ключевых аспектов для каждого методологического выбора: частота применения (F), методологическое качество (Q) и диагностическая эффективность/гетерогенность (P).

Поиск литературы и общая характеристика включенных исследований

Блок-схема отбора исследований представлена на рис. 1. После отбора в систематический обзор было

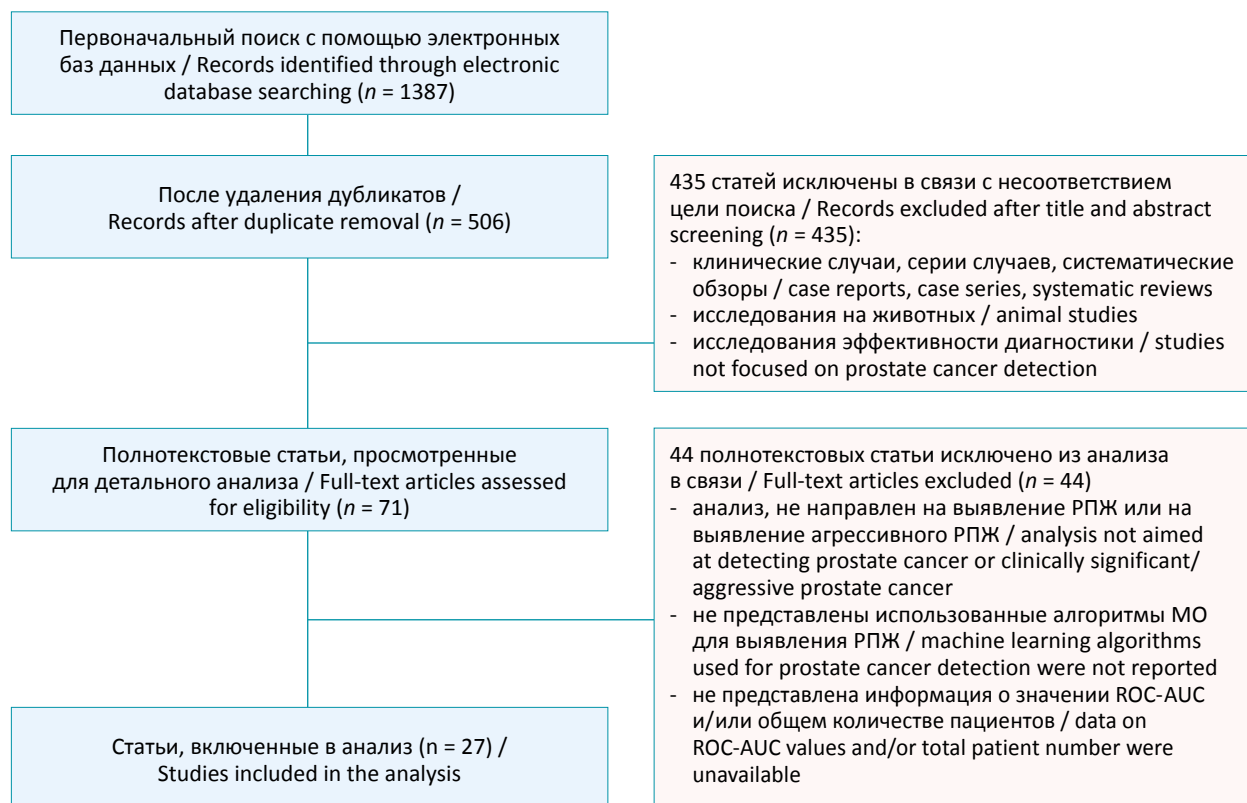


Рис. 1. Схема процесса поиска литературы и выбора исследования

Fig. 1. Literature search and study selection process flowchart

Таблица 2. Основные характеристики включенных исследований
Table 2. Main characteristics of the included studies

№	Автор, год публикации / Author, year	Задача (GG) / Task (GG)	Дизайн / Study design	Пациенты / Patients, <i>n</i>	Метод сегментации (2D/3D) / Segmentation Method (2D/3D)	Классификатор / Classifier, model
1	Woźnicki P. et al., 2020 [14]	≥ 1	Ретроспективный / Retrospective	191	Ручная (3D) / Manual (3D)	MLR
2	Li M. et al., 2020 [15]	≥ 1	Ретроспективный / Retrospective	203	Ручная (3D) / Manual (3D)	MLR
3	Hu L. et al., 2021 [16]	≥ 1	Случай-контроль / Case-control	136	Ручная (3D) / Manual (3D)	MLR
4	He D. et al., 2021 [17]	≥ 1	Ретроспективный / Retrospective	459	Ручная (3D) / Manual (3D)	MLR
5	Ji X. et al., 2021 [18]	≥ 1	Ретроспективный / Retrospective	459	Ручная (3D) / Manual (3D)	MLR
6	Ayyad S.M. et al., 2022 [19]	≥ 1	Ретроспективный / Retrospective	80	Ручная (3D) / Manual (3D)	SVM
7	Lu Yu. et al., 2022 [20]	≥ 1	Ретроспективный / Retrospective	136	Ручная (3D) / Manual (3D)	MLR
8	Gui S. et al., 2022 [21]	≥ 1	Ретроспективный / Retrospective	146	Ручная (3D) / Manual (3D)	MLR
9	Grajales D.O. et al., 2022 [22]	≥ 1	Проспективный / Prospective	47	Автоматическая (3D) / Automatic (3D)	SVM
10	Ma L. et al., 2022 [23]	≥ 1	Ретроспективный / Retrospective	103	Ручная (3D) / Manual (3D)	MLR
11	Jin P. et al., 2023 [24]	≥ 1	Случай-контроль / Case-control	463	Ручная (3D) / Manual (3D)	SVM
12	Li C. et al., 2024 [25]	≥ 1	Ретроспективный / Retrospective	221	Ручная (3D) / Manual (3D)	MLR
13	Zhou H. et al., 2025 [26]	≥ 1	Ретроспективный / Retrospective	199	Ручная (3D) / Manual (3D)	RF
14	Jin L. et al., 2025 [27]	≥ 1	Ретроспективный / Retrospective	602	Ручная (3D) / Manual (3D)	Ансамбль / Ensemble
15	Lu Yu. et al., 2025 [28]	≥ 1	Ретроспективный / Retrospective	251	Ручная (3D) / Manual (3D)	MLR
16	Zhang C. et al., 2025 [29]	≥ 1	Ретроспективный / Retrospective	109	Ручная (3D) / Manual (3D)	RF
17	Chen Z. et al., 2020 [30]	≥ 3	Ретроспективный / Retrospective	75	Ручная (2D) / Manual (2D)	SVM
18	Gugliandolo S.G. et al., 2021 [31]	≥ 3	Ретроспективный / Retrospective	65	Ручная (3D) / Manual (3D)	MLR
19	Han C. et al., 2021 [32]	≥ 3	Ретроспективный / Retrospective	176	Ручная/автомат (3D) / Manual/automatic (3D)	SVM
20	Kang Z. et al., 2021 [33]	≥ 3	Ретроспективный / Retrospective	85	Ручная (2D) / Manual (2D)	LDA
21	Bertelli E. et al., 2022 [34]	≥ 3	Ретроспективный / Retrospective	132	Ручная (2D) / Manual (2D)	CNN
22	Urakami A. et al., 2022 [35]	≥ 3	Ретроспективный / Retrospective	101	Ручная (3D) / Manual (3D)	SVM
23	Zhuang H. et al., 2023 [36]	≥ 3	Ретроспективный / Retrospective	50	Ручная (2D) / Manual (2D)	NB
24	Gao Z. et al., 2024 [37]	≥ 3	Ретроспективный / Retrospective	178	Ручная (2D) / Manual (2D)	MLR
25	Nicoletti G. et al., 2024 [38]	≥ 3	Ретроспективный / Retrospective	299	Ручная (3D) / Manual (3D)	NB
26	Wang K. et al., 2025 [39]	≥ 3	Ретроспективный / Retrospective	878	Автоматическая (3D) / Automatic (3D)	CNN
27	Shibayama Yu. et al., 2025 [40]	≥ 3	Ретроспективный / Retrospective	101	Ручная (2D) / Manual (2D)	SVM

Примечание: MLR – множественная логистическая регрессия, SVM – метод опорных векторов, RF – случайный лес, ансамбль – ансамблевая модель, LDA – линейный дискриминантный анализ, CNN – сверточная нейронная сеть, NB – наивный байесовский классификатор.

Note: MLR – Multiple Logistic Regression, SVM – Support Vector Machine, RF – Random Forest, LDA – Linear Discriminant Analysis, CNN – Convolutional Neural Network, NB – Naive Bayes.

включено 27 статей с общим размером выборки 5945 пациентов.

Большинство исследований были одноцентровыми (81,5 %) и ретроспективными (96,3 %). Средний размер когорты составил 220 пациентов. Наиболее часто использовались ручная 3D-сегментация (70,4 %) и логистическая регрессия (59,3 %). Внешняя валидация применялась лишь в 6 исследованиях (22,2 %) (табл. 2).

Оценка методологического качества: результаты RQS и METRICS

Межэкспертная надежность оценки была отличной (ICC для RQS – 0,92, для METRICS – 0,89). Средний балл RQS составил $15,2 \pm 3,4$ (42,3 % от максимума), что соответствует «умеренному или низкому качеству». Средний процент по шкале METRICS составил $67,5 \% \pm 9,0 \%$ (рис. 2).

Анализ по пунктам выявил систематические недостатки (рис. 3, 4): только в одном исследовании проводился предварительный расчет мощности выборки; доля исследований с внешней валидацией – 22,2 %; доступность кода или данных – 7,4 %; анализ калибровки моделей – 44 %; оценка клинической полезности (DCA) – 30 %. Критическим упущением во всех исследованиях стало отсутствие описания работы с пропущенными значениями (missing data).

Метаанализ диагностической эффективности

Метаанализ выявил высокую совокупную диагностическую эффективность радиомических моде-

лей (0,847 (95 % ДИ: 0,817–0,873)), но также и значительную гетерогенность между исследованиями ($I^2 = 70,32 \%$, $p < 0,001$) (рис. 5).

Для задачи выявления GG ≥ 1 объединенная AUC составила 0,864 (95 % ДИ: 0,829–0,892; $I^2 = 63,16 \%$). Для задачи идентификации GG ≥ 3 объединенная AUC составила 0,808 (95 % ДИ: 0,758–0,849; $I^2 = 56,81 \%$).

Исследование источников гетерогенности: анализ подгрупп

Анализ подгрупп выявил несколько статистически значимых различий (табл. 3). Ключевые выводы:

- Исследования с низким риском смещения (QUADAS-2, рис. 6) показали значимо более низкую и статистически однородную эффективность (AUC 0,820, $I^2 = 44 \%$), чем исследования с высоким риском (AUC 0,864, $I^2 = 65 \%$, $p < 0,001$).
- Комбинированные модели (радиомика + клинические данные) превосходили чистую радиомику (AUC 0,880 vs 0,807, $p < 0,001$).
- Модели на основе логистической регрессии (MLR) показали более высокую и однородную эффективность (AUC 0,867, $I^2 = 0 \%$) по сравнению с другими алгоритмами (AUC 0,816, $I^2 = 64 \%$, $p = 0,015$).
- Применение LASSO для отбора признаков ассоциировалось с более высокой AUC (0,890 vs 0,823, $p = 0,029$).
- Исследования на томографах 3.0 Тл и включавшие опухоли обеих зон показали статистически значимо лучшие результаты.

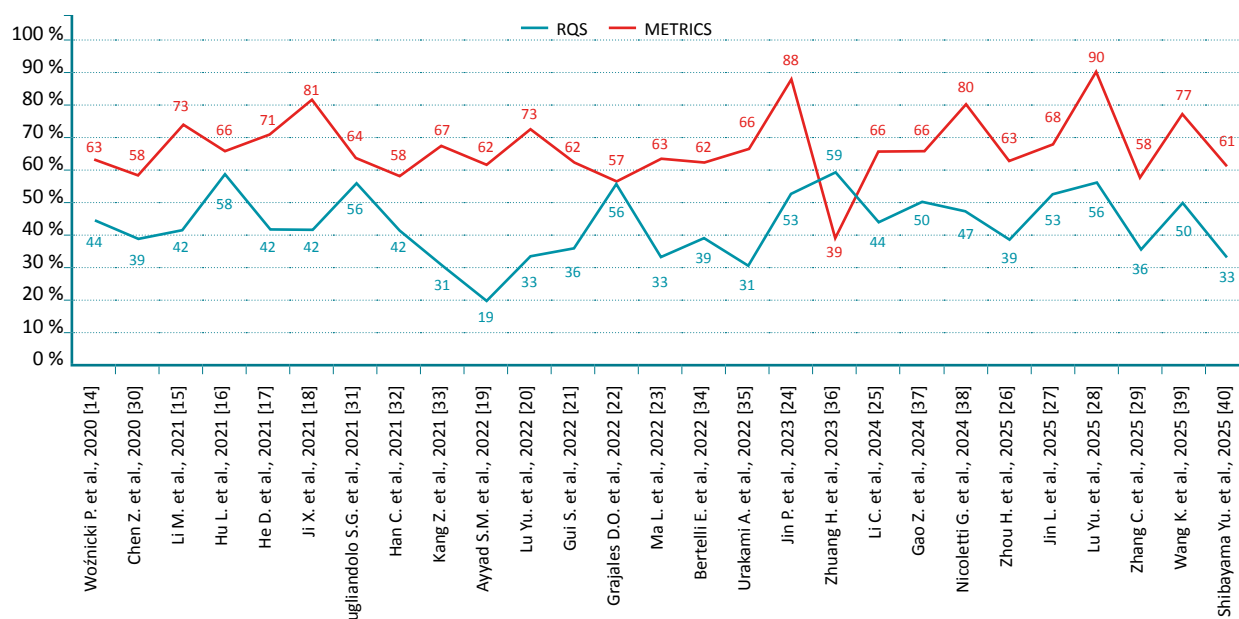


Рис. 2. Динамика средних оценок экспертов по публикациям в хронологическом порядке

Fig. 2. Chronological trend in mean expert ratings per publication

Влияние методологического качества на эффективность: мета-регрессионный анализ

Мета-регрессия выявила статистически значимую обратную зависимость между методологическим качеством (риском смещения) и величиной AUC: коэффициент регрессии составил $-0,057$ (95 % ДИ: $-0,090 - -0,010$; $p = 0,009$). Это означает, что при улучшении методологического качества прогнозируемое значение ROC-AUC уменьшается в среднем на 0,057 пункта.

Разработка стандартизированного алгоритма: синтез доказательств

На основе триангуляции данных был разработан пошаговый алгоритм (рис. 7). Каждая рекомендация

имеет четкое доказательное обоснование (табл. 4). Критическим недостатком, выявленным при анализе методологии, стало отсутствие отчетности по работе с пропущенными значениями (Missing Data) во всех исследованиях (0/27, 0 %).

ОБСУЖДЕНИЕ

Настоящее исследование представляет собой первый систематический обзор и методологический аудит, в котором на основе количественного синтеза доказательств и оценки качества (RQS/METRICS) предложен стандартизированный алгоритм для разработки радиомических моделей MPT при РПЖ.



Рис. 3. Гистограмма средних баллов по 16 пунктам RQS

Fig. 3. Bar chart of mean scores across the 16 RQS

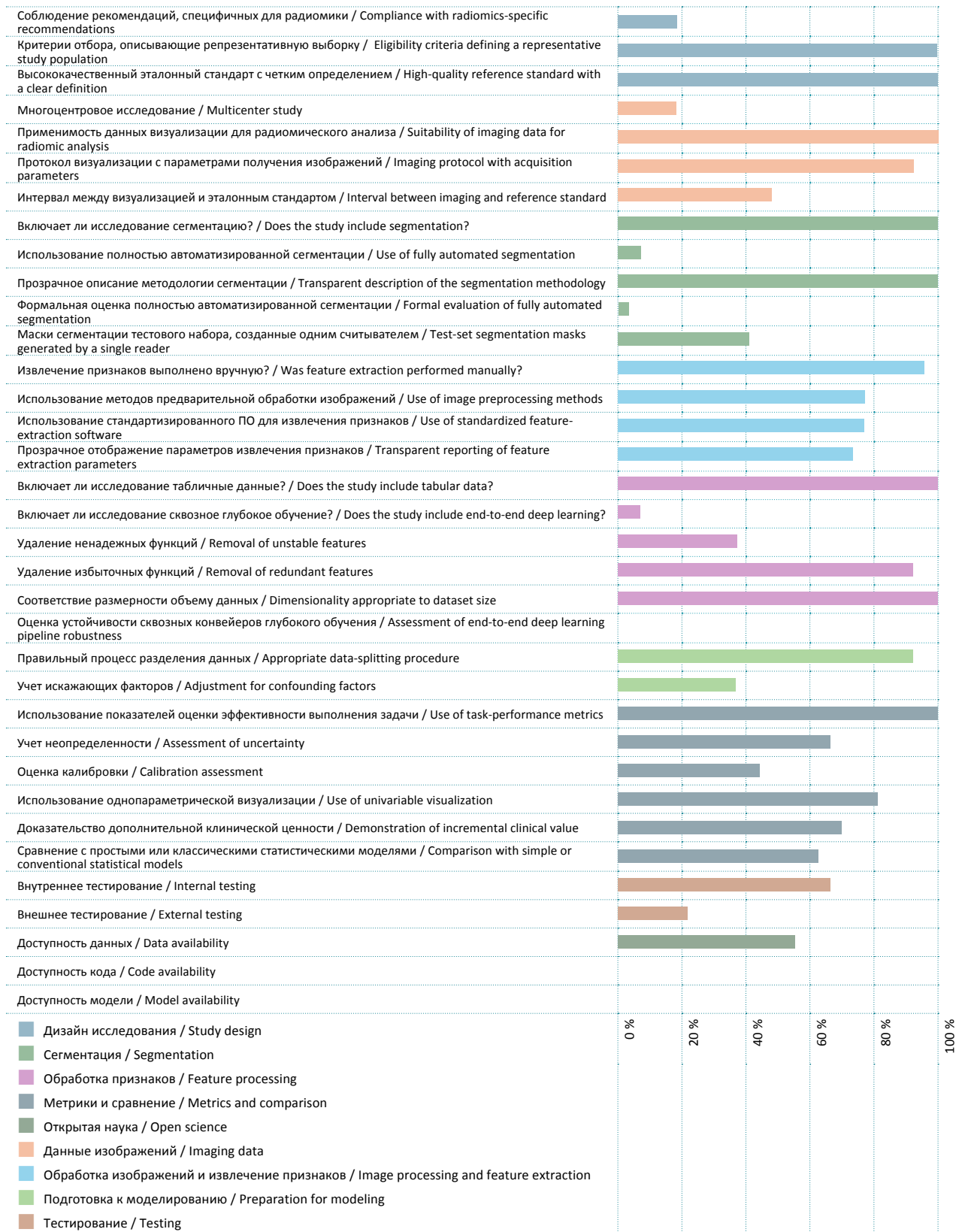


Рис. 4. Гистограмма средних значений METRICS по этапам конвейера

Fig. 4. Bar chart of average METRICS values across pipeline stages

Ключевой вывод работы заключается в том, что высокая заявленная диагностическая эффективность радиомики сопровождается существенной методологической неоднородностью и риском систематических смещений.

Выявленные системные слабости согласуются с данными методологических аудитов в других онкологических областях [9, 10, 41–43]. Мета-регрессия количественно подтвердила, что низкое методологическое качество является прямым драйвером завышения показателей AUC.

Важным вкладом является фокусировка на ранее упускаемых из виду технических аспектах воспроизводимости. Тот факт, что ни в одном из 27 проанализированных исследований не была описана стратегия обработки пропущенных значений (missing data), указывает на критический разрыв между декларируемым стремлением к стандартизации и ее

практической реализацией. Для устранения этого пробела в будущих работах необходимо: а) указывать абсолютное количество и долю пропущенных данных для каждой переменной; б) описывать предполагаемый механизм пропусков (MCAR, MAR, MNAR); в) обосновывать выбранный метод коррекции – будь то полный анализ наблюдений (complete case analysis), простая импутация средним/медианой или, что предпочтительнее, множественная импутация; г) проводить анализ чувствительности, сравнивая характеристики пациентов с полными и неполными данными, чтобы оценить риск смещения отбора.

Разработанный алгоритм представляет собой синтез доказательств. Его сильные стороны – акцент на комбинированных моделях, предпочтение интерпретируемых методов и безусловное требование внешней валидации – напрямую вытекают из данных подгруппового анализа. Помещение в алгоритм та-

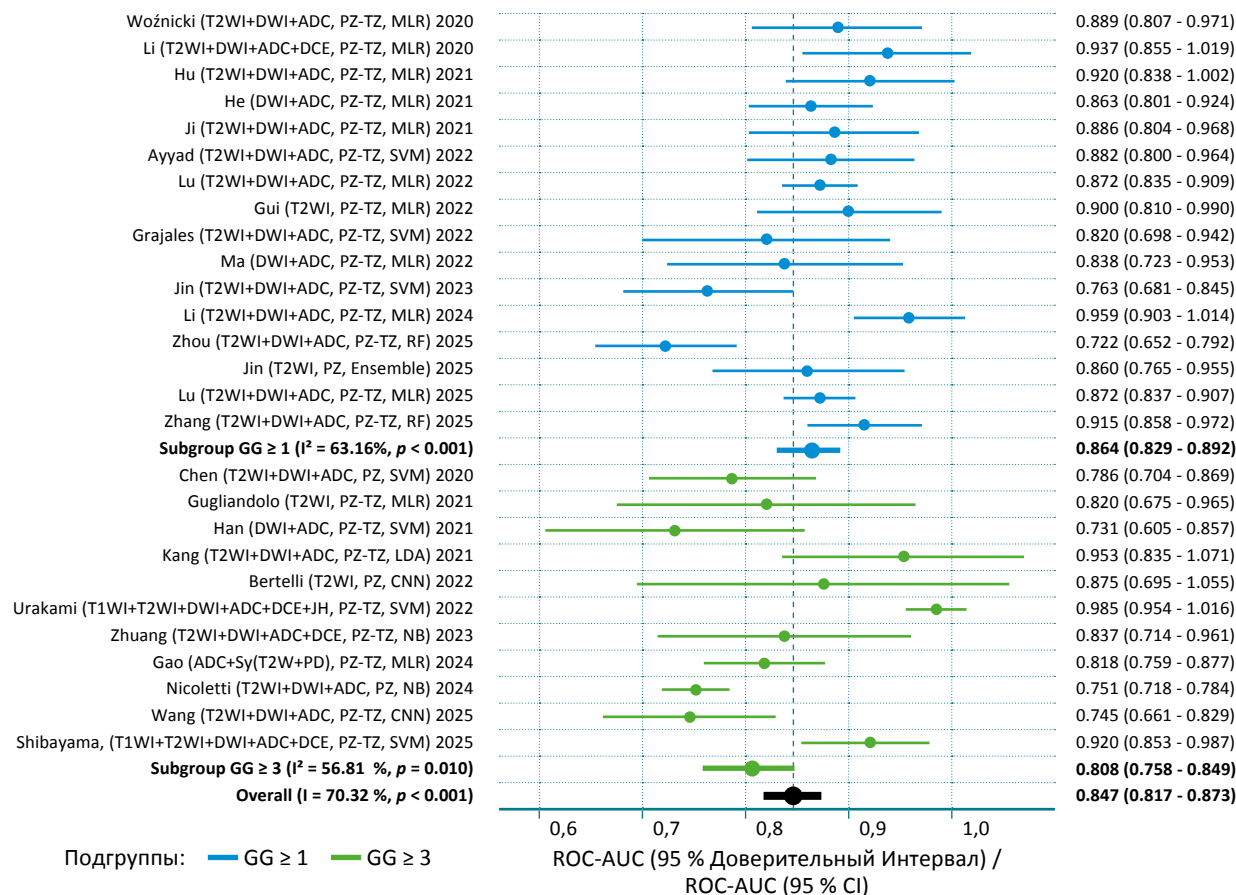


Рис. 5. Блобграмма прогностических моделей с обобщенной площадью под ROC-кривой (AUC) и 95 % доверительным интервалом для диагностики РПЖ в разрезе по типу цели исследования (GG ≥ 1 и GG ≥ 3)

Fig. 5. Forest plot of individual predictive models showing the pooled area under the ROC curve (AUC) and 95% confidence interval for PCa diagnosis, stratified by study target condition (GG ≥ 1 and GG ≥ 3)

Таблица 3. Анализ подгрупп: влияние методологических и технических факторов на объединенную AUC
Table 3. Subgroup analysis of the impact of methodological and technical factors on the pooled AUC

Фактор / Factor	Подгруппа / Subgroup	Кол-во исследований / Number of studies, n	Обобщенный AUC (95% ДИ) / Pooled AUC (95 % CI)	I ² (внутри) / i ² (within group)	p-значение (между гр.) / p-value (between groups)
Общий риск смещения (QUADAS-2) / Overall risk of bias (QUADAS-2)	Низкий риск / Low risk	7	0,820 (0,767–0,864)	44 %	< 0,001*
	Неясный риск / Unclear risk	2	0,754 (0,721–0,785)	0 %	
	Высокий риск / High risk	18	0,864 (0,828–0,894)	65 %	
Тип модели / Model type	Радиомика + клинические данные / Radiomics + clinical data	10	0,880 (0,860–0,897)	0 %	< 0,001*
	Только радиомика / Radiomics only	17	0,807 (0,769–0,840)	55,8 %	
Events per variable (EPV) – число событий на одну переменную / Events per variable (EPV)	EPV \leq 10	12	0,852 (0,801–0,891)	65 %	0,824
	EPV > 10	15	0,845 (0,804–0,879)	73,6 %	
Events per variable (EPV) – число событий на одну переменную / Events per variable (EPV)	EPV \leq 15	16	0,856 (0,813–0,890)	63 %	0,555
	EPV > 15	11	0,838 (0,791–0,877)	76 %	
Классификатор / Classifier	Использование LASSO / LASSO used	12	0,867 (0,847–0,885)	0 %	0,015*
	Без LASSO / No LASSO	15	0,816 (0,773–0,853)	64 %	
Метод селекции / Feature selection method	3,0 Тл	11	0,890 (0,839–0,926)	64 %	0,029*
	1,5 Тл / другие / 1.5 T / other	16	0,823 (0,785–0,855)	70 %	
Сила магнитного поля / Magnetic field strength	Периферическая + переходная зона (PZ-TZ) / Peripheral zone + transition zone (PZ-TZ)	21	0,864 (0,837–0,887)	49 %	< 0,001*
	Только периферическая зона (PZ) / Peripheral zone only (PZ)	6	0,751 (0,723–0,777)	0 %	
Локализация анализа / Region analyzed	Радиомика + клинические данные / Radiomics + clinical data	23	0,855 (0,823–0,882)	65 %	0,008*
	Только радиомика / Radiomics only	4	0,780 (0,725–0,826)	29 %	
Тип модели / Model type	Высокое качество (RQS) / Уровень (METRICS)* / High quality (RQS) / High level (METRICS)*	7	0,880 (0,844–0,909)	0 %	0,058
	Умеренное или низкое качество/уровень / Moderate or low quality/level	20	0,834 (0,797–0,865)	74 %	
Оценка метод. качества / Methodological quality assessment	С внешней валидацией / External validation performed	8/4	0,824/0,819	55 % / 87 %	0,330 / 0,338
	Без внешней валидации / No external validation	19/23	0,860/0,851	75 % / 66 %	
Валидация / Validation	3D	3	0,831 (0,735–0,897)	54 %	0,659
	2D	24	0,850 (0,817–0,878)	72 %	
Сегментация / Segmentation method	Использование LASSO / LASSO used	21	0,849 (0,813–0,879)	75 %	0,599
	Без LASSO / No LASSO	6	0,834 (0,781–0,876)	19 %	

Примечание: * – различия статистически значимы ($p < 0,05$) / differences were statistically significant ($p < 0,05$).

ких «невидимых» этапов, как обработка пропусков и обоснование размера выборки, направлено на устранение системных пробелов.

Ограничения исследования

- низкий уровень доказательств (GRADE) из-за высокого риска систематической ошибки и неоднородности;

- ограниченная клиническая применимость выводов из-за доминирования ретроспективных, одноцентровых дизайнов;
- условность инструментов оценки (RQS, METRICS), которые могут не охватывать все нюансы;
- потенциальное влияние выбросов на гетерогенность;
- ограниченный анализ клинической ценности из-за низкой доли исследований с DCA.

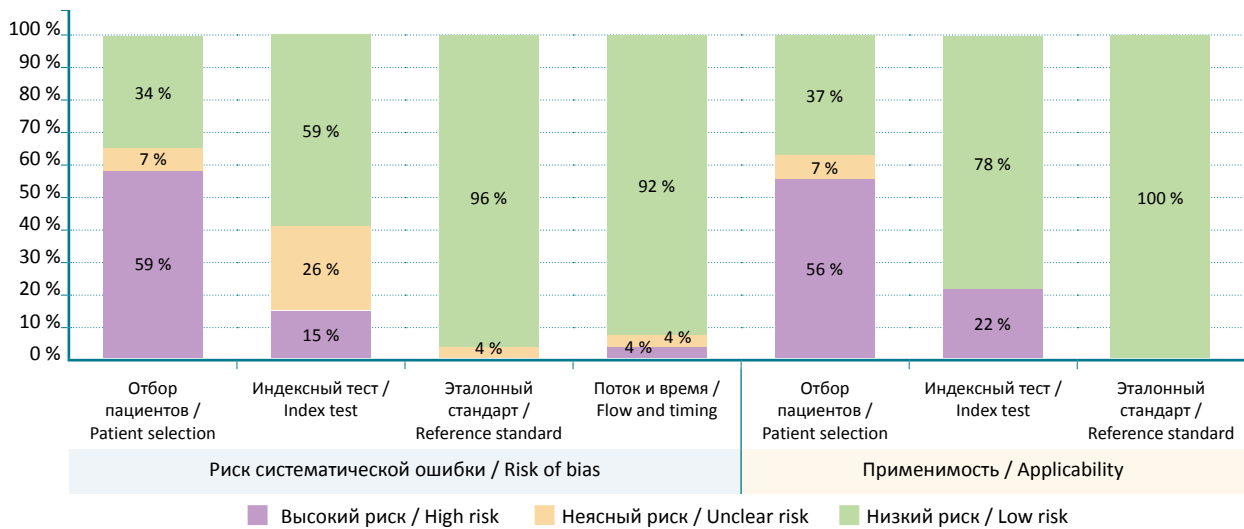


Рис. 6. Оценка методологического качества включенных исследований с использованием QUADAS-2

Fig. 6. Methodological quality assessment of the included studies using QUADAS-2

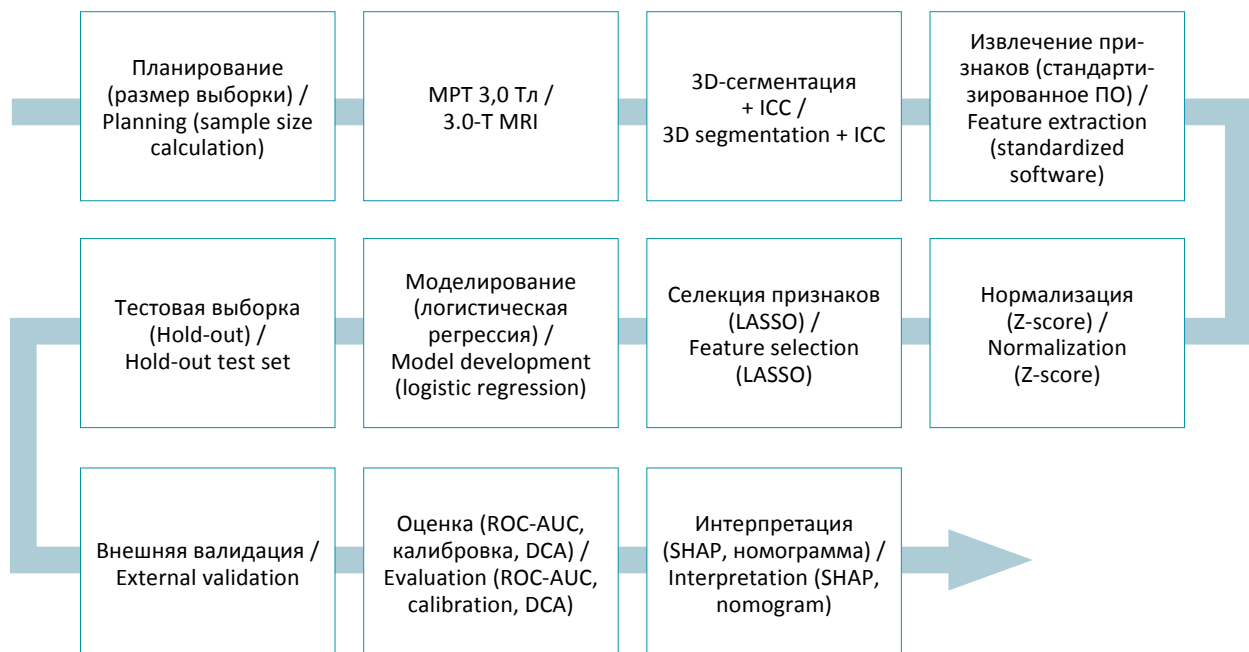


Рис. 7. Блок-схема стандартизированного алгоритма для разработки радиомической модели диагностики РПЖ на основе МРТ

Fig. 7. Flowchart of the standardized algorithm for developing an MRI-based radiomics model for prostate cancer diagnosis

Таблица 4. Обоснование рекомендаций по стандартизованному алгоритму на основе синтеза данных
Table 4. Evidence and rationale supporting the proposed standardized algorithm

Этап конвейера / Pipeline stage	Рекомендация / Recommendation	Доказательное обоснование / Evidence-based rationale
1. Планирование / Planning	Проспективный/ретроспективный дизайн с предварительным расчетом размера выборки. Соблюдение принципа EPV > 10 / Prospective or retrospective study design with an a priori sample size calculation. Compliance with the principle of EPV >10	Отсутствие расчета мощности – главный недостаток (96 % исследований), напрямую влияющий на риск смещения (QUADAS-2). Принцип «пациент/признак» является ключевым для минимизации переобучения / Lack of power calculation was the major methodological limitation (96 % of studies) and directly contributed to the risk of bias (QUADAS-2). The events-per-variable (EPV) principle is critical for minimizing overfitting
2. Визуализация / Imaging	МРТ 3.0 Тл с би- или мультипараметрическим протоколом (T2WI, DWI/ADC) / 3.0-T MRI using a bi- or multiparametric protocol (T2WI, DWI/ADC)	Подгрупповой анализ: 3.0 Тл дает AUC 0.864 против 0,751 при 1.5 Тл ($p < 0,001$) / Subgroup analysis demonstrated superior performance for 3.0-T MRI compared with 1.5-T MRI (AUC 0.864 vs. 0.751, $p < 0.001$)
3. Сегментация / Segmentation	3D-сегментация объемов интереса (VOI) с обязательной оценкой межнаблюдательной согласованности (ICC) / 3D segmentation of volumes of interest (VOIs) with mandatory assessment of interobserver agreement (ICC)	3D – стандарт (78 % работ). Оценка ICC повышает баллы METRICS и снижает неопределенность / 3D segmentation represented the current standard (78 % of studies). ICC assessment improves METRICS scores and reduces uncertainty
4. Инженерия признаков / Feature engineering	Использование стандартизованного ПО (например, PyRadiomics или LifeX). Явное описание стратегии обработки пропущенных значений (NaN). Нормализация признаков (Z-score) / Use standardized software packages (e.g., PyRadiomics or LifeX). Explicitly report the strategy for handling missing values (NaN). Apply feature normalization (Z-score)	PyRadiomics использовался в 63 % качественных исследований. Описание работы с пропусками (удаление, импутация) критически важно для воспроизводимости, хотя ни одно исследование его не предоставило. Нормализация – базовый шаг предобработки / PyRadiomics was used in 63 % of high-quality studies. Transparent reporting of missing-data handling (deletion, imputation) is essential for reproducibility, although none of the included studies provided such information. Feature normalization is a fundamental preprocessing stage
5. Отбор признаков / Feature selection	Обязательное применение LASSO-регрессии для селекции наиболее информативных признаков / Mandatory application of LASSO regression to identify the most informative features	Подгрупповой анализ: LASSO ассоциирован с AUC 0,890 против 0,823 без него ($p = 0,029$). Эффективно борется с переобучением / Subgroup analysis showed that LASSO was associated with significantly higher diagnostic performance (AUC 0.890 vs. 0.823 without LASSO; $p = 0.029$). LASSO is effective in reducing overfitting.
6. Построение модели / Model development	Комбинированная модель, интегрирующая радиомические и клиничко-демографические данные (например, уровень ПСА, возраст). В качестве базового классификатора предпочтительна логистическая регрессия (MLR) / Use a combined model integrating radiomic and clinicodemographic variables (e.g., PSA level, age). Multiple logistic regression (MLR) is recommended as the baseline classifier	Подгрупповой анализ показал статистически значимое превосходство комбинированных моделей над чистой радиомикой (AUC 0.880 vs 0.807, $p < 0,001$) при нулевой гетерогенности ($I^2 = 0$ %). Модели на основе MLR показали более высокую и однородную эффективность (AUC 0,867, $I^2 = 0$ %, $p = 0,015$) / Subgroup analysis demonstrated statistically significant superiority of combined models over radiomics-only approaches (AUC 0.880 vs. 0.807, $p < 0.001$) with no heterogeneity ($I^2 = 0$ %). MLR-based models showed higher and more consistent performance (AUC 0.867, $I^2 = 0$ %, $p = 0.015$).
7. Валидация / Validation	Строгое разделение на обучающую и тестовую выборки (hold-out). Внешняя валидация – золотой стандарт для оценки клинической применимости / Strict separation of training and test datasets (hold-out strategy). External validation should be considered the gold standard for assessing clinical applicability	Мета-регрессия и анализ подгрупп (QUADAS-2) доказали: строгая валидация напрямую связана с получением реалистичных, не завышенных оценок эффективности ($p = 0,009$). Внешняя валидация (22 % работ) выявляет реалистичную эффективность и снижает гетерогенность (I^2 с 72 % до 54 %) применимости / Meta-regression and subgroup analyses (QUADAS-2) demonstrated that rigorous validation is directly associated with more realistic and less inflated estimates of model performance ($p = 0.009$). External validation (performed in 22 % of studies) provided more realistic estimates of performance and reduced heterogeneity (I^2 from 72 % to 54 %)

Таблица 4 (продолжение). Обоснование рекомендаций по стандартизированному алгоритму на основе синтеза данных
Table 4 (continued). Evidence and rationale supporting the proposed standardized algorithm

Этап конвейера / Pipeline stage	Рекомендация / Recommendation	Доказательное обоснование / Evidence-based rationale
8. Оценка и отчет / Evaluation and reporting	Отчетность по AUC, калибровке (график, тест Хосмера-Лемешоу) и клинической полезности (DCA). Явное описание обработки пропущенных данных в методах. Идеал – публикация кода и данных / Report discrimination (ROC-AUC), calibration (calibration plot and Hosmer-Lemeshow test), and clinical utility (decision curve analysis, DCA). Explicitly describe methods used to handle missing data. Ideally, make code and datasets publicly available	Только 44 % работ оценивали калибровку – ключевой показатель надежности. Клиническая интерпретируемость была проанализирована с помощью DCA лишь в 11 % исследований (3/27), что указывает на значительный разрыв между статистической эффективностью и оценкой клинической применимости. Описание работы с пропусками необходимо для полного понимания конвейера. Открытость (выполнена в 7 % работ) – фундамент воспроизводимости и прогресса области / Only 44 % of studies assessed calibration, despite it being a key indicator of model reliability. Clinical utility was evaluated using DCA in only 11 % of studies (3/27), highlighting a substantial gap between statistical performance and clinical applicability. Transparent reporting of missing-data handling is necessary for complete understanding of the analytical pipeline. Open science practices (implemented in only 7 % of studies) are fundamental for reproducibility and scientific progress

- возможное языковое смещение (включены только англоязычные работы).

Настоящий обзор был сосредоточен исключительно на задачах первичной диагностики и стратификации риска ($GG \geq 1$ и $GG \geq 3$) до начала лечения. Исследования, оценивающие радиомические модели для динамического наблюдения после радикального лечения (например, радиотерапии или простатэктомии) с целью выявления рецидива или оценки ответа, не включались. Для пострадиационных изменений характерен иной набор значимых радиомических признаков, поэтому полученные выводы и алгоритм не могут быть напрямую экстраполированы на эту клиническую ситуацию без дополнительной валидации.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведенный комплексный методологический аудит и метаанализ наглядно демонстрируют, что, несмотря на формально высокие показатели диагностической эффективности радиомики МРТ в выявлении и стратификации РПЖ, существующая доказательная база характеризуется значительной методологической неоднородностью и системными пробелами. Выявленные слабости, такие как доминирование ретроспективных одноцентровых дизайнов, отсутствие внешней валидации и полное игнорирование

в отчетности вопроса обработки пропущенных данных, напрямую приводят к завышению результатов и низкой воспроизводимости моделей, что объясняет их замедленную трансляцию в клинику.

На основе синтеза количественных данных разработан стандартизированный алгоритм, который служит практическим методологическим руководством для повышения строгости будущих исследований. Его ключевые положения, включая необходимость проспективного планирования с обязательным формальным расчетом мощности, ориентированного на обеспечение не менее 10–15 событий на одну переменную-кандидат (EPV), что для типичных радиомических моделей с 15–20 признаками при распространенности клинически значимого рака 30–40 % соответствует минимальному общему размеру выборки порядка 200–400 пациентов, обязательную интеграцию клинических данных, использование интерпретируемых методов машинного обучения и безусловное требование внешней валидации, направлены на устранение выявленных системных недостатков. Последовательное применение этих принципов способно консолидировать методологию в области, снизить гетерогенность и обеспечить генерацию надежных, клинически значимых доказательств, что является необходимым условием для интеграции перспективных радиомических биомаркеров в рутинную диагностическую практику.

Список источников/ References

1. Bray F, Laversanne M, Sung H, Ferlay J, Siegel RL, Soerjomataram I, Jemal A. Global cancer statistics 2022: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries. *CA Cancer J Clin.* 2024 May-Jun;74(3):229-263. <https://doi.org/10.3322/caac.21834>

2. Hamdy FC, Donovan JL, Lane JA, Mason M, Metcalfe C, Holding P, et al.; ProtecT Study Group. 10-Year Outcomes after Monitoring, Surgery, or Radiotherapy for Localized Prostate Cancer. *N Engl J Med*. 2016 Oct 13;375(15):1415-1424. <https://doi.org/10.1056/nejmoa1606220>
3. Klotz L, Zhang L, Lam A, Nam R, Mamedov A, Loblaw A. Clinical results of long-term follow-up of a large, active surveillance cohort with localized prostate cancer. *J Clin Oncol*. 2010 Jan 1;28(1):126-31. <https://doi.org/10.1200/jco.2009.24.2180>
4. Alessandrino F, Taghipour M, Hassanzadeh E, Ziaei A, Vangel M, Fedorov A, Tempny CM, Fennessy FM. Predictive role of PI-RADSV2 and ADC parameters in differentiating Gleason pattern 3 + 4 and 4 + 3 prostate cancer. *Abdom Radiol (NY)*. 2019 Jan;44(1):279-285. <https://doi.org/10.1007/s00261-018-1718-6>
5. Westphalen AC, McCulloch CE, Anaokar JM, Arora S, Barashi NS, Barentsz JO, et al. Variability of the Positive Predictive Value of PI-RADS for Prostate MRI across 26 Centers: Experience of the Society of Abdominal Radiology Prostate Cancer Disease-focused Panel. *Radiology*. 2020 Jul;296(1):76-84. <https://doi.org/10.1148/radiol.2020190646>
6. Gillies RJ, Kinahan PE, Hricak H. Radiomics: Images Are More than Pictures, They Are Data. *Radiology*. 2016 Feb;278(2):563-77. <https://doi.org/10.1148/radiol.2015151169>
7. Aerts HJ, Velazquez ER, Leijenaar RT, Parmar C, Grossmann P, Carvalho S, et al. Decoding tumour phenotype by noninvasive imaging using a quantitative radiomics approach. *Nat Commun*. 2014 Jun 3;5:4006. <https://doi.org/10.1038/ncomms5006> Erratum in: *Nat Commun*. 2014;5:4644. Cavalho, Sara [corrected to Carvalho, Sara].
8. Tyan AS, Karmazanovsky GG, Karelskaya NA, Kondratyev EV, Grikskevich AA, Kalinin DV, et al. Category PI-RADS 3: the role of texture analysis in prostate cancer risk stratification (a systematic review). *Digital Diagnostics*. 2025;6(1):33-45. <https://doi.org/10.17816/dd633500>
9. Russo L, Bottazzi S, Kocak B, Zormpas-Petridis K, Gui B, Stanzione A, et al. Evaluating the quality of radiomics-based studies for endometrial cancer using RQS and METRICS tools. *Eur Radiol*. 2025 Jan;35(1):202-214. <https://doi.org/10.1007/s00330-024-10947-6>
10. Brancato V, Cerrone M, Garbino N, Salvatore M, Cavaliere C. Current status of magnetic resonance imaging radiomics in hepatocellular carcinoma: A quantitative review with Radiomics Quality Score. *World J Gastroenterol*. 2024 Jan 28;30(4):381-417. <https://doi.org/10.3748/wjg.v30.i4.381>
11. Lambin P, Leijenaar RTH, Deist TM, Peerlings J, de Jong EEC, van Timmeren J, et al. Radiomics: the bridge between medical imaging and personalized medicine. *Nat Rev Clin Oncol*. 2017 Dec;14(12):749-762. <https://doi.org/10.1038/nrclinonc.2017.141>
12. Kocak B, Akinci D'Antonoli T, Mercaldo N, Alberich-Bayarri A, Baessler B, Ambrosini I, et al. METHodological RadiomICs Score (METRICS): a quality scoring tool for radiomics research endorsed by EuSoMII. *Insights Imaging*. 2024 Jan 17;15(1):8. <https://doi.org/10.1186/s13244-023-01572-w>
13. Moher D, Liberati A, Tetzlaff J, Altman DG; PRISMA Group. Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: the PRISMA statement. *BMJ*. 2009 Jul 21;339:b2535. <https://doi.org/10.1136/bmj.b2535>
14. Woźnicki P, Westhoff N, Huber T, Riffel P, Froelich MF, Gresser E, et al. Multiparametric MRI for Prostate Cancer Characterization: Combined Use of Radiomics Model with PI-RADS and Clinical Parameters. *Cancers (Basel)*. 2020 Jul 2;12(7):1767. <https://doi.org/10.3390/cancers12071767>
15. Li M, Yang L, Yue Y, Xu J, Huang C, Song B. Use of Radiomics to Improve Diagnostic Performance of PI-RADS v2.1 in Prostate Cancer. *Front Oncol*. 2021 Feb 17;10:631831. <https://doi.org/10.3389/fonc.2020.631831>
16. Hu L, Zhou DW, Fu CX, Benkert T, Jiang CY, Li RT, et al. Advanced zoomed diffusion-weighted imaging vs. full-field-of-view diffusion-weighted imaging in prostate cancer detection: a radiomic features study. *Eur Radiol*. 2021 Mar;31(3):1760-1769. <https://doi.org/10.1007/s00330-020-07227-4>
17. He D, Wang X, Fu C, Wei X, Bao J, Ji X, et al. MRI-based radiomics models to assess prostate cancer, extracapsular extension and positive surgical margins. *Cancer Imaging*. 2021 Jul 5;21(1):46. <https://doi.org/10.1186/s40644-021-00414-6>
18. Ji X, Zhang J, Shi W, He D, Bao J, Wei X, et al. Bi-parametric magnetic resonance imaging based radiomics for the identification of benign and malignant prostate lesions: cross-vendor validation. *Phys Eng Sci Med*. 2021 Sep;44(3):745-754. <https://doi.org/10.1007/s13246-021-01022-1>
19. Ayyad SM, Badawy MA, Shehata M, Alksas A, Mahmoud A, Abou El-Ghar M, et al. A New Framework for Precise Identification of Prostatic Adenocarcinoma. *Sensors (Basel)*. 2022 Feb 26;22(5):1848. <https://doi.org/10.3390/s22051848>
20. Lu Y, Li B, Huang H, Leng Q, Wang Q, Zhong R, et al. Biparametric MRI-based radiomics classifiers for the detection of prostate cancer in patients with PSA serum levels of 4–10 ng/mL. *Front Oncol*. 2022 Dec 5;12:1020317. <https://doi.org/10.3389/fonc.2022.1020317>
21. Gui S, Lan M, Wang C, Nie S, Fan B. Application Value of Radiomic Nomogram in the Differential Diagnosis of Prostate Cancer and Hyperplasia. *Front Oncol*. 2022 Apr 14;12:859625. <https://doi.org/10.3389/fonc.2022.859625>
22. Grajales Lopera DO, Picot F, Shams R, Dallaire F, Sheehy G, Alley S, et al. Image-guided Raman spectroscopy navigation system to improve transperineal prostate cancer detection. Part 2: in-vivo tumor-targeting using a classification model combining spectral and MRI-radiomics features. *J Biomed Opt*. 2022 Sep;27(9):095004. <https://doi.org/10.1117/1.jbo.27.9.095004>
23. Ma L, Zhou Q, Yin H, Ang X, Li Y, Xie G, Li G. Texture analysis based on PI-RADS 4/5-scored magnetic resonance images combined with machine learning to distinguish benign lesions from prostate cancer. *Transl Cancer Res*. 2022 May;11(5):1146-1161. <https://doi.org/10.21037/tcr-21-2271>

24. Jin P, Shen J, Yang L, Zhang J, Shen A, Bao J, Wang X. Machine learning-based radiomics model to predict benign and malignant PI-RADS v2.1 category 3 lesions: a retrospective multi-center study. *BMC Med Imaging*. 2023 Mar 29;23(1):47. <https://doi.org/10.1186/s12880-023-01002-9>
25. Li C, Jin Z, Wei C, Dai G, Tu J, Shen J. Comparison in prostate cancer diagnosis with PSA 4-10 ng/mL: radiomics-based model VS. PI-RADS v2.1. *BMC Urol*. 2024 Oct 23;24(1):233. <https://doi.org/10.1186/s12894-024-01625-2>
26. Zhou H, Xie M, Shi H, Shou C, Tang M, Zhang Y, et al. Integrating multimodal imaging and peritumoral features for enhanced prostate cancer diagnosis: A machine learning approach. *PLoS One*. 2025 May 15;20(5):e0323752. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0323752>
27. Jin L, Ma Z, Gao F, Li M, Li H, Geng D. Automated machine learning for prostate cancer detection and Gleason score prediction using T2WI: a diagnostic multi-center study. *BMC Cancer*. 2025 Oct 1;25(1):1483. <https://doi.org/10.1186/s12885-025-14917-z>
28. Lu Y, Yuan R, Su Y, Liang Z, Huang H, Leng Q, et al. Biparametric MRI-based radiomics for noninvasive discrimination of benign prostatic hyperplasia nodules (BPH) and prostate cancer nodules: a bio-centric retrospective cohort study. *Sci Rep*. 2025 Jan 3;15(1):654. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-84908-w>
29. Zhang C, Wang Z, Shang P, Zhou Y, Zhu J, Xu L, Chen Z, Yu M, Zang Y. Combining multi-parametric MRI radiomics features with tumor abnormal protein to construct a machine learning-based predictive model for prostate cancer. *Sci Rep*. 2025 Jul 2;15(1):22816. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-05718-2>
30. Chen Z, Xue Y, Zhang Z, Li W, Wen M, Zhao Y, et al. The performance of intravoxel-incoherent motion diffusion-weighted imaging derived hypoxia for the risk stratification of prostate cancer in peripheral zone. *Eur J Radiol*. 2020 Apr;125:108865. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2020.108865>
31. Gugliandolo SG, Pepa M, Isaksson LJ, Marvaso G, Raimondi S, Botta F, et al. MRI-based radiomics signature for localized prostate cancer: a new clinical tool for cancer aggressiveness prediction? Sub-study of prospective phase II trial on ultra-hypofractionated radiotherapy (AIRC IG-13218). *Eur Radiol*. 2021 Feb;31(2):716-728. <https://doi.org/10.1007/s00330-020-07105-z>
32. Han C, Ma S, Liu X, Liu Y, Li C, Zhang Y, Zhang X, Wang X. Radiomics Models Based on Apparent Diffusion Coefficient Maps for the Prediction of High-Grade Prostate Cancer at Radical Prostatectomy: Comparison With Preoperative Biopsy. *J Magn Reson Imaging*. 2021 Dec;54(6):1892-1901. <https://doi.org/10.1002/jmri.27565>
33. Kang Z, Xu A, Wang L. Predictive role of T2WI and ADC-derived texture parameters in differentiating Gleason score 3+4 and 4+3 prostate cancer. *J Xray Sci Technol*. 2021;29(2):307-315. <https://doi.org/10.3233/xst-200785>
34. Bertelli E, Mercatelli L, Marzi C, Pachetti E, Baccini M, Barucci A, et al. Machine and Deep Learning Prediction Of Prostate Cancer Aggressiveness Using Multiparametric MRI. *Front Oncol*. 2022 Jan 13;11:802964. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.802964>
35. Urakami A, Arimura H, Takayama Y, Kinoshita F, Ninomiya K, Imada K, et al. Stratification of prostate cancer patients into low- and high-grade groups using multiparametric magnetic resonance radiomics with dynamic contrast-enhanced image joint histograms. *Prostate*. 2022 Feb;82(3):330-344. <https://doi.org/10.1002/pros.24278>
36. Zhuang H, Chatterjee A, Fan X, Qi S, Qian W, He D. A radiomics based method for prediction of prostate cancer Gleason score using enlarged region of interest. *BMC Med Imaging*. 2023 Dec 8;23(1):205. <https://doi.org/10.1186/s12880-023-01167-3>
37. Gao Z, Xu X, Sun H, Li T, Ding W, Duan Y, Tang L, Gu Y. The value of synthetic magnetic resonance imaging in the diagnosis and assessment of prostate cancer aggressiveness. *Quant Imaging Med Surg*. 2024 Aug 1;14(8):5473-5489. <https://doi.org/10.21037/qims-24-291>
38. Nicoletti G, Mazzetti S, Maimone G, Cignini V, Cuocolo R, Faletti R, et al. Development and Validation of an Explainable Radiomics Model to Predict High-Aggressive Prostate Cancer: A Multicenter Radiomics Study Based on Biparametric MRI. *Cancers (Basel)*. 2024 Jan 1;16(1):203. <https://doi.org/10.3390/cancers16010203>
39. Wang K, Luo N, Sun Z, Zhao X, She L, Xing Z, et al. Evaluating the feasibility of AI-predicted bpMRI image features for predicting prostate cancer aggressiveness: a multi-center study. *Insights Imaging*. 2025 Jan 15;16(1):20. <https://doi.org/10.1186/s13244-024-01865-8>
40. Shibayama Y, Arimura H, Takayama Y, Kinoshita F, Takamatsu D, Nishie A, et al. Explainable radiomics based on association of histopathological cell density and multiparametric MR radiomic features for high-risk stratification of prostate cancer patients. *MAGMA*. 2025 Oct;38(5):803-815. <https://doi.org/10.1007/s10334-025-01250-6>
41. Aghakhanyan G, Filidei T, Febi M, Fanni SC, Marciano A, Francischello R, et al. Advancing Pediatric Sarcomas through Radiomics: A Systematic Review and Prospective Assessment Using Radiomics Quality Score (RQS) and Methodological Radiomics Score (METRICS). *Diagnostics (Basel)*. 2024 Apr 17;14(8):832. <https://doi.org/10.3390/diagnostics14080832>
42. Gitto S, Cuocolo R, Klontzas ME, Albano D, Messina C, Sconfienza LM. Quality appraisal of radiomics-based studies on chondrosarcoma using METHodological RadiomiCs Score (METRICS) and Radiomics Quality Score (RQS). *Insights Imaging*. 2025 Jun 18;16(1):129. <https://doi.org/10.1186/s13244-025-02016-3>
43. Kocak B, Mese I, Ates Kus E. Radiomics for differentiating radiation-induced brain injury from recurrence in gliomas: systematic review, meta-analysis, and methodological quality evaluation using METRICS and RQS. *Eur Radiol*. 2025 Aug;35(8):4490-4505. <https://doi.org/10.1007/s00330-025-11401-x>

Информация об авторах:

Крючкова Оксана Валентиновна ✉ – к.м.н., врач-рентгенолог, заведующая отделением рентгеновской диагностики и компьютерной томографии ФГБУ «Центральная клиническая больница с поликлиникой» Управления делами президента Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация; доцент кафедры лучевой диагностики и терапии ФГБУ ДПО «Центральная государственная медицинская академия» Управления делами Президента Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6483-2074>, eLibrary SPIN: 2445-3370, AuthorID: 1230036, Scopus Author ID: 57217874860

Щепкина Елена Викторовна – к.социол.н., главный специалист, заместитель начальника отдела по сводному контингенту и статистике ФГБУ ВО «Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте РФ», г. Москва, Российская Федерация; аналитик ГБУЗ «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения г. Москвы», г. Москва, Российская Федерация

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2079-1482>, eLibrary SPIN: 2347-9436, AuthorID: 959277, Scopus Author ID: 57211515165, WoS ResearcherID: IAR-4060-2023

Кузнецов Антон Игоревич – программист, компания Техдепартамент, г. Москва, Российская Федерация

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2182-5792>, eLibrary SPIN: 8824-9080, AuthorID: 1198516, Scopus Author ID: 57222512467

Заря Елена Владимировна – врач-рентгенолог отделения рентгеновской диагностики и компьютерной томографии ФГБУ «Центральная клиническая больница с поликлиникой» Управления делами президента Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация

ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-4444-8881>, eLibrary SPIN: 9800-8219, AuthorID: 1222625, Scopus Author ID: 59469698700

Епифанова Светлана Викторовна – к.м.н., врач-рентгенолог ФГБУ «Центральная клиническая больница с поликлиникой» Управления делами президента Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7591-5120>, eLibrary SPIN: 9067-5033, AuthorID: 701641, Scopus Author ID: 37123630700

Рубцова Наталья Алефтиновна – д.м.н., заведующая отделом лучевой диагностики Московского научно-исследовательского онкологического института им. П. А. Герцена – филиал ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр радиологии» Министерства здравоохранения Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8378-4338>, eLibrary SPIN: 9712-9091, AuthorID: 700892, Scopus Author ID: 15844343600

Алексеев Борис Яковлевич – д.м.н., профессор, заместитель генерального директора по науке ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр радиологии» Министерства здравоохранения Российской Федерации, г. Обнинск, Российская Федерация

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3398-4128>, eLibrary SPIN: 4692-5705, AuthorID: 651796, Scopus Author ID: 16023947400, WoS ResearcherID: 0-1008-2017

Тальшинский Али Эльманович – д.м.н., уролог-андролог, врач ультразвуковой диагностики ФГБОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный университет», г. Санкт-Петербург, Российская Федерация

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3521-8937>, eLibrary SPIN: 7747-0117, AuthorID: 1097817, Scopus Author ID: 57216868363, WoS ResearcherID: AFQ-8161-2022

Information about authors:

Oksana V. Kryuchkova ✉ – Cand. Sci. (Medicine), Radiologist, Head of the Department of Radiology and Computed Tomography, Central Clinical Hospital, Moscow, Russian Federation; Associate Professor, Department of Diagnostic Radiology and Radiation Therapy, Central State Medical Academy, Moscow, Russian Federation

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6483-2074>, eLibrary SPIN: 2445-3370, AuthorID: 1230036, Scopus Author ID: 57217874860

Elena V. Schepkina – Cand. Sci. (Sociology), Chief Specialist, Deputy Head of the Department for Consolidated Personnel Registry and Statistics, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, Moscow, Russian Federation; Analyst, Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedical Technologies, Moscow, Russian Federation

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2079-1482>, eLibrary SPIN: 2347-9436, AuthorID: 959277, Scopus Author ID: 57211515165, WoS ResearcherID: IAR-4060-2023

Anton I. Kuznetsov – Programmer, TechDepartment Company, Moscow, Russian Federation

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2182-5792>, eLibrary SPIN: 8824-9080, AuthorID: 1198516, Scopus Author ID: 57222512467

Elena V. Zarya – Radiologist, Department of Radiology and Computed Tomography, Central Clinical Hospital, Moscow, Russian Federation

ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-4444-8881>, eLibrary SPIN: 9800-8219, AuthorID: 1222625, Scopus Author ID: 59469698700

Svetlana V. Epifanova – Cand. Sci. (Medicine), Radiologist, Central Clinical Hospital, Moscow, Russian Federation

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7591-5120>, eLibrary SPIN: 9067-5033, AuthorID: 701641, Scopus Author ID: 37123630700

Natalia A. Rubtsova – Dr. Sci. (Medicine), Head of the Department of Radiology, P. Hertsen Moscow Oncology Research Institute – Branch of the National Medical Research Radiological Centre, Moscow, Russian Federation

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8378-4338>, eLibrary SPIN: 9712-9091, AuthorID: 700892, Scopus Author ID: 15844343600

Boris Ya. Alekseev – Dr. Sci. (Medicine), Professor, Deputy Director General for Research, National Medical Research Radiological Centre, Obninsk, Russian Federation

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3398-4128>, eLibrary SPIN: 4692-5705, AuthorID: 651796, Scopus Author ID: 16023947400, WoS ResearcherID: 0-1008-2017

Ali E. Talyshinskiy – Dr. Sci. (Medicine), Urologist-Andrologist, Ultrasound Specialist, Saint Petersburg State University, Saint Petersburg, Russian Federation

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3521-8937>, eLibrary SPIN: 7747-0117, AuthorID: 1097817, Scopus Author ID: 57216868363, WoS ResearcherID: AFQ-8161-2022

Участие авторов:

Крючкова О. В. – научное руководство, концепция исследования, написание исходного текста, итоговые выводы;
Щепкина Е. В. – статистическая обработка материала, доработка текста;
Кузнецов А. И. – статистическая обработка материала;
Заря Е. В. – сбор материала, доработка текста, итоговые выводы;
Епифанова С. В. – доработка текста, итоговые выводы;
Рубцова Н. А. – доработка текста, итоговые выводы;
Алексеев Б. Я. – доработка текста, итоговые выводы;
Талышинский А. Э. – доработка текста, итоговые выводы.
Все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку статьи и утвердили окончательный вариант, одобренный к публикации.

Contribution of the authors:

Kryuchkova O. V. – study supervision, study conception, original draft preparation, final conclusions;
Schepkina E. V. – statistical analysis, manuscript revision;
Kuznetsov A. I. – statistical analysis;
Zarya E. V. – data collection, manuscript revision, final conclusions;
Epifanova S. V. – data collection, manuscript revision, final conclusions;
Rubtsova N. A. – data collection, manuscript revision, final conclusions;
Alekseev B. Ya. – data collection, manuscript revision, final conclusions;
Talyshinskii A. E. – data collection, manuscript revision, final conclusions.
All authors made equivalent contributions to the preparation of the article and approved the final version for publication.

Конфликт интересов: автор статьи Н. А. Рубцова входит в состав редакционной коллегии журнала «Research'n Practical Medicine Journal». Статья прошла принятую в журнале процедуру рецензирования независимыми экспертами. Об иных конфликтах интересов авторы не заявляли.

Финансирование: финансирование данной работы не проводилось.

Conflict of interest: Natalia A. Rubtsova is a member of the Editorial Board of the Journal «Research'n Practical Medicine Journal» and one of the authors of the article. The article has passed the review procedure accepted in the Journal by independent experts. The authors did not declare any other conflicts of interest.

Funding: this work was not funded.