

РАДИОМИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ В ОЦЕНКЕ СОСТОЯНИЯ ТКАНЕЙ НАДОСТНОЙ МЫШЦЫ ПРИ МАГНИТНО-РЕЗОНАНСНОЙ ТОМОГРАФИИ: РЕТРОСПЕКТИВНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ

¹А. А. Жилияков[✉], ²В. С. Блинов[✉], ³П. Ф. Чернавин[✉], ¹А. В. Жилияков^{✉*}

¹Уральский государственный медицинский университет, Екатеринбург, Россия

²Верхнепышминская центральная городская клиническая больница имени П. Д. Бородина, Верхняя Пышма, Россия

³Уральский федеральный университет имени Первого Президента России Б. Н. Ельцина, Екатеринбург, Россия

ВВЕДЕНИЕ: Радиомика рассматривается как инструмент объективного количественного анализа медицинских изображений, позволяющий описывать тканевые изменения через набор воспроизводимых числовых дескрипторов. Для поражений вращательной манжеты плеча наиболее проблемным остается воспроизводимое распознавание промежуточных степеней жировой инфильтрации и атрофии надостной мышцы по данным МРТ, поскольку традиционные визуальные шкалы подвержены субъективизму и дают неоднозначные границы между соседними стадиями. В связи с этим актуальна разработка радиомико-ориентированного протокола на протонно-взвешенных последовательностях с подавлением жира как на наиболее распространенном клиническом источнике данных.

ЦЕЛЬ: Определить наиболее информативные радиомические, преимущественно текстурные, параметры на протонно-взвешенных МРТ-изображениях надостной мышцы и на их основе разработать и внутренне валидировать классификационную модель машинного обучения (Random Forest) для объективной многоклассовой стратификации выраженности дегенеративных изменений.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ: Проведен ретроспективный анализ 41 МРТ плечевого сустава, выполненных на томографах 1,5 Тл в клиниках Екатеринбурга и Свердловской области. Использовали протонно-взвешенные серии семейства TSE/FSE с подавлением жира (PD-FS) стандартного клинического протокола; изображения подвергали унифицированной предобработке и стандартизации. Надостную мышцу сегментировали посрезово с формированием трехмерной области интереса, после чего извлекали радиомические дескрипторы (SlicerRadiomics). Исходный набор включал 427 параметров; применяли поэтапное сокращение размерности (удаление неинформативных переменных, корреляционная фильтрация, комбинированный отбор предикторов) с формированием финального набора для моделирования. В качестве основного классификатора использовали Random Forest с балансировкой классов и подбором гиперпараметров; качество оценивали 5-кратной стратифицированной кросс-валидацией. Дополнительно анализировали покласовую чувствительность, тасго F1-score, κ и AUC в схеме «один против всех».

Статистика: статистическая обработка данных и построение моделей машинного обучения осуществлялись с использованием программного обеспечения IBM SPSS Statistics (IBM Corp., Армонк, США) и среды статистических вычислений R (R Core Team, 2025), а также с применением языка программирования Python (библиотеки scikit-learn, pandas, matplotlib, shap).

РЕЗУЛЬТАТЫ: По экспертной оценке, распределение степеней дегенеративных изменений составило: степень 0 — 11 случаев (26,8%), степень 1 — 5 (12,2%), степень 2 — 20 (48,8%), степень 3 — 5 (12,2%). После предобработки и отбора сформирован финальный набор из 43 радиомических предикторов. Внутренняя валидация модели Random Forest показала общую точность 63,4%, тасго F1-score 45,7% и $\kappa=0,42$. ROC-анализ в схеме «один против всех» продемонстрировал высокие значения AUC (0,94–1,0) при выраженной неоднородности качества между классами: модель надежнее распознавала наиболее представленную категорию, тогда как промежуточные/малочисленные степени требовали дальнейшего улучшения протокола и расширения выборки. Наибольший вклад в решения модели вносили текстурные параметры после вейвлет-преобразования и показатели, отражающие интегральные особенности интенсивности сигнала в области интереса.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ: Показана принципиальная реализуемость радиомико-ориентированной многоклассовой классификации дегенеративных изменений надостной мышцы на протонно-взвешенных МР-изображениях в условиях реальной клинической выборки. Полученные результаты подтверждают высокую информативность текстурных признаков, однако выявляют ограничение текущей модели при дифференциации соседних и малочисленных степеней, что требует дальнейшей гармонизации протокола и расширения данных.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: радиомика, надостная мышца, плечевой сустав, магнитно-резонансная томография, машинное обучение

* Для корреспонденции: Жилияков Андрей Викторович, e-mail: doctor-zhilyakov@rambler.ru

Для цитирования: Жилияков А.А., Блинов В.С., Чернавин П.Ф., Жилияков А.В. Радиомический анализ в оценке состояния тканей надостной мышцы при магнитно-резонансной томографии: ретроспективное исследование // *Лучевая диагностика и терапия*. 2026. Т. 17, № 2. С. 98–109, doi: <http://doi.org/10.22328/2079-5343-2026-17-2-98-109>.

RADIOMIC ANALYSIS IN THE ASSESSMENT OF SUPRASPINATUS MUSCLE TISSUE STATUS ON MAGNETIC RESONANCE IMAGING: A RETROSPECTIVE STUDY

¹Alexander A. Zhilyakov^{ORCID}, ²Vladislav S. Blinov^{ORCID}, ³Pavel F. Chernavin^{ORCID}, ¹Andrey V. Zhilyakov^{ORCID}*

¹Ural State Medical University, Yekaterinburg, Russia

²Verkhnepyshminskaya Central City Clinical Hospital named after P. D. Borodin, Verkhnyaya Pyshma, Russia

³Ural Federal University named after the First President of Russia B. N. Yeltsin, Yekaterinburg, Russia

INTRODUCTION: Radiomics provides quantitative image-derived descriptors that may reduce subjectivity in MRI assessment of supraspinatus muscle degeneration. In rotator cuff pathology, the major challenge is reliable stratification of intermediate grades of fatty infiltration and atrophy, where visual grading is prone to inter-reader variability. Proton-density fat-suppressed sequences are routinely acquired in shoulder MRI and may serve as a practical source for radiomics-based modeling.

OBJECTIVE: To identify the most informative radiomic, predominantly texture-based, features on proton-density fat-suppressed MRI of the supraspinatus muscle and, based on these features, to develop and internally validate a Random Forest machine-learning model for objective multiclass stratification of degenerative changes.

MATERIALS AND METHODS: A retrospective dataset of 41 shoulder MRI examinations acquired on 1.5 T scanners in multiple clinical sites was analyzed. PD-weighted turbo/fast spin-echo fat-suppressed series were selected and processed using a unified pre-processing and standardization workflow. The supraspinatus muscle was manually segmented slice-by-slice to create a three-dimensional region of interest. Radiomic features were extracted using SlicerRadiomics, followed by stepwise dimensionality reduction and a combined feature-selection strategy to form the final predictor set. A Random Forest classifier with class balancing and hyperparameter tuning was used as the main model. Performance was assessed with 5-fold stratified cross-validation using accuracy, macro F1-score, Cohen's kappa, per-class sensitivity, and one-vs-rest ROC AUC.

Statistics: statistical data processing and the construction of machine learning models were carried out using IBM SPSS Statistics software (IBM Corp., Armonk, USA) and the R statistical computing environment (R Core Team, 2025), as well as using the Python programming language (scikit-learn, pandas, matplotlib, shap libraries).

RESULTS: Expert grading yielded an imbalanced class distribution (grade 0: 11 cases; grade 1: 5; grade 2: 20; grade 3: 5). The final modeling set comprised 43 radiomic predictors. Cross-validated performance of the Random Forest model reached an overall accuracy of 63.4%, macro F1-score of 45.7%, and Cohen's kappa of 0.42. One-vs-rest ROC analysis showed high AUC values (0.94–1.0), while class-wise sensitivity indicated pronounced heterogeneity, with better recognition of the most prevalent category and reduced performance for intermediate/rare grades. Wavelet-based texture features and intensity-related descriptors contributed most to model decisions.

CONCLUSIONS: The study demonstrates the feasibility of radiomics-assisted multiclass classification of supraspinatus muscle degeneration on PD fat-suppressed MRI in a real-world clinical dataset. Texture features, particularly wavelet-derived metrics, were among the most informative; however, discrimination of adjacent and underrepresented grades remains a limitation and requires further protocol harmonization and larger datasets.

KEYWORDS: radiomics, supraspinatus muscle, shoulder joint, magnetic resonance imaging, machine learning

* For correspondence: Andrey V. Zhilyakov, e-mail: doctor-zhilyakov@rambler.ru

For citation: Zhilyakov A.A., Blinov V.S., Chernavin P.F., Zhilyakov A.V. Radiomic analysis in the assessment of supraspinatus muscle tissue status on magnetic resonance imaging: a retrospective study // *Diagnostic radiology and radiotherapy*. 2026. Vol. 17, No. 2. P. 98–109, <http://doi.org/10.22328/2079-5343-2026-17-2-98-109>.

Введение. Патология вращательной манжеты плеча, в частности поражение и дегенеративные изменения надостной мышцы, занимает ведущее место среди причин боли и нарушения функции плечевого сустава, значительно снижая качество жизни пациентов. Надостная мышца является центральным элементом в механизме отведения плеча и обеспечивает стабилизацию головки плечевой кости в гленоидальной впадине лопатки. Для ком-

плексной оценки дегенеративных изменений вращательной манжеты плеча специалисты применяют целый арсенал методик, основанных преимущественно на данных магнитно-резонансной томографии (МРТ) [1–3]. Визуальная качественная оценка надостной мышцы включает такие признаки, как тангенциальный знак (Tangent Sign), описанный Zanetti и соавт. в 1998 г., классификацию жировой инфильтрации по Goutallier (1994), систему стадирования

атрофии по Warner (2001), а также оценку степени ретракции ее сухожилия по Patte [1, 4].

Количественный анализ, обеспечивающий объективные численные данные, опирается на такие параметры, как Occupation Ratio (отношение площади мышцы к площади ее костной ямки), предложенный Thomazeau и соавт. в 1996 г., и более современные подходы, включая трехмерный волюметрический анализ мышечных объемов [1, 2, 4].

Несмотря на доказанную клиническую значимость, все перечисленные подходы имеют существенные ограничения, включая выраженный субъективизм и низкую межэкспертную воспроизводимость, что особенно ярко проявляется при анализе промежуточных стадий патологии [5–7].

Перспективным решением для преодоления указанных ограничений является применение радиомики — методики объективного количественного машинного анализа изображений с извлечением радиомических (радиомных) дескрипторов [8]. Интеграция радиомики с методами искусственного интеллекта (ИИ) уже продемонстрировала высокий потенциал для автоматизированной оценки состояния надостной мышцы по данным МРТ [5, 6, 9, 10]. Вместе с тем в большинстве таких работ в качестве базовой последовательности использовались T1-взвешенные изображения, которые оптимальны для характеристики жировой инфильтрации и атрофии, но обладают ограниченной чувствительностью к внутримышечному отеку, воспалительным изменениям и реактивным изменениям мягких тканей, особенно при оценке ранних или смешанных стадий повреждения вращательной манжеты плеча. Методологические обзоры указывают, что диагностическая полезность радиомики в значительной степени определяется выбором параметров предобработки и дискретизации, а также тем, какие классы дескрипторов рассматриваются как приоритетные для клинических задач; поэтому протокол извлечения признаков должен быть детализирован и воспроизводим [11].

С практической точки зрения более рациональным источником данных для построения радиомических и ИИ-моделей являются протонно-взвешенные последовательности, поскольку они также входят в обязательный стандартный протокол МРТ плечевого сустава, обеспечивают высокое пространственное и контрастное разрешение структур мягких тканей и костных элементов и тем самым создают более универсальную основу для комплексной оценки морфологии [12–14].

Несмотря на общий прогресс, последние обзорные статьи указывают на наличие ряда проблем, таких как недостаточная стандартизация методик и ограниченность наборов данных [15, 16]. Аналогичные методологические акценты — необходимость протокольной унификации этапов предобработки, дискретизации уровней серого и контроля качества радиомических дескрипторов — отражены

и в отечественных публикациях по радиомике [11, 17]. Ключевой, нерешенной задачей остается отсутствие валидированных радиомических признаков и адаптированных шкал оценки, разработанных именно для протонно-взвешенных изображений. Сложившаяся методологическая неопределенность диктует необходимость проведения исследования, направленного на поиск и валидацию информативного набора радиомических признаков на PD-последовательностях с последующей разработкой на их основе объективной классификационной модели.

Отдельное значение для клинической применимости радиомики имеет контур контроля качества, включающий проверку корректности сегментации, стабильности предобработки и воспроизводимости извлекаемых дескрипторов при вариациях исходных данных. В отечественных работах подчеркивается, что без формализованного QC-подхода радиомические признаки могут отражать особенности протокола и аппаратуры, а не состояние ткани [17].

Цель. Определить наиболее информативные радиомические, преимущественно текстурные, параметры на протонно-взвешенных МРТ-изображениях надостной мышцы и на их основе разработать и внутренне валидировать классификационную модель машинного обучения (Random Forest) для объективной многоклассовой стратификации выраженности дегенеративных изменений.

Задачи исследования:

1. Сформировать ретроспективную мультицентровую выборку МРТ плечевого сустава (1,5 Тл) и стандартизировать исходные данные (деперсонализация, критерии включения/исключения, выбор сопоставимых PD-FS серий).

2. Выбрать целевую переменную путем слепой независимой экспертной оценки надостной мышцы двумя врачами-рентгенологами с последующим консенсусом и классификацией по 4-балльной порядковой шкале.

3. Выполнить сегментацию надостной мышцы с построением трехмерной области интереса и реализовать унифицированный протокол предобработки изображений, включая передискретизацию к изотропному вокселю.

4. Извлечь радиомические дескрипторы из сегментированных объемов и сформировать матрицу количественных признаков.

5. Провести поэтапное сокращение размерности (удаление неинформативных параметров, корреляционная фильтрация, комбинированный отбор предикторов) для формирования финального набора признаков для моделирования.

6. Построить и внутренне валидировать модель Random Forest методом 5-кратной стратифицированной кросс-валидации с оценкой качества по assigacy, macro F1-score, κ , поклассовой чувствительности и AUC, а также интерпретировать вклад ключевых предикторов.

Материалы и методы. Ретроспективный характер исследования определял использование архивных МРТ-данных без дополнительного вмешательства в лечебно-диагностический процесс. Протокол исследования был рассмотрен локальным этическим комитетом и признан не требующим индивидуально-информированного согласия ввиду ретроспективного анализа деперсонализированных данных (решение ЛЭК УГМУ № 3 от 18.04.25). Все исследования перед включением в анализ были деперсонализированы: удалялись персональные идентификаторы из DICOM-заголовков и любых сопроводительных файлов, каждому случаю присваивался код, а доступ к ключу сопоставления имели только ответственные исследователи; анализ выполнялся на обезличенном наборе без клинических персональных данных.

В исследование включена 41 МРТ плечевого сустава, выполненная на томографах с напряженностью магнитного поля 1,5 Тл в клиниках Екатеринбурга и Свердловской области. Критериями включения являлись наличие МРТ плечевого сустава, выполненной на томографе 1,5 Тл, и наличие протонно-взвешенной серии TSE/FSE с подавлением жира (PD-FS) в стандартной клинической ориентации, пригодной для сегментации и последующего радиомического анализа. Критериями исключения служили выраженные артефакты движения, технические дефекты изображения, отсутствие требуемой серии, а также случаи с неполной визуализацией надостной мышцы, не позволяющей сформировать корректную область интереса.

Для обеспечения сопоставимости данных анализ проводился только по унифицированному типу исходных изображений — протонно-взвешенным сериям TSE/FSE с подавлением жира (PD-FS), полученным в рамках стандартного клинического протокола 1,5 Тл. Геометрия включенных серий была близкой: толщина среза составляла 3,0 мм, а пространственное разрешение в плоскости изображения находилось в узком диапазоне (медиана 0,332 мм/пиксель; межквартильный размах 0,313–0,332 мм/пиксель). Для снижения влияния возможных межпротокольных различий изображения перед извлечением признаков стандартизировали путем передискретизации до изотропного размера вокселя $1 \times 1 \times 1$ мм; влияние геометрических параметров на ключевые радиомические признаки дополнительно учитывали при последующем статистическом анализе.

Обработка изображений выполнялась в 3D Slicer (v5.6.2) с импортом DICOM-серий PD-FS и предварительной проверкой корректности ориентации и качества изображения. Сегментацию надостной мышцы проводили в сагиттальной плоскости методом ручного посрезового оконтуривания с формированием трехмерной маски в модуле Segment Editor. Для снижения вариативности границ использовали единый подход к визуализации (стабильные настройки окна/уровня или эквивалентный режим с минимальной ручной кор-

рекцией), чтобы сохранить сопоставимый контраст «мышца–жир» между исследованиями. Детализация параметров стандартизации и извлечения признаков приведена исходя из общепринятого подхода к повышению воспроизводимости радиомики, где критическое значение придается фиксированным правилам дискретизации и унификации этапов предобработки [11].

Контур проводили по фасциальным границам, включая весь визуализируемый мышечный объем; внутримышечные участки жировой инфильтрации не исключали, поскольку они являются частью анатомического объема и представляют интерес для радиомики. Из области интереса последовательно исключали кость, бурсу, суставной выпот и иные структуры, способные исказить текстурные признаки. Зону сухожилия надостной мышцы, включая внутримышечную сухожильную часть и сухожильные волокна у места прикрепления, из ROI исключали, чтобы анализ отражал характеристики мышечного брюшка. Корректность границ контролировали на соседних срезах и дополнительно проверяли в ортогональных плоскостях, предотвращая «утечки» маски и эффект частичного объема.

После разметки выполняли минимальную постобработку сегмента: допускалось мягкое сглаживание без изменения топологии и объема, агрессивные морфологические операции (расширение/эрозия) не применяли. Каждый сегмент проверяли на непрерывность и отсутствие изолированных фрагментов вне мышцы, после чего маски сохраняли с привязкой к серии и метаданным исследования для обеспечения воспроизводимости. Модуль MONAI Label (v0.8.5) использовали для организации рабочего процесса и унификации этапов разметки в рамках единого протокола.

Из полученных сегментированных объемов радиомические признаки извлекались с помощью модуля SlicerRadiomics (v1.0.0). Рассчитывали признаки первого порядка, отражающие распределение интенсивностей вокселей; признаки формы, описывающие трехмерную геометрию сегментированного объема; а также текстурные признаки, характеризующие пространственные взаимосвязи между вокселями и неоднородность ткани, включая показатели на основе матриц GLCM, GLRLM, GLSZM, NGTDM и GLDM. Для повышения чувствительности к латентным текстурным паттернам извлечение признаков выполняли не только на исходных изображениях, но и на их фильтрованных представлениях: применяли дискретное вейвлет-преобразование с декомпозицией на восемь частотных субдиапазонов и фильтр Laplacian of Gaussian с $\sigma=3$ мм для усиления структур заданного масштаба.

Итоговый массив признаков экспортировали в формат CSV для дальнейшего анализа. Все признаки стандартизировали методом z-преобразования (z-score), после чего из набора исключали предикторы с нулевой или околонулевой дисперсией.

Пропущенные значения в данных отсутствовали, поэтому процедуры импутации не применялись.

Для формирования целевой переменной, необходимой для обучения и последующей внутренней валидации моделей, была выполнена экспертная визуальная оценка состояния надостной мышцы на МРТ. Оценку проводили два независимых врача-рентгенолога с опытом работы в мышечно-скелетной радиологии более 5 лет в слепом режиме, без доступа к клиническим данным и результатам радиомического анализа.

Классификация осуществлялась по краткой 4-балльной порядковой шкале, разработанной для целей данного исследования и ориентированной на два наиболее клинически значимых морфологических компонента, обсуждаемых в литературе и применяемых в рутинной практике при анализе МРТ вращательной манжеты: степень атрофии мышечного брюшка и выраженность жировой инфильтрации. Уровень 0 соответствовал сохраненному мышечному объему без признаков жировой инфильтрации; уровень 1 — минимальным признакам атрофии с единичными очагами жировых включений; уровень 2 — умеренной жировой инфильтрации до 50% объема мышечного брюшка; уровень 3 — выраженному жировому замещению более 50% объема мышцы. При расхождении первичных оценок проводилась регистрация разногласия с последующим обсуждением для достижения консенсуса; итоговый консенсусный класс использовали как целевую метку в моделировании.

После формирования целевой переменной выполняли сокращение размерности пространства предикторов с целью уменьшения мультиколлинеарности и предотвращения переобучения моделей. На первом этапе проводили корреляционную фильтрацию с расчетом коэффициентов Пирсона и Спирмена для всех пар переменных. При высокой взаимной зависимости ($|r| > 0,90$) в каждой коррелирующей группе сохраняли один представитель, а остальные признаки исключали, что позволяло уменьшить исходный набор без существенной потери информации. Полученный перечень параметров далее использовали как пул кандидатов для последующего отбора наиболее информативных характеристик в рамках построения модели.

На следующем этапе для уточнения структуры признаков, наиболее релевантных целевой переменной (степени дегенерации мышцы), применялась комбинация трех алгоритмических методов отбора. Первый подход основывался на расчете корреляции каждого признака с целевой переменной, в результате которого были отобраны признаки с абсолютным значением коэффициента $\geq 0,61$. Второй метод представлял собой логистическую регрессию с L1-регуляризацией (LASSO), позволяющую автоматически исключать параметры с нулевыми весами в модели. В качестве третьего подхода использовалось рекурсивное исключение признаков (Recursive Feature Elimination, RFE)

с логистической регрессией в качестве базового алгоритма. По завершении каждого метода формировались подмножества признаков, а финальный набор был составлен путем объединения всех переменных, отобранных хотя бы одним из алгоритмов.

В качестве основной модели для многоклассовой классификации использовали Random Forest (ансамбль из 100 деревьев решений) с учетом дисбаланса классов посредством автоматической балансировки весов классов. Подбор гиперпараметров выполняли методом сеточного поиска GridSearchCV, ограничивая пространство поиска параметрами, влияющими на сложность деревьев и устойчивость ансамбля, чтобы предотвратить переобучение на малой выборке. Оценку производительности проводили методом пятикратной стратифицированной кросс-валидации (StratifiedKFold, $k=5$), обеспечивая сопоставимое представительство классов в каждом разбиении. Во избежание утечки данных все операции предобработки, включая стандартизацию (z-преобразование), а также процедуры отбора переменных и подбор гиперпараметров, выполняли исключительно на обучающей части соответствующего фолда с последующим применением полученных преобразований к отложенной тестовой части данного фолда; итоговые показатели рассчитывали на совокупности предсказаний, полученных на отложенных данных всех фолдов.

На каждом фолде формировали матрицу ошибок (confusion matrix) и агрегировали матрицы путем суммирования по всем пяти разбиениям, что позволяло вычислять метрики на объединенном наборе независимых предсказаний без смещения из-за неодинаковых размеров классов в отдельных фолдах. Для количественной оценки качества использовали общую точность (ассигасу), коэффициент каппа Коэна (κ) как меру согласия предсказаний модели с экспертной разметкой сверх случайного уровня и mean F1-score как усредненную по классам характеристику качества, менее чувствительную к дисбалансу по сравнению с ассигасу. Дополнительно рассчитывали чувствительность по каждому классу как долю верно распознанных наблюдений данного класса относительно всех истинных наблюдений этого класса, что позволяло выявлять неоднородность качества между степенями дегенеративных изменений.

С учетом выраженной несбалансированности выборки выполняли ROC-анализ в схеме «один против всех» с расчетом AUC для каждой категории на основе вероятностных прогнозов Random Forest. Поскольку AUC является порогонезависимой метрикой и может демонстрировать высокие значения даже при снижении качества на малочисленных классах, интерпретацию AUC проводили совместно с mean F1-score, κ и поклассовыми значениями чувствительности, рассматривая их как взаимодополняющие показатели клинической применимости модели.

На рис. 1 представлен дизайн исследования.

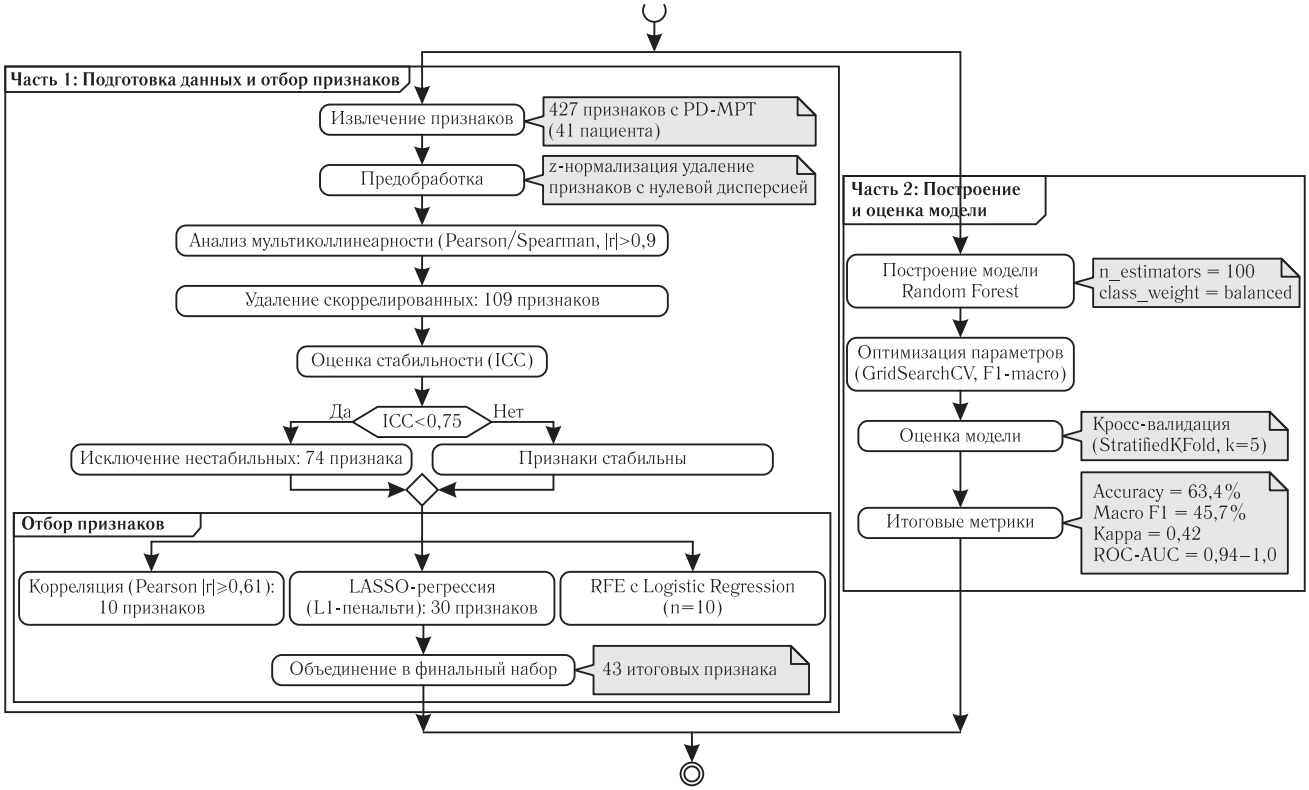


Рис. 1. Дизайн исследования
Fig. 1. Study design

Методика статистической обработки данных исследования

Статистическая обработка данных и построение моделей машинного обучения осуществлялись с использованием программного обеспечения IBM SPSS Statistics (IBM Corp., Армонк, США) и среды статистических вычислений R (R Core Team, 2025), а также с применением языка программирования Python (библиотеки scikit-learn, pandas, matplotlib, shap).

Результаты. Состояние надостной мышцы было экспертно оценено в 41 МРТ-исследовании плечевого сустава. Степень 0 выявлена у 11 пациентов (26,8%), степень 1 — у 5 (12,2%), степень 2 — у 20 (48,8%), степень 3 — у 5 (12,2%). Таким образом, распределение классов характеризовалось выраженным дисбалансом за счет преобладания степени 2.

На этапе радиомического извлечения в модуле SlicerRadiomics (v1.0.0) для каждого наблюдения сформирован исходный массив из 427 количественных параметров. Пропущенные значения в данных отсутствовали. Все переменные были стандартизированы методом z-преобразования. Удаление показателей с нулевой дисперсией и параметров, не вносящих вклада в обучение, привело к сокращению массива до 109 переменных.

Для уменьшения мультиколлинеарности выполнена корреляционная фильтрация внутри набора из 109 переменных. Пары с высокой взаимной зависимостью ($|r| > 0,90$) рассматривались как избыточные; из каждой коррелирующей группы сохранялся

один представитель, после чего размерность набора уменьшилась до 74 переменных.

Для первичной оценки различимости классов по отдельным параметрам выполнен однофакторный дисперсионный анализ (ANOVA) с расчетом F-критерия относительно целевой порядковой шкалы степени дегенеративных изменений. По значениям F были ранжированы наиболее выраженно различающие классы характеристики; в качестве примеров с максимальными значениями F выделены wavelet-HLH_firstorder_InterquartileRange (F=16,15), wavelet-HHH_firstorder_InterquartileRange (F=15,82) и diagnostics_Image-interpolated_Mean (F=13,75). Визуализация распределений пяти параметров с наибольшими значениями F представлена на рис. 2 и демонстрирует упорядоченное смещение медианных значений между степенями при ограниченном перекрытии межквартильных интервалов у части характеристик, что подтверждает их потенциал как дискриминирующих маркеров в рамках текущей выборки.

Как показано на рис. 2, для выбранных параметров наблюдается упорядоченное смещение медианных значений между степенями с ограниченным перекрытием межквартильных интервалов для части соседних категорий. Такая картина отражает одномерную различимость классов по данным переменным и подтверждает их потенциал как дискриминирующих маркеров в рамках текущей выборки. Следует подчеркнуть, что ANOVA и графическая визуализация распределений использовались на данном этапе как

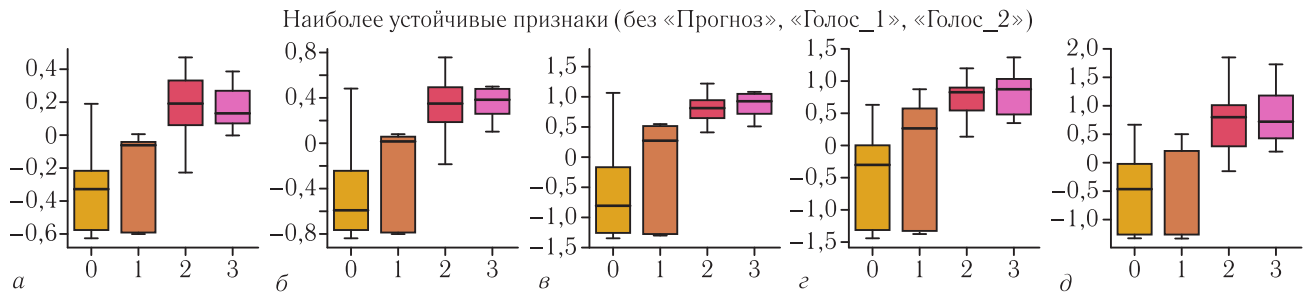


Рис. 2. Диаграммы распределения значений пяти параметров с наибольшими значениями F-критерия (ANOVA) в зависимости от степени жировых изменений в надостной мышце: *а* — wavelet-HLH_firstorder_InterquartileRange; *б* — wavelet-HHH_firstorder_InterquartileRange; *в* — wavelet-HLL_firstorder_InterquartileRange; *г* — diagnostics_Image-interpolated_Mean; *д* — diagnostics_Mask-interpolated_Maximum

средство интерпретации и первичного ранжирования отдельных параметров, тогда как формирование итогового набора переменных для обучения модели выполнялось многофакторно с применением комбинированного отбора (корреляционный отбор, LASSO и RFE) на пуле после корреляционной фильтрации; именно объединенный список из 43 предикторов использовали на этапе построения и валидации Random Forest.

Исходный набор данных для каждого наблюдения включал 427 количественных радиомических признаков, характеризующих широкий спектр свойств мышечной ткани. С целью построения робастной и интерпретируемой модели, а также для минимизации риска переобучения применен комбинированный подход, включающий три независимых статистических метода, что позволило выявить наиболее значимые предикторы.

Для формирования компактного набора предикторов, пригодного для построения интерпретируемой модели при малом объеме выборки, был применен комбинированный подход отбора с использованием трех независимых процедур. На первом шаге оценивали линейную связь с целевой переменной и при пороговом значении коэффициента корреляции Пирсона $r \geq 0,61$ выделили 13 кандидатов, включая wavelet-HLL_glcм_Correlation и log-sigma-3-0-mm-3D_glcм_Contrast. На втором шаге выполняли LASSO-регрессию с $\text{penalty} = 'l1'$ и $\text{solver} = 'saga'$, что привело к выделению 33 параметров с ненулевыми коэффициентами. На третьем шаге применяли рекурсивное исключение (RFE) на базе логистической регрессии, получив оптимальный по внутренней оценке набор из 10 параметров. Итоговый список формировали как объединение уникальных переменных, отобранных хотя бы одним из трех методов, что позволило сократить исходное пространство более чем в 10 раз и получить финальный набор из 43 предикторов. Пересечение результатов трех процедур отбора представлено на рис. 3.

Для построения классификационной модели использовали алгоритм Random Forest (ансамбль из 100 деревьев решений) с автоматической балансировкой классов. Подбор ключевых гиперпараметров (включая глубину деревьев и количество листьев) выполняли методом GridSearchCV. Диагностическую эффективность оценивали при 5-кратной стратифицированной кросс-валидации, обеспечивающей представительство классов в каждом разбиении. Итоговая

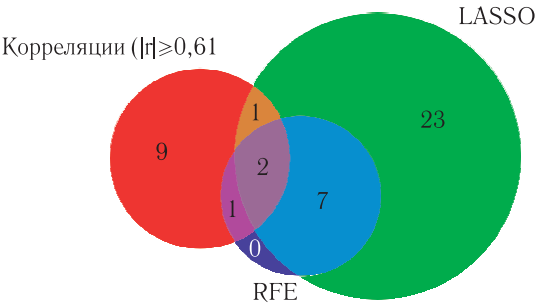


Рис. 3. Диаграмма Венна трех методов отбора

общая точность составила 63,4%, макро F1-score — 45,7%, коэффициент каппа Коэна $\kappa = 0,42$, что соответствует умеренному уровню согласия между предсказаниями модели и экспертной разметкой. Анализ кривых ROC в режиме «один против всех» показал высокие значения AUC, варьировавшие от 0,94 до 1,0 для отдельных категорий; интерпретация данного результата выполнялась с учетом дисбаланса классов и особенностей многоклассовой постановки. Матрица ошибок классификации, полученная по итогам кросс-валидации, приведена на рис. 4.

Дополнительно проведен анализ качества по классам, который показал выраженную неоднородность: модель демонстрировала высокую чувствительность для наиболее представленной категории (степень 2; $Se = 0,9$), тогда как для промежуточных/редких категорий степень 1 и степень 3 чувствительность оставалась низкой ($Se = 0,0$ для обеих категорий), что отра-

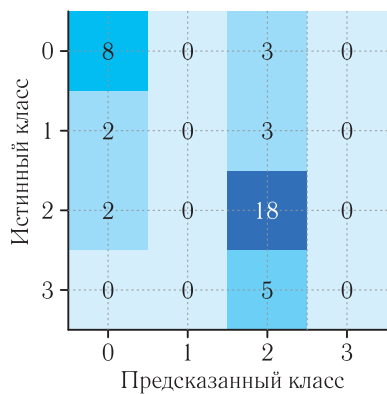


Рис. 4. Матрица ошибок классификации
Fig. 4. Confusion matrix

жает практическое ограничение текущей конфигурации при стратификации по всем четырем уровням. Интерпретация внутренней структуры модели выполнена на основе важности предикторов и SHAP-оценок. Наибольший средневзвешенный вклад в решение модели (22% суммарной информативности) вносил diagnostics_Image-interpolated_Mean. Две текстурные характеристики, сформированные после вейвлет-преобразования, суммарно обеспечили 31% вклада. Параметр wavelet-HLL_glcm_ClusterProminence характеризовался положительной SHAP-оценкой (+0,42) при переходе к более выраженным измене-

радиомических признаков, извлеченных из протонно-взвешенных МРТ-изображений надостной мышцы, при оценке степени выраженности дегенеративных изменений.

Предложенная в настоящем исследовании 4-балльная порядковая шкала не противопоставляется общепринятым методам оценки состояния надостной мышцы, а представляет их адаптированную интеграцию, ориентированную на задачи машинного обучения и радиомического анализа на протонно-взвешенных изображениях. Она опирается на те же морфологические конструкторы, которые лежат в основе клинической МР-интерпретации: выраженность атрофии мышечного брюшка и степень жировой дегенерации. В частности, тангенциальный знак и стадирование по Warner концептуально описывают атрофический компонент, тогда как классификация Goutallier отражает жировую инфильтрацию; в используемой нами градации эти два измерения сведены в единый уровень выраженности, что обеспечивает согласованную оценку «размера» и «качества» ткани в формате одной порядковой целевой переменной, пригодной для обучения классификационных моделей и сопоставления с радиомическими признаками. Оценка Patte, характеризующая ретракцию сухожилия, в шкалу намеренно не включалась, поскольку относится к анатомо-

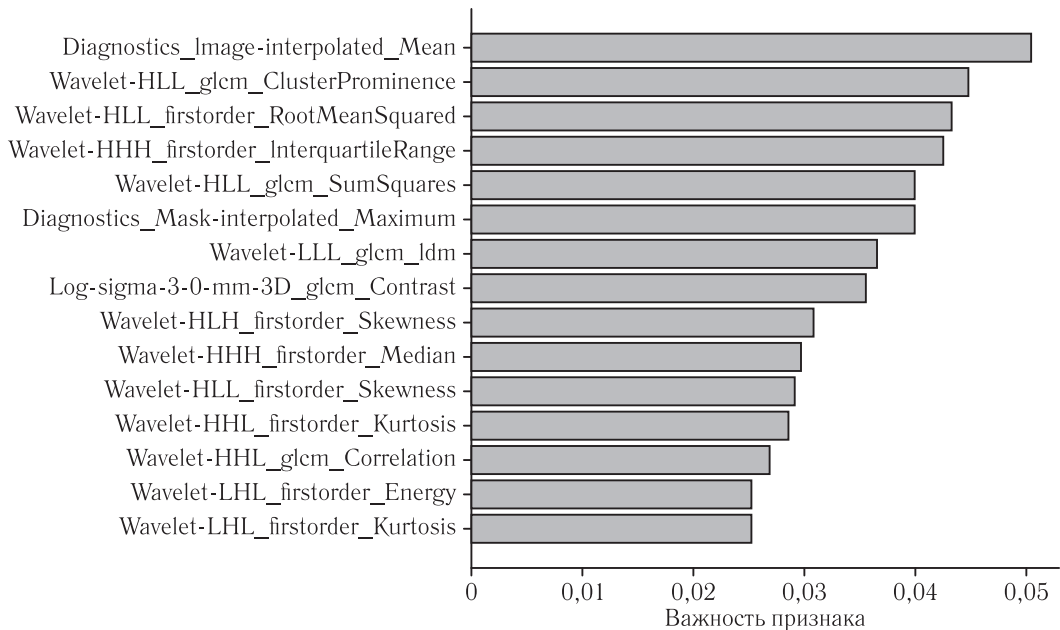


Рис. 5. Ранжирование признаков по степени важности для модели Random Forest
Fig. 5. Ranking features by importance for the Random Forest model

ниям, что согласуется с ростом асимметрии распределения уровней серого. Показатель wavelet-HLL_firstorder_RootMeanSquared имел среднюю SHAP-амплитуду +0,38 и отражал увеличение вариальности интенсивностей. На рис. 5 представлены параметры, отсортированные по их вкладу в классификацию степени дегенеративных изменений надостной мышцы.

Обсуждение. Результаты настоящего исследования подтверждают высокую информативность

хирургическим параметрам повреждения и может изменяться независимо от внутримышечных дегенеративных изменений.

На наш взгляд, продемонстрировано, что ряд текстурных радиомических характеристик коррелирует с клинически интерпретируемыми степенями дегенеративных изменений, заданными экспертной стратификацией по данным МРТ. Это важно с методологической точки зрения, поскольку целевая

метка в настоящей работе отражает интегральную визуальную оценку атрофии и жировой инфильтрации, а не морфологический стандарт; тем не менее согласованность направления изменений ключевых текстурных параметров с ожидаемыми паттернами тканевой гетерогенности поддерживает правдоподобность радиомических маркеров как количественных индикаторов дегенерации мышечной структуры.

Наибольшую диагностическую значимость показали признаки `log-sigma-3-0-mm-3D_firstorder_Skewness`, `wavelet-HHH_firstorder_Variance` и `wavelet-LLL_glm_ClusterShade`. Присутствие устойчивой корреляции между их значениями и стадиями патологических изменений подчеркивает связь между радиомическими параметрами и глубиной тканевой перестройки. Например, признак `Skewness`, как мера асимметрии распределения интенсивностей сигнала, демонстрировал рост на фоне увеличения степени жировой инфильтрации и утраты однородности сигнальных характеристик. Указанный признак ранее был предложен как потенциальный индикатор тканевой атрофии при оценке миопатий и мышечных дистрофий [18, 19].

Параметр `Cluster Shade` продемонстрировал аналогичную чувствительность к выраженности деструктивных изменений. Его рост, наблюдаемый при переходе от начальных к поздним стадиям, может свидетельствовать об усилении текстурной асимметрии и искаженности микроструктурных паттернов. Такие изменения особенно характерны для сочетанной фиброзно-жировой дегенерации, при которой наблюдается очаговое чередование сигнально неоднородных участков. Аналогичные наблюдения описаны в литературе при анализе мускулатуры поясничного отдела, где признаки текстурной нестабильности отражали клиническую тяжесть боли и функциональные ограничения [20, 21].

Радиомические характеристики, такие как `Skewness` и `Cluster Shade`, не являются абстрактными или математически изолированными; они связаны наблюдаемыми изменениями структуры ткани. Повышение асимметрии распределения интенсивностей и увеличение локальной неоднородности отражают морфологическую трансформацию, включающую атрофию, замещение функциональных волокон соединительной или жировой тканью, а также нарушение целостности архитектурного рисунка мышцы.

При интерпретации полученных результатов принципиально важно опираться на показатели внутренней валидации, рассчитанные на отложенных данных в рамках стратифицированной кросс-валидации, поскольку метрики на обучающих данных не характеризуют обобщающую способность модели и могут быть завышены на малых выборках. В настоящем исследовании совокупность метрик (accuracy, macro F1-score, κ и поклассовая чувствительность) указывает на умеренное согласие предсказаний модели с экспертной разметкой и одновре-

менно демонстрирует выраженную неоднородность качества между степенями, что, вероятно, обусловлено дисбалансом классов и частичным перекрытием радиомических паттернов на промежуточных стадиях. Таким образом, модель в текущей конфигурации может рассматриваться как вспомогательный инструмент, наиболее надежный для распознавания наиболее представленной категории и для выявления выраженных изменений при наличии типичных радиомических паттернов, тогда как дифференциация соседних степеней требует расширения выборки, усиления гармонизации протокола и/или применения дополнительных стратегий балансировки и калибровки вероятностных прогнозов.

Следует подчеркнуть, что большинство пациентов были отнесены ко 2-й степени, что обусловило выраженный дисбаланс классов. Такая особенность может повлиять на устойчивость модели и ее обобщающую способность при классификации менее представленных классов (0, 1 и 3). Для минимизации данного эффекта необходимо использовать стратифицированные методы валидации и подходы к балансировке данных, такие как весовые коэффициенты или методы синтетического увеличения выборки (например, SMOTE). Несмотря на это, устойчивость модели к переобучению была повышена путем предварительного исключения мультиколлинеарных признаков ($r > 0.9$), что позволило снизить избыточность признакового пространства и усилить интерпретируемость результатов.

Применение радиомики в оценке состояния надостной мышцы представляет собой логичное развитие направлений, уже успешно реализованных в онкологии [22, 23], нейрорадиологии [24] и кардиологической визуализации [25]. Наши данные подтверждают возможность использования радиомических признаков в области опорно-двигательного аппарата, где высокая гетерогенность ткани и сложность интерпретации МРТ-изображений требуют более точных инструментов оценки. В исследовании D. Lee и соавт. было показано, что текстурный анализ МРТ надостной мышцы позволяет оценить степень жировой инфильтрации, что в целом согласуется с результатами нашего исследования [26].

Клиническое применение выявленных признаков может включать автоматизированную стратификацию пациентов для дооперационной оценки риска, мониторинга динамики дегенеративных процессов или предсказания функционального восстановления после хирургического вмешательства. Потенциально радиомика может быть интегрирована в программное обеспечение рабочих станций МРТ, где после сегментации мышцы алгоритм в режиме реального времени оценивает степень повреждения и сопоставляет ее с предиктивной шкалой. В условиях роста телемедицины и ограниченных ресурсов такая система может значительно повысить эффективность диагностики и принятия клинических решений.

Выявленные в ходе работы методологические ограничения накладывают существенные рамки на клиническую применимость полученных результатов и требуют крайне осторожной интерпретации. Ключевой проблемой является выраженный дисбаланс классов в обучающей выборке, который привел к ограниченной способности модели дифференцировать крайние, но клинически значимые стадии патологии. Отсутствие внешней валидации на независимой когорте пациентов не позволяет сделать убедительные выводы об обобщающей способности алгоритма и его эффективности при использовании данных из других лечебных учреждений или на других МРТ-сканерах. Кроме того, в исследовании присутствовал элемент субъективизма, поскольку стратификация части пациентов проводилась вручную, что потенциально могло повлиять на итоговые метрики. Ввиду перечисленных факторов, несмотря на обнаружение устойчивого радиомического сигнала, текущая модель не может быть рекомендована для рутинного использования из-за высоких рисков, связанных с ее надежностью и воспроизводимостью.

Систематические обзоры радиомических моделей с применением машинного обучения подчеркивают, что на малых и несбалансированных выборках показатели качества могут быть нестабильными, а отсутствие внешней валидации существенно ограничивает обобщаемость результатов; поэтому при интерпретации метрик необходимо акцентировать внимание на покласовом качестве и рисках переобучения [27].

В настоящей работе основным классификатором выступал Random Forest; вместе с тем в качестве перспективного направления дальнейшей работы может рассматриваться оценка альтернативных постановок многоклассовой классификации, более гибко учитывающих дисбаланс классов и различную «стоимость» ошибок. В частности, может быть апробирован алгоритм, в котором построение решающего правила формулируется как задача линейного программирования со смешанными (в том числе булевыми) переменными и целевой функцией минимизации числа ошибок

классификации с учетом мощности (численности) каждого класса. Такая постановка позволяет явно регулировать вклад ошибок разных классов и тем самым адаптировать модель к дисбалансированным данным; подход основан на концепции ансамбля линейных разделителей для формирования «универсального» решения в многоклассовой классификации.

Выводы.

1. Разработан и внутренне валидирован радиомико-ориентированный инструмент для многоклассовой классификации дегенеративных изменений надостной мышцы на протонно-взвешенных МР-изображениях (протокол извлечения радиомических дескрипторов + модель Random Forest); показана принципиальная возможность количественной стратификации жировой инфильтрации.

2. Наибольшую информативность продемонстрировали текстурные радиомические признаки, преимущественно вейвлет-производные (ClusterProminence, RootMeanSquared, SumSquares), отражающие рост тканевой гетерогенности при прогрессировании дегенерации.

3. Качество модели неоднородно из-за дисбаланса классов: высокая чувствительность для наиболее представленной степени 2 ($Se=0,900$) сочетается с неудовлетворительной идентификацией степеней 1 и 3 ($Se=0,000$), поэтому подход применим как вспомогательный инструмент для подтверждения выраженных изменений и требует расширения данных, гармонизации протокола и внешней валидации для надежной дифференциации соседних степеней.

Заключение. Радиомический анализ протонно-взвешенных МРТ-изображений надостной мышцы в сочетании с моделью Random Forest продемонстрировал принципиальную применимость для количественной стратификации дегенеративных изменений мышечной ткани. Полученные результаты следует рассматривать как предварительные: для клинического внедрения необходимы расширение и балансировка выборки, гармонизация протоколов МРТ и внешняя валидация модели на независимых данных.

Сведения об авторах:

Жиляков Александр Андреевич — студент V курса института клинической медицины федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Уральский государственный медицинский университет» Министерства здравоохранения Российской Федерации; 620028, Свердловская область, Екатеринбург, ул. Репина, д. 3; e-mail: alexandrusma@mail.ru; ORCID 0000-0002-5251-0411;

Блинов Владислав Сергеевич — кандидат медицинских наук, заведующий рентгенодиагностическим отделением государственного автономного учреждения здравоохранения Свердловской области «Верхнепышминская центральная городская клиническая больница имени П. Д. Бородина»; 624090, Свердловская область, г. Верхняя Пышма, ул. Чайковского, д. 32; e-mail: VladSBlinov@mail.ru; ORCID 0000-0002-4677-8614;

Чернавин Павел Федорович — кандидат экономических наук, доцент кафедры «Аналитика больших данных и методы видеоанализа» федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Уральский федеральный университет имени Первого Президента России Б. Н. Ельцина»; 620062, Свердловская область, Екатеринбург, ул. Мира, д. 19; e-mail: chernavin.p.f@gmail.com; ORCID 0000-0003-3214-3906;

Жиляков Андрей Викторович — доктор медицинских наук, доцент кафедры травматологии и ортопедии федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Уральский государственный медицинский университет» Министерства здравоохранения Российской Федерации; 620028, Свердловская область, Екатеринбург, ул. Репина, д. 3; e-mail: doctor-zhilyakov@rambler.ru; ORCID 0000-0003-1261-3712.

Information about the authors:

Alexander A. Zhilyakov — 5th-year student at the Institute of Clinical Medicine of the Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education «Ural State Medical University» of the Ministry of Health of the Russian Federation; e-mail: alexandrusma@mail.ru; ORCID 0000–0002–5251–0411;

Vladislav S. Blinov — Cand. of Sci. (Med.), Head of the X-ray diagnostic department of «Verkhnepyshminskaya Central City Clinical Hospital named after P. D. Borodin»; e-mail: VladSBlinov@mail.ru; ORCID 0000–0002–4677–8614;

Pavel F. Chernavin — Cand. of Sci. (Econ.), Assoc. Prof. of the Department of Big Data Analytics and Video Analysis Methods «Ural Federal University named after the First President of Russia B. N. Yeltsin», ORCID 0000–0003–3214–3906; e-mail: chernavin.p.f@gmail.com;

Andrey V. Zhilyakov — Dr. of Sci. (Med.), Assoc. Prof. of the Department of Traumatology and Orthopedics «Ural State Medical University»; e-mail: doctor-zhilyakov@rambler.ru; ORCID 0000–0003–1261–3712.

Вклад авторов. Все авторы подтверждают соответствие своего авторства, согласно международным критериям ICMJE (все авторы внесли существенный вклад в разработку концепции, проведение исследования и подготовку статьи, прочли и одобрили финальную версию перед публикацией). Наибольший вклад распределен следующим образом: концепция и план исследования — А. В. Жилияков, В. С. Блинов; сбор и анализ данных — А. В. Жилияков, В. С. Блинов; подготовка рукописи — А. В. Жилияков, В. С. Блинов, П. Ф. Чернавин, А. А. Жилияков.

Authors' contributions. All authors confirm their authorship according to the international ICMJE criteria (all authors made substantial contributions to the conception, research, and preparation of the article, and read and approved the final version before publication). Special contribution: AVZh, VSB aided in the concept and plan of the study; AVZh, VSB provided collection and analysis of data; AVZh, VSB, PFCh, AAZh preparation of the manuscript.

Потенциальный конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Disclosure: the authors declare that they have no competing interests.

Соответствие принципам этики: Исследование одобрено локальным этическим комитетом ФГБОУ ВО УГМУ Минздрава России и признано не требующим получения индивидуального информированного согласия ввиду ретроспективного анализа деперсонализированных МРТ-данных (решение ЛЭК УГМУ № 3 от 18.04.2025). Все данные перед включением в анализ были обезличены; исследование выполнено с соблюдением принципов биомедицинской этики и конфиденциальности медицинской информации.

Adherence to ethical standards: The study was approved by the Local Ethics Committee of Ural State Medical University and was determined not to require individual informed consent because the study was retrospective and used depersonalized MRI data (LEC decision No. 3 dated 18.04.2025). All data were anonymized before analysis; the study was conducted in accordance with the principles of biomedical ethics and confidentiality of medical information.

Поступила/Received: 06.10.2025

Принята к печати/Accepted: 29.05.2026

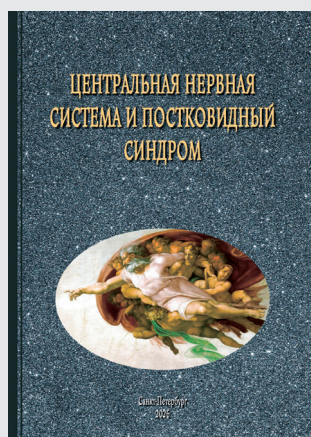
Опубликована/Published: 29.06.2026

ЛИТЕРАТУРА / REFERENCES

- Peeters N.H.C., Kraats A.M., Krieken T.E. et al. The validity of ultrasound and shear wave elastography to assess the quality of the rotator cuff // *Eur. Radiol.* 2024. Vol. 34. P. 1971–1978. doi: 10.1007/s00330-023-10037-z.
- Werthel J.D., Boux C.F., Burdin V. et al. CT-based volumetric assessment of rotator cuff muscle in shoulder arthroplasty preoperative planning // *Bone Joint Open.* 2021. Vol. 2, No. 7. P. 552–561. doi: 10.1302/2633-1462.27.BJO-2021-0081.R1.
- Nozaki T., Tasaki A., Horiuchi S. et al. Quantification of Fatty Degeneration Within the Supraspinatus Muscle Using a 2-Point Dixon Method on 3-T MRI // *AJR Am. J. Roentgenol.* 2015. Vol. 205, No. 1. P. 116–122. doi: 10.2214/AJR.14.13518.
- Kissenberth M.J., Rulewicz G.J., Hamilton S.C. et al. A positive tangent sign predicts the reparability of rotator cuff tears // *J. Shoulder Elbow Surg.* 2014. Vol. 23, No. 7. P. 1023–1027. doi: 10.1016/j.jse.2014.02.014.
- Ro K., Kim J.Y., Park H. et al. Deep-learning framework and computer-assisted fatty infiltration analysis for the supraspinatus muscle in MRI // *Sci Rep.* 2021. Vol. 11. P. 15065. doi: 10.1038/s41598-021-93026-w.
- Kim J.Y., Ro K., You S. et al. Development of an automatic muscle atrophy measuring algorithm to calculate the ratio of supraspinatus in supraspinous fossa using deep learning // *Comput. Methods Programs Biomed.* 2019. Vol. 182. P. 105063. doi: 10.1016/j.cmpb.2019.105063.
- Fuchs B., Weishaupt D., Zanetti M. et al. Fatty degeneration of the muscles of the rotator cuff: assessment by computed tomography versus magnetic resonance imaging // *J. Shoulder Elbow Surg.* 1999. Vol. 8, No. 6. P. 599–605. doi: 10.1058/S1058-2746(99)90097-6.
- Fei Y., Wan Y., Xu L. et al. Novel methods to diagnose rotator cuff tear and predict post-operative Re-tear: Radiomics models // *Asia Pac. J. Sports Med. Arthrosc. Rehabil Technol.* 2024. Vol. 37. P. 14–20. doi: 10.1016/j.asmart.2024.03.003.
- Saavedra J.P., Droppelmann G., Garcia N., Jorquera C., Feijoo F. High-accuracy detection of supraspinatus fatty infiltration in shoulder MRI using convolutional neural network algorithms // *Front Med (Lausanne).* 2023. Vol. 10. P. 1070499. doi: 10.3389/fmed.2023.1070499.
- Ingebritsen R., Grogan B., Baer G., Cotter E. Deep learning accurately predicts supraspinatus pathology on shoulder magnetic resonance imaging // *Arthrosc Sports Med. Rehabil.* 2023. Vol. 5, No. 4. P. e1107–e1113. doi: 10.1016/j.asmr.2023.100807.
- Vasilev Y.A., Nanova O.G., Blokhin I.A. et al. Priority radiomic parameters for computed tomography of head and neck malignancies: A systematic review // *Digital Diagnostics.* 2024. Vol. 5, No. 2. P. 255–268. doi: 10.17816/DD623240.
- Xie J., Zhou M., Guo Z., Zhu Y., Jiang C.A. Quantitative Fatty Infiltration Evaluation of the Supraspinatus Muscle: Enhanced Clinical Relevance and Improved Diagnostic Value on Predicting Retear Compared With the Goutallier Classification // *Am. J. Sports Med.* 2025. Vol. 53, No. 4. P. 952–960. doi: 10.1177/036354652412313809.

13. Tian Z., Ni Y., He H. et al. Quantitative assessment of rotator cuff injuries using synthetic MRI and IDEAL-IQ imaging techniques // *Heliyon*. 2024. Vol. 10, No. 17. P. e37307. doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e37307.
14. Chianca V., Bottino V., Cuocolo R., Zappia M. MRI Quantitative Evaluation of Muscle Fatty Infiltration // *Magnetochemistry*. 2023. Vol. 9, No. 4. Art. 111. doi: 10.3390/magnetochemistry9040111.
15. Cheng C., Liang X., Guo D., Xie D. Application of Artificial Intelligence in Shoulder Pathology // *Diagnostics (Basel)*. 2024. Vol. 14, No. 11. P. 1091. doi: 10.3390/diagnostics14111091.
16. Rodriguez H.C., Rust B., Hansen P.Y. et al. Artificial Intelligence and Machine Learning in Rotator Cuff Tears // *Sports Med. Arthrosc. Rev.* 2023. Vol. 31, No. 3. P. 67–72. doi: 10.1097/JSA.0000000000000371.
17. Khoruzhaya A.N., Ahkmad E.S., Semenov D.S. The role of the quality control system for diagnostics of oncological diseases in radiomics // *Digital Diagnostics*. 2021. Vol. 2, No. 2. P. 170–184. doi: 10.17816/DD60393.
18. Mercuri E., Pichiecchio A., Allsop J. et al. Muscle MRI in inherited neuromuscular disorders: past, present, and future // *J. Magn. Reson. Imaging*. 2007. Vol. 25, No. 2. P. 433–440. doi: 10.1002/jmri.20804.
19. Sudol-Szopinska I., Jacques T., Gietka P., Cotten A. Imaging in dermatomyositis in adults and children // *J. Ultrason.* 2020. Vol. 20, No. 80. P. e36–e42. doi: 10.15557/JoU.2020.0007.
20. Zhan J., Liu S., Dong C. et al. Shoulder MRI-based radiomics for diagnosis and severity staging assessment of surgically treated supraspinatus tendon tears // *Eur. Radiol.* 2023. Vol. 33, No. 8. P. 5587–5593. doi: 10.1007/s00330-023-09523-1.
21. Mannil M., Burgstaller J.M., Held U. et al. Correlation of texture analysis of paraspinal musculature on MRI with different clinical endpoints: Lumbar Stenosis Outcome Study (LSOS) // *Eur. Radiol.* 2019. Vol. 29, No. 1. P. 22–30. doi: 10.1007/s00330-018-5552-6.
22. Larue R.T., Timmeren J.E., Jong E.E.C. et al. Influence of gray level discretization on radiomic feature stability for different CT scanners, tube currents and slice thicknesses: a comprehensive phantom study // *Acta Oncol.* 2017. Vol. 56, No. 11. P. 1544–1553. doi: 10.1080/0284186X.2017.1351624.
23. Shi H., Duan Y., Shi J. et al. Role of preoperative prediction of microvascular invasion in hepatocellular carcinoma based on the texture of FDG PET image: A comparison of quantitative metabolic parameters and MRI // *Front Physiol.* 2022. Vol. 13. P. 928969. doi: 10.3389/fphys.2022.928969.
24. Aerts H.J., Velazquez E.R., Leijenaar R.T. et al. Decoding tumour phenotype by noninvasive imaging using a quantitative radiomics approach // *Nat. Commun.* 2014. Vol. 5. P. 4006. doi: 10.1038/ncomms5006.
25. Gillies R.J., Kinahan P.E., Hricak H. Radiomics: images are more than pictures, they are data // *Radiology*. 2016. Vol. 278, No. 2. P. 563–577. doi: 10.1148/radiol.2015151169.
26. Lee D., Hong K.-T., Lee W. et al. Threshold-based quantification of fatty degeneration in the supraspinatus muscle on MRI as an alternative method to Goutallier classification and single-voxel MR spectroscopy // *BMC Musculoskelet Disord.* 2020. Vol. 21, No. 1. P. 362. doi: 10.1186/s12891-020-03400-4.
27. Danilov G.V., Agrba S.B., Strunina Yu.V. et al. Radiomics and Machine Learning in Diagnostics of Glial Brain Tumors: a Systematic Review and Meta-Analysis // *Sovrem. Tekhnologii Med.* 2025. Vol. 17, No. 6. P. 69–79. doi: 10.17691/stm2025.17.6.07.

Уважаемые коллеги!



Издательством «Балтийский медицинский образовательный центр» подготовлена монография «Центральная нервная система и постковидный синдром» под редакцией академика РАН Н. А. Белякова и профессора В. В. Рассохина. В ней рассмотрены проявления постковидного синдрома (ПКС), нейропатогенез, вопросы диагностики, основные причины длительного сохранения психоневрологической симптоматики, нарушений высшей нервной деятельности и других проявлений, вошедшие в МКБ-10 как U09.9 «Состояние после COVID-19 неуточненное». ПКС рассматривается как следствие вирусного воспаления с локализацией в разных тканях, в том числе в головном мозге, которое приобрело новое патогенетическое свойство за счет вовлечения комплекса иммунных и неспецифических процессов, нарушая комплекс регуляции основных функций, отягощающих состояние пациентов. Разнообразие клинической картины и сочетание симптоматики ПКС определяют необходимость персонализации процесса восстановления пациентов. Монография предназначена и рекомендуется врачам неврологам, инфекционистам, терапевтам и другим, принимающим участие в лечении пациентов с ПКС, а также студентам старших курсов, клиническим ординаторам и аспирантам.

ISBN 978-5-6053730-1-8

Подробную информацию о книге можно получить на сайте издательства:

<https://www.bmoc-spb.ru>.