

Текстурный анализ и радиомика в диагностике рассеянного склероза: обзор

Г.И. Хвасточенко, В.В. Брюхов, М.В. Кротенкова
Российский центр неврологии и нейронаук, Москва, Россия

АННОТАЦИЯ

Клинические проявления многоочаговых изменений головного мозга, включая рассеянный склероз, могут быть разнообразными и во многом зависят от локализации и размера очагов. Дифференциальная диагностика таких изменений в некоторых случаях представляет сложную задачу. Сосудистые, воспалительные, инфекционные и наследственные заболевания могут иметь сходные признаки магнитно-резонансной томографии, а их оценка ограничена как техническими аспектами, так и возможностями человеческого восприятия. В последние годы в радиологических исследованиях появились новые методики текстурного анализа и радиомики, которые позволяют выявлять информацию, недоступную для глаз рентгенологов. Эти подходы включают первичную статистическую оценку интенсивностей, использование матриц совпадения уровней серого и длины пробега уровня серого, фрактальный и вейвлет-анализ, а также построение прогностических моделей с применением алгоритмов машинного обучения. Изначально радиомику разработали для онкологической визуализации, однако в настоящее время её возможности используют и при диагностике других патологий.

В данной статье представлен обзор современной литературы, посвящённой использованию текстурного анализа и радиомики в контексте дифференциальной диагностики демиелинизирующих заболеваний, в частности рассеянного склероза. Поиск осуществляли в поисковых системах PubMed и eLibrary с использованием ключевых слов: «radiomics», «digital image texture analysis», «multiple sclerosis», «радиомика», «текстурный анализ», «рассеянный склероз». Глубина поиска составила 9 лет. В настоящий обзор включены только оригинальные исследования ($n=17$), посвящённые применению радиомики и текстурного анализа цифровых изображений в диагностике демиелинизирующих заболеваний.

Текстурный анализ и радиомика являются многообещающими методами дополнительной оценки многоочаговых изменений головного мозга при демиелинизирующих заболеваниях. Однако для внедрения в клиническую практику необходимо создать оптимальный алгоритм вычисления текстурных показателей, определить наиболее информативные из них, а также стандартизировать и валидировать получаемые биомаркёры.

Ключевые слова: текстурный анализ; радиомика; магнитно-резонансная томография; рассеянный склероз; дифференциальная диагностика; обзор.

КАК ЦИТИРОВАТЬ:

Хвасточенко Г.И., Брюхов В.В., Кротенкова М.В. Текстурный анализ и радиомика в диагностике рассеянного склероза: обзор // Digital Diagnostics. 2025. Т. 6, № 4. С. XXX–XXX.
DOI: 10.17816/DD656073 EDN: TNETWF

Рукопись получена: 17.02.2025

Рукопись одобрена: 10.06.2025

Опубликована online: 18.10.2025

Статья доступна по лицензии CC BY-NC-ND 4.0 International
© Эко-Вектор, 2025

Textural Analysis and Radiomics in the Diagnosis of Multiple Sclerosis: A Review

Gleb I. Khvastochenko, Vasiliy V. Bryukhov, Marina V. Krotenkova
Russian Center of Neurology and Neurosciences, Moscow, Russia

ABSTRACT

The clinical manifestations of multifocal brain lesions, including multiple sclerosis, can be diverse and depend largely on the location and size of the lesions. Differential diagnosis of such changes can be challenging in some cases. Vascular, inflammatory, infectious, and hereditary diseases may exhibit similar magnetic resonance imaging (MRI) features, and their assessment is limited both by technical factors and by the limitations of human visual perception.

In recent years, new methods of texture analysis and radiomics have emerged in radiological research, enabling the extraction of quantitative information that is not perceptible to the human eye. These approaches include first-order statistical evaluation of intensity, the use of grey-level co-occurrence matrices and grey-level run length matrices, fractal and wavelet analysis, as well as the development of predictive models using machine learning algorithms. Initially developed for oncological imaging, radiomics is now increasingly applied to the diagnosis of other pathologies.

This article presents a review of contemporary literature on the application of texture analysis and radiomics in the differential diagnosis of demyelinating diseases, particularly multiple sclerosis. The literature search was conducted in the PubMed and eLibrary databases using the keywords “radiomics”, “digital image texture analysis”, “multiple sclerosis” (and their Russian equivalents: “радиомика”, “текстуальный анализ”, “рассеянный склероз”). The search covered the past 9 years. Only original studies (n = 17) devoted to the use of radiomics and texture analysis of digital images in the diagnosis of demyelinating diseases were included in this review.

Texture analysis and radiomics represent promising tools for the additional assessment of multifocal brain lesions in demyelinating diseases. However, their integration into clinical practice requires the development of an optimal algorithm for calculating texture features, identification of the most informative features, and standardization and validation of the resulting biomarkers.

Keywords: texture analysis; radiomics; magnetic resonance imaging, multiple sclerosis; differential diagnosis; review.

TO CITE THIS ARTICLE:

Khvastochenko GI, Bryukhov VV, Krotenkova MV. Textural Analysis and Radiomics in the Diagnosis of Multiple Sclerosis: A Review. *Digital Diagnostics*. 2025;6(4):XXX–XXX. DOI: 10.17816/DD656073
EDN: TNETWF

Submitted: 17.02.2025

Accepted: 10.06.2025

Published online: 18.10.2025

The article can be used under the CC BY-NC-ND 4.0 International License
© Eco-Vector, 2025

ВВЕДЕНИЕ

Рассеянный склероз (РС) — это аутоиммунное демиелинизирующее и нейродегенеративное заболевание центральной нервной системы (ЦНС), которое протекает в виде разделённых во времени эпизодов неврологического дефицита и характеризуется формированием множественных очагов в головном и спинном мозге [1, 2].

В мире насчитывают почти 3 млн человек, страдающих РС, что составляет в среднем 35,9 человек на 100 тыс. населения. РС является одним из наиболее распространённых заболеваний ЦНС у лиц молодого трудоспособного возраста и занимает четвёртое место среди всех неврологических заболеваний. В Российской Федерации на долю РС приходится от 36 до 78,5 случаев на 100 тыс. населения. Болезнь может манифестировать в любом возрасте, однако средний возраст её дебюта составляет 28,3–31,2 года, что придаёт ей социальную значимость и обуславливает активный интерес исследователей [3, 4].

Точная этиология, патогенез и механизмы прогрессирования заболевания остаются до конца неизученными [5]. Полагают, что РС — это многофакторный процесс, на развитие которого влияют взаимодействия иммунологических и генетических факторов, а также окружающей среды [6, 7].

Диагноз РС устанавливают на основании характерной клинической картины, однако разнообразие проявлений часто затрудняет раннее распознавание заболевания, что приводит к отсроченному началу эффективной терапии, снижая качество жизни пациентов [8, 9].

Основным дополнительным методом диагностики РС является магнитно-резонансная томография (МРТ), позволяющая выявить многоочаговое поражение головного мозга и подтвердить ключевые характеристики: диссеминацию патологического процесса в пространстве и во времени [1, 9].

Проблемы дифференциальной диагностики очаговых изменений, а также нередко диссоциация клинической симптоматики и данных МРТ обуславливают необходимость поиска более чувствительных и специфичных биомаркёров повреждения, позволяющих обеспечить раннее выявление и прогнозирование течения заболевания [1, 10–15].

Одним из перспективных дополнительных методов оценки лучевых изображений в диагностике демиелинизирующих заболеваний является применение текстурного анализа и радиомики [16].

В данном обзоре проанализированы публикации, посвящённые выявлению и внедрению в клиническую практику биомаркёров изображений МРТ, полученных на основе радиомики и текстурного анализа, которые позволяют проводить дифференциальную диагностику демиелинизирующих заболеваний, в частности РС.

МЕТОДОЛОГИЯ ПОИСКА ДАННЫХ

В рамках обзора проведён анализ научной литературы за период с 2016 по 2024 год (глубина поиска составила 9 лет). Поиск осуществляли в поисковых системах PubMed и eLibrary с использованием ключевых слов: «radiomics», «digital image texture analysis», «multiple sclerosis», а также их русскоязычных аналогов — «радиомика», «текстурный анализ», «рассеянный склероз».

В настоящий обзор включены только оригинальные исследования, посвящённые применению радиомики и текстурного анализа цифровых изображений в диагностике демиелинизирующих заболеваний. Исключению подлежали клинические и практические руководства, монографии, тезисы, диссертации, работы, не связанные с РС, а также исследования без использования МРТ.

С помощью поисковой системы PubMed отобрано и проанализировано 17 оригинальных исследований на английском языке (табл. 1), тогда как в eLibrary за указанный период русскоязычных публикаций по теме не обнаружено.

ОСНОВНЫЕ ПОНЯТИЯ В РАДИОМИКЕ

Биомедицинские изображения, полученные с использованием различных методов, обычно содержат от 4096 до 65 536 оттенков серого цвета. Однако человеческий глаз в оптимальных условиях способен воспринимать лишь 1000 из них. Кроме того, анализ изображений часто ограничен использованием дисплеев (мониторов) с разрешением в 64 или 256 оттенков серого цвета, а также возможностями приложений для визуализации [17].

С начала 1980-х годов активно исследовали методы извлечения релевантной информации из различных медицинских изображений. Одним из таких методов является применение текстурного анализа [18–20].

Он представляет способ объективной оценки медицинских изображений, позволяющий вычислять показатели распределения значений пикселей и вокселей, их взаимоотношения, которые невозможно обнаружить при визуальном наблюдении [16, 21].

Концепцию радиомики сформулировали позднее, в том числе благодаря работе голландского учёного Р. Lambin, в 2012 году [22, 23].

Радиомика — это обобщённый процесс автоматического извлечения, анализа и последующей интерпретации количественных признаков (биомаркёров изображений) на основе особенностей анализируемых текстурных характеристик [22, 24].

Текстурный анализ и радиомика являются гибридным аналитическим процессом, находящимся на стыке математических, информационных, статистических и медицинских наук [25]. Процесс применения радиомического анализа можно разделить на несколько этапов (**рис. 1**).

Получение изображений. Результаты радиомического анализа зависят от исходных данных, которые определяют методом получения биомедицинских изображений. Это может быть рентгенография, ультразвуковое исследование, компьютерная томография, МРТ или методы ядерной медицины. Именно поэтому данные могут варьировать как между разными методами, так и внутри одного, в зависимости от протоколов и используемого оборудования [26].

Идентификация интересующих изменений. Цель этого этапа — обнаружить и классифицировать изменения, которые могут иметь диагностическую и прогностическую ценность и отражать специфику конкретного патологического процесса [26].

Сегментация (очерчивание границ области интереса с помощью компьютерного контурирования). На этом этапе очерчивают границы участка, который будет проанализирован и включён в область интереса (Region of Interest, ROI). Определение области интереса может быть проведено с помощью ручного, полуавтоматического и автоматического методов с использованием трёхмерных (3D-ROI) или двухмерных (2D-ROI) реконструкций изображений [16, 21, 27].

Получение текстурных показателей. Извлечение количественных текстурных показателей осуществляют в автоматическом режиме с помощью программного обеспечения. К таким известным инструментам относят: PyRadiomics® (Computational Imaging & Bioinformatics Lab, США), Medical Imaging Interaction Toolkit® (MITK) (German Cancer Research Center, Германия), LIFEx® (Institut Curie, Франция), Standardized Environment for Radiomics Analysis® (SERA) (Johns Hopkins University, США), Cancer Imaging Phenomics Toolkit® (CaPTk) (Center for Biomedical Image Computing and Analytics, США), Imaging Biomarker Explorer® (IBEX) (MD Anderson Cancer Center, США) и др. [28, 29].

Статистический анализ полученных текстурных показателей и построение диагностических моделей. Все текстурные показатели подразделяют на следующие группы [15, 27]:

- текстурные показатели первого порядка, а именно характеристики гистограммы, отражающие информацию, связанную с распределением уровня (оттенков) серого цвета в пределах области интереса без учёта пространственных отношений между пикселями. К таким показателям относят: максимальное, минимальное, среднее и медианное значения интенсивности в выделенной области, среднеквадратичное отклонение, асимметрия распределения, куртозис, энтропия, скошенность и т. д.;
- текстурные показатели второго порядка, учитывающие пространственные отношения пикселей и вокселей, а также отражающие их распределение как по отдельности, так и в группах во всех направлениях трёхмерного пространства. Эти признаки получают из радиомических матриц, составленных на основе определённых диапазонов интенсивностей изображений. К таким матрицам относят: матрицу длины пробега уровня серого (Gray Level Run Length Matrix, GLRLM); матрицу длины зоны серого (Gray Level Size Zone Matrix, GLZLM); матрицу совпадения уровней серого (Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM); матрицу разности соседних уровней серого (Neighbouring Gray Tone Difference Matrix, NGLDM) и т. д.

На основе данных первого и второго порядка формируют признаки более высоких уровней с использованием математических операций, таких как преобразование Фурье, вейвлет-анализ и различные фильтры. Эти операции позволяют описать статистические особенности изображений. Кроме того, для 3D-анализа также вычисляют характеристики формы заданной области интереса, описывающие её площадь, объём, максимальный линейный размер, компактность, сферичность, а также соотношения между этими характеристиками и другие параметры [16, 29].

Из множества полученных радиометрических данных с помощью построенной математической и статистической моделей выбирают наиболее информативные статистически значимые текстурные показатели — биомаркёры изображения, которые возможно использовать отдельно или в сочетании с демографическими, гистологическими и геномными данными пациента для постановки клинического диагноза, а также подбора персонализированной терапии [16].

ПРИМЕНЕНИЕ РАДИОМИКИ И ТЕКСТУРНОГО АНАЛИЗА ПРИ РАССЕЯННОМ СКЛЕРОЗЕ

К числу исследований, посвящённых текстурному анализу и радиомике в диагностике РС, относят работу С.Е. Weber и соавт. [30]. Авторы предложили диагностическую модель, основанную на анализе изображений МРТ в режиме T1-MPRAGE¹. Целью данной модели стала дифференцировка хронических активных, или увеличивающихся («тлеющих»), и неактивных (стабильных) очагов демиелинизации. В исследовании установили и проанализировали 36 радиомических показателей, полученных для каждого из 370 очагов, выявленных у 60 пациентов. Из всех текстурных показателей четыре были наиболее статистически значимыми. В результате статистического анализа создана диагностическая модель, которая смогла различить два типа поражений с хорошими диагностическими характеристиками: площадь под кривой (Area Under the Curve, AUC) — 0,7.

Многие авторы подчёркивали значимость режима T2-FLAIR² для извлечения текстурных биомаркёров изображений при оценке очаговых изменений в головном мозге. В частности, Z. Shi и соавт. [31] предложили различать три типа очагов демиелинизации при РС: острые активные (накапливающие контрастный препарат), хронические активные и неактивные очаги. Авторы проанализировали 140 радиомических показателей, полученных для каждого из 614 очагов, обнаруженных у 45 пациентов. В результате создана модель, которая различала хронические активные и неактивные очаги с очень хорошей диагностической точностью (AUC=0,893). В свою очередь, модель, способная дифференцировать все три типа поражений, обладала отличными диагностическими характеристиками (AUC=0,920).

Кроме того, значимость использования режима T2-FLAIR² в оценке демиелинизирующих изменений в головном мозге подтверждают и другие исследования [32–35]. Так, R. Faustino и соавт. [32] установили десять наиболее значимых биомаркёров с показателями AUC >85%, которые позволяют различать «пограничные зоны» (ткань вокруг очагов толщиной до 1 мм), участки внешне неизменённого белого вещества, а также очаги в головном мозге у детей, страдающих РС. В других исследованиях предложены сигнатуры, позволяющие определять прогрессирующие (увеличивающиеся) и острые активные очаги при РС [32, 34]. Так, B. Khajetash и соавт. [33] предложили методику, которая показала очень хорошие диагностические характеристики: AUC — 0,85, чувствительность — 0,85, а специфичность — 0,66. В свою очередь, методика H. Tavakoli и соавт. [34] продемонстрировала отличные результаты: AUC — 0,92, чувствительность — 0,86 и специфичность — 0,84. Кроме того, в работе Y. Peng и соавт. [35] определяли прогрессирование очагов РС, но уже с использованием модели машинного обучения на основе радиомических данных. Она показала очень хорошую эффективность, достигнув значения AUC=0,857.

Эффективность использования диффузионно-взвешенных изображений в дифференциальной диагностике острых активных и хронических (не накапливающих контрастный препарат) очагов РС, продемонстрирована в работе F. Shekari и соавт. [36]. Авторы получили и проанализировали 89 радиомических показателей для каждого из 255 очагов, обнаруженных у 34 пациентов. Созданные диагностические модели, учитывающие от 13 до 20 наиболее значимых биомаркёров, с отличными диагностическими характеристиками (AUC=0,957) дифференцировали острые и хронические очаги при РС.

G. Caruana и соавт. [37] выполняли текстурный анализ SWI (Susceptibility Weighted Imaging) и T2-взвешенных изображений (T2-ВИ) с целью определения острых активных и хронических очагов при РС. Авторы проанализировали 35 радиомических показателей, полученных для каждого из

¹ T1-MPRAGE (T1-Magnetization Prepared Rapid Acquisition Gradient Echo) — трёхмерная импульсная последовательность с подготовкой намагниченности и быстрым градиентным эхом.

² T2-FLAIR (T2-Weighted Fluid-Attenuated Inversion Recovery) — T2-взвешенное изображение с подавлением сигнала от жидкости с помощью инверсии.

175 очагов, выявленных у 58 пациентов. Модель, созданная на основе SWI-изображений, смогла дифференцировать острые и хронические поражения с хорошими диагностическими характеристиками ($AUC=0,778$), в отличие от модели, построенной на основе T2-ВИ, где авторы не получили значимых различий между двумя типами поражений ($AUC=0,567$). Однако N. Michoux и соавт. [38] в более ранней работе продемонстрировали эффективность диагностической модели на основе T2-ВИ для отличия острых активных и хронических очагов при РС. Авторы проанализировали 21 радиомический показатель, полученный для каждого из 81 очага, выявленного у 21 пациента. Модель, оценивающая диагностические возможности отдельных биомаркёров изображений, показала результаты, варьирующие от средних ($AUC=0,638$) до очень хороших ($AUC=0,835$). В комбинированной модели, в которой T. Li и соавт. [39] использовали такие режимы, как T2-ВИ, T2-FLAIR и T1-ВИ, для дифференциальной диагностики заболеваний, ассоциированных с антителами к миелин-олигодендроцитарному гликопротеину (анти-MOG-ассоциированные заболевания), у детей ключевую роль сыграл режим T2-ВИ. Он показала лучшую диагностическую эффективность при отдельном использовании ($AUC=0,83$), а также выявил наибольшее количество биомаркёров ($n=22$). Комбинированная модель, учитывавшая 32 биомаркёра из 1688 радиомических показателей, обладала отличными диагностическими характеристиками ($AUC=0,905$).

Кроме того, T. He и соавт. [40] также продемонстрировали эффективность использования T2-ВИ в получении текстурных показателей для дифференциальной диагностики очагов РС и при микроангиопатии. Авторы установили 9 из 472 наиболее значимых биомаркёров, полученных для каждого из 3068 очагов, выявленных у 952 пациентов. Итоговая модель, способная различать два типа поражений, обладала отличными диагностическими характеристиками ($AUC=0,9$).

Значимость использования методики количественного картирования восприимчивости (Quantitative Susceptibility Mapping, QSM) для извлечения текстурных биомаркёров с последующим их использованием в дифференциальной диагностике РС и заболеваний спектра оптиконейромиелита (ЗОНМ) продемонстрирована в работе Z. Yan и соавт. [41]. Исследователи проанализировали семь зон интереса в области подкорковых структур. В результате они получили 874 радиомических показателя для каждой из 7 зон у 83 пациентов. Диагностическая модель, учитывающая от двух до четырёх наиболее значимых биомаркёров, показала результаты, варьирующие от хороших ($AUC=0,702$) до отличных ($AUC=0,902$).

Дифференциальную диагностику очаговых изменений в группе демиелинизирующих заболеваний при РС, ЗОНМ и анти-MOG-ассоциированных заболеваний проводили X. Luo и соавт. [28]. Авторы получили и проанализировали 378 радиомических показателей, полученных для каждой из 212 областей интереса у 195 пациентов. Диагностическая модель, основанная на изображениях MPT в режиме T2-FLAIR², по наиболее статистически значимыми биомаркёрам дифференцировала очаги РС с отличными диагностическими характеристиками ($AUC=0,909$).

Возможность применения радиомики в дифференциальной диагностике очаговых изменений в веществе головного мозга при РС и системной красной волчанке продемонстрирована в работе X. Luo и соавт. [42], в которой авторы выявили и проанализировали 371 радиомический биомаркёр, полученный для очаговых изменений у 112 пациентов в режиме T2-FLAIR². Они использовали модель машинного обучения на основе радиомических данных, которая показала отличную эффективность, достигнув значений $AUC=0,967$.

Анализ современных исследований (2016–2024 гг.) демонстрирует растущий интерес к применению радиомики в диагностике РС и смежных заболеваний. Наиболее часто используемым режимом MPT стал T2-FLAIR² (53% исследований), тогда как T2-ВИ и QSM применяли реже (29–12%). Сегментацию областей интереса преимущественно выполняли вручную (82%), реже — автоматически (12%) или полуавтоматически (6%). Размеры выборок исследования варьировали от 11 до 952 пациентов. С помощью специализированного программного обеспечения выявляли от 21 до 874 радиометрических показателей, из которых благодаря разным статистическим моделям находили от четырёх наиболее значимых биомаркёров изображений. Наиболее статистически значимыми оказались биомаркёры второго порядка, включающие:

- GLCM — учитывает расположение пар пикселей в четырёх направлениях для расчёта индексов текстуры (например, среднего арифметического количества пар пикселей, частоты встречаемости одинаковых значений, степени линейной зависимости между парами пикселей и др.);

- GLRLM — создают путём размещения различных интенсивностей серого на одной оси матрицы и отражает частоту встречаемости элементов с одинаковой интенсивностью серого в ряд друг за другом;
- GLZLM — описывает размер однородных зон для каждого уровня серого. В отличие от GLRLM данный биомаркёр рассчитывает количество смежных элементов с одинаковой интенсивностью серого в трёхмерном измерении;
- NGLDM — описывает различия между каждым элементом изображения и его ближайшими «соседями» (8 элементами вокруг пикселя в 2D-изображении или 26 вокселями в 3D-изображении).

ОГРАНИЧЕНИЯ ПРИМЕНЕНИЯ ТЕКСТУРНОГО АНАЛИЗА И РАДИОМИКИ

При использовании методов текстурного анализа и радиомики для оценки изображений МРТ существуют определённые технические сложности и ограничения. К таковым относят разнообразие подходов к радиомическому анализу на каждом из его этапов, что затрудняет сопоставление результатов различных исследований [43].

При получении изображений для обеспечения согласованности результатов, а также их клинической применимости в идеальных условиях необходимо соблюдать единый протокол сканирования, регламентирование которого может уменьшить разброс качества изображений и технических параметров, которые существенно могут повлиять на получаемые метрики. Кроме того, в МРТ используют произвольные единицы измерения интенсивности МР-сигнала [44, 45]. Этот факт подчёркивает необходимость предварительной обработки исследований, которая включает процессы нормализации, стандартизации и дискретизации изображений МРТ [46, 47].

Наиболее важным, сложным и ответственным этапом в радиомике является процесс сегментации. Трудность в оконтуривании очагов при РС обусловлена их разнообразной формой, размерами, интенсивностью МР-сигнала, а также размытостью контуров вследствие отёка во время активной стадии воспалительного процесса [48]. Кроме того, важным является интерпретация и сегментация каждого исследования несколькими специалистами, а также проведение референс-теста, что значительно повышает диагностическую точность получаемых метрик [44, 49].

На этапе получения текстурных показателей различные программы для радиомического анализа, как правило, генерируют большое и неодинаковое количество признаков, что снижает их воспроизводимость и ограничивает возможности обобщённого применения. Для решения этой проблемы создано независимое международное сотрудничество — Image Biomarker Standardisation Initiative (IBSI), целью которого является стандартизация расчёта радиомических характеристик с использованием эталонных фантомов и контрольных значений, а также оценка программных платформ, применяемых для радиомического анализа [50].

Для оценки эффективности всего рабочего процесса радиомики разработали и внедрили специальный показатель качества — RQS (Radioics Quality Score). Он представляет суммарный процентный балл, начисляемый за правильное выполнение каждого из этапов исследования [46, 51].

В процессе статистического анализа применяют различные методы создания диагностических моделей, что создаёт трудности в согласовании и сравнении результатов исследований. В классических работах данные представлены в виде таблиц, которые затем анализируют с помощью традиционных статистических моделей. Также в радиомике активно применяют модели машинного обучения и нейронные сети, которые предлагают множество методов для анализа и оценки как количественных, так и качественных данных, и их взаимосвязей. Кроме того, в некоторых работах используют модели глубокого обучения, которые представляют комплексный подход, объединяющий весь процесс обработки изображений в единую модель, прогнозируя результаты непосредственно на основе необработанных изображений без вмешательства человека [46, 52].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Нейровизуализация является наиболее перспективным направлением применения методов текстурного анализа и радиомики. Несмотря на существующие трудности и неоднозначные результаты, эти подходы представляют многообещающий инструмент для дополнительной оценки многоочаговых изменений головного мозга при демиелинизирующих заболеваниях.

Создание оптимального алгоритма вычисления текстурных показателей, определение наиболее значимых из них, а также стандартизация и валидация получаемых биомаркёров способны обеспечить внедрение этих методов в клиническую практику и повысить точность диагностики демиелинизирующих изменений, в частности при РС.

ДОПОЛНИТЕЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИЯ

Вклад авторов. Г.И. Хвасточенко — сбор и анализ литературных данных, написание и редактирование текста рукописи, создание графических материалов; В.В. Брюхов, М.В. Кротенкова — сбор и анализ литературных данных, подготовка и написание текста рукописи. Все авторы одобрили рукопись (версию для публикации), а также согласились нести ответственность за все аспекты работы, гарантируя надлежащее рассмотрение и решение вопросов, связанных с точностью и добросовестностью любой её части.

Этическая экспертиза. Неприменимо.

Источники финансирования. Отсутствуют.

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

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

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

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

Рассмотрение и рецензирование. Настоящая работа подана в журнал в инициативном порядке и рассмотрена по обычной процедуре. В рецензировании участвовали один внешний рецензент и два члена редакционной коллегии журнала.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ | REFERENCES

1. Bryukhov VV, Kulikova SN, Korotenkova MV. State-of-the-art neuroimaging techniques in pathogenesis of multiple sclerosis. *Annals of Clinical and Experimental Neurology*. 2013;7(3):47–54. EDN: [RCNGNX](#)
2. Zakharova MN, Askarova LSh, Bakulin IS, et al. Modern principles of multiple sclerosis therapy. In: *Diseases of the Nervous System: Mechanisms of Development, Diagnosis and Treatment*. Moscow: Buki-Vedi; 2017. P. 563–583. (In Russ.) EDN: [DWXVSD](#)
3. Walton C, King R, Rechtman L, et al. Rising prevalence of multiple sclerosis worldwide: Insights from the Atlas of MS, third edition. *Multiple Sclerosis Journal*. 2020;26(14):1816–1821. doi: [10.1177/1352458520970841](#) EDN: [KZKBAV](#)
4. Boynova IV, Samarina DV, Katorova AV, Tokareva NG. Clinical and epidemiological features of multiple sclerosis in the Russian Federation. *Modern Problems of Science and Education*. 2022;(5):139. doi: [10.17513/spno.32006](#) EDN: [RXKCDE](#)
5. Eliseeva DD, Zakharova MN. Mechanisms of neurodegeneration in multiple sclerosis. *S.S. Korsakov Journal of Neurology and Psychiatry*. 2022;122(7-2):5–13. doi: [10.17116/jnevro20221220725](#) EDN: [IEDSCQ](#)
6. Ye H, Shaghaghi M, Chen Q, et al. *In vivo* proton exchange rate (k_{ex}) MRI for the characterization of multiple sclerosis lesions in patients. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*. 2020;53(2):408–415. doi: [10.1002/jmri.27363](#) EDN: [DJQYRX](#)
7. Dendrou CA, Fugger L, Friese MA. Immunopathology of multiple sclerosis. *Nature Reviews Immunology*. 2015;15(9):545–558. doi: [10.1038/nri3871](#)
8. Giovannoni G, Butzkueven H, Dhib-Jalbut S, et al. Brain health: time matters in multiple sclerosis. *Multiple Sclerosis and Related Disorders*. 2016;9:S5–S48. doi: [10.1016/j.msard.2016.07.003](#) EDN: [YWFZHV](#)
9. Thompson AJ, Banwell BL, Barkhof F, et al. Diagnosis of multiple sclerosis: 2017 revisions of the McDonald criteria. *The Lancet Neurology*. 2018;17(2):162–173. doi: [10.1016/S1474-4422\(17\)30470-2](#) EDN: [VCVLDN](#)

10. Barkhof F. The clinico-radiological paradox in multiple sclerosis revisited. *Current Opinion in Neurology*. 2002;15(3):239–245. doi: [10.1097/00019052-200206000-00003](https://doi.org/10.1097/00019052-200206000-00003)
11. Filippi M. Magnetic resonance techniques in multiple sclerosis. *Archives of Neurology*. 2011;68(12):1514. doi: [10.1001/archneurol.2011.914](https://doi.org/10.1001/archneurol.2011.914)
12. Tavazzi E, Zivadinov R, Dwyer MG, et al. MRI biomarkers of disease progression and conversion to secondary-progressive multiple sclerosis. *Expert Review of Neurotherapeutics*. 2020;20(8):821–834. doi: [10.1080/14737175.2020.1757435](https://doi.org/10.1080/14737175.2020.1757435) EDN: [NQVWRM](#)
13. Danchenko IY, Kulesh AA, Drobakha VE, et al. CADASIL syndrome: differential diagnosis with multiple sclerosis. *S.S. Korsakov Journal of Neurology and Psychiatry*. 2019;119(10):128–136. doi: [10.17116/jnevro201911910128](https://doi.org/10.17116/jnevro201911910128) EDN: [XRLSFO](#)
14. Krotenkova IA, Bryukhov VV, Kononov RN, et al. Magnetic resonance imaging in the differential diagnosis of multiple sclerosis and other demyelinating diseases. *Journal of Radiology and Nuclear Medicine*. 2019;100(4):229–236. doi: [10.20862/0042-4676-2019-100-4-229-236](https://doi.org/10.20862/0042-4676-2019-100-4-229-236) EDN: [SKMDAN](#)
15. Savintseva ZI, Ilves AG, Lebedev VM, et al. Difficulties in the differential diagnosis of multiple sclerosis and Susak syndrome. *Diagnostic Radiology and Radiotherapy*. 2021;12(1):24–29. doi: [10.22328/2079-5343-2020-12-1-24-29](https://doi.org/10.22328/2079-5343-2020-12-1-24-29) EDN: [AXHHKG](#)
16. Litvin AA, Burkin DA, Kropinov AA, Paramzin FN. Radiomics and digital image texture analysis in oncology (review). *Modern Technologies in Medicine*. 2021;13(2):97–106. doi: [10.17691/stm2021.13.2.11](https://doi.org/10.17691/stm2021.13.2.11) EDN: [AITKVR](#)
17. Kimpe T, Tuytschaever T. Increasing the number of gray shades in medical display systems—how much is enough? *Journal of Digital Imaging*. 2006;20(4):422–432. doi: [10.1007/s10278-006-1052-3](https://doi.org/10.1007/s10278-006-1052-3) EDN: [GSXTLG](#)
18. Alic L, Niessen WJ, Veenland JF. Quantification of heterogeneity as a biomarker in tumor imaging: a systematic review. *PLoS ONE*. 2014;9(10):e110300. doi: [10.1371/journal.pone.0110300](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0110300)
19. Nioche C, Orlhac F, Boughdad S, et al. LIFEx: A freeware for radiomic feature calculation in multimodality imaging to accelerate advances in the characterization of tumor heterogeneity. *Cancer Research*. 2018;78(16):4786–4789. doi: [10.1158/0008-5472.CAN-18-0125](https://doi.org/10.1158/0008-5472.CAN-18-0125)
20. Choi JY. Radiomics and deep learning in clinical imaging: what should we do? *Nuclear Medicine and Molecular Imaging*. 2018;52(2):89–90. doi: [10.1007/s13139-018-0514-0](https://doi.org/10.1007/s13139-018-0514-0) EDN: [HHOKSZ](#)
21. Gillies RJ, Kinahan PE, Hricak H. Radiomics: images are more than pictures, they are data. *Radiology*. 2016;278(2):563–577. doi: [10.1148/radiol.2015151169](https://doi.org/10.1148/radiol.2015151169)
22. Lambin P, Rios-Velazquez E, Leijenaar R, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis. *European Journal of Cancer*. 2012;48(4):441–446. doi: [10.1016/j.ejca.2011.11.036](https://doi.org/10.1016/j.ejca.2011.11.036)
23. Zhang M, Wang Y, Lv M, et al. Trends and hotspots in global radiomics research: a bibliometric analysis. *Technology in Cancer Research & Treatment*. 2024;23. doi: [10.1177/15330338241235769](https://doi.org/10.1177/15330338241235769) EDN: [ZCAHJC](#)
24. Liu Y, Dong D, Zhang L, et al. Radiomics in multiple sclerosis and neuromyelitis optica spectrum disorder. *European Radiology*. 2019;29(9):4670–4677. doi: [10.1007/s00330-019-06026-w](https://doi.org/10.1007/s00330-019-06026-w) EDN: [HUUABH](#)
25. Kocak B, Baessler B, Cuocolo R, et al. Trends and statistics of artificial intelligence and radiomics research in Radiology, Nuclear Medicine, and Medical Imaging: bibliometric analysis. *European Radiology*. 2023;33(11):7542–7555. doi: [10.1007/s00330-023-09772-0](https://doi.org/10.1007/s00330-023-09772-0) EDN: [DHATXP](#)
26. Scapicchio C, Gabelloni M, Barucci A, et al. A deep look into radiomics. *La Radiologia Medica*. 2021;126(10):1296–1311. doi: [10.1007/s11547-021-01389-x](https://doi.org/10.1007/s11547-021-01389-x) EDN: [CFTFXK](#)
27. Morozov SP, Chernyaeva GN, Bazhin AV, et al. Validation of diagnostic accuracy of an artificial intelligence algorithm for detecting multiple sclerosis in a city polyclinic setting. *Diagnostic Radiology and Radiotherapy*. 2020;11(2):58–65. doi: [10.22328/2079-5343-2020-11-2-58-65](https://doi.org/10.22328/2079-5343-2020-11-2-58-65) EDN: [BZSYPH](#)
28. Luo X, Li H, Xia W, et al. Joint radiomics and spatial distribution model for MRI-based discrimination of multiple sclerosis, neuromyelitis optica spectrum disorder, and myelin-oligodendrocyte-glycoprotein-IgG-associated disorder. *European Radiology*. 2023;34(7):4364–4375. doi: [10.1007/s00330-023-10529-y](https://doi.org/10.1007/s00330-023-10529-y)
29. Nioche C, Orlhac C, Buvat I. Texture—user guide: Local Image Features Extraction. 2019. Available from: <https://www.lifexsoft.org/images/UserGuide/TextureUserGuide.pdf>

30. Weber CE, Wittayer M, Kraemer M, et al. Quantitative MRI texture analysis in chronic active multiple sclerosis lesions. *Magnetic Resonance Imaging*. 2021;79:97–102. doi: [10.1016/j.mri.2021.03.016](https://doi.org/10.1016/j.mri.2021.03.016) EDN: [TIKTJC](#)
31. Shi Z, Ma Y, Ding S, et al. Radiomics derived from T2-FLAIR: the value of 2- and 3-classification tasks for different lesions in multiple sclerosis. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*. 2024;14(2):2049–2059. doi: [10.21037/qims-23-1287](https://doi.org/10.21037/qims-23-1287) EDN: [LHDZJZ](#)
32. Faustino R, Lopes C, Jantarada A, et al. Neuroimaging characterization of multiple sclerosis lesions in pediatric patients: an exploratory radiomics approach. *Frontiers in Neuroscience*. 2024;18:1294574. doi: [10.3389/fnins.2024.1294574](https://doi.org/10.3389/fnins.2024.1294574) EDN: [RNNXQT](#)
33. Khajetash B, Talebi A, Bagherpour Z, et al. Introducing radiomics model to predict active plaque in multiple sclerosis patients using magnetic resonance images. *Biomedical Physics & Engineering Express*. 2023;9(5):055004. doi: [10.1088/2057-1976/ace261](https://doi.org/10.1088/2057-1976/ace261) EDN: [HDXOFH](#)
34. Tavakoli H, Pirzad Jahromi G, Sedaghat A. Investigating the ability of radiomics features for diagnosis of the active plaque of multiple sclerosis patients. *J Biomed Phys Eng*. 2023;13(5):421–432. doi: [10.31661/jbpe.v0i0.2302-1597](https://doi.org/10.31661/jbpe.v0i0.2302-1597)
35. Peng Y, Zheng Y, Tan Z, et al. Prediction of unenhanced lesion evolution in multiple sclerosis using radiomics-based models: a machine learning approach. *Multiple Sclerosis and Related Disorders*. 2021;53:102989. doi: [10.1016/j.msard.2021.102989](https://doi.org/10.1016/j.msard.2021.102989) EDN: [IISAZL](#)
36. Shekari F, Vard A, Adibi I, Danesh-Mobarhan S. Investigating the feasibility of differentiating MS active lesions from inactive ones using texture analysis and machine learning methods in DWI images. *Multiple Sclerosis and Related Disorders*. 2024;82:105363. doi: [10.1016/j.msard.2023.105363](https://doi.org/10.1016/j.msard.2023.105363) EDN: [KIMYMB](#)
37. Caruana G, Pessini LM, Cannella R, et al. Texture analysis in susceptibility-weighted imaging may be useful to differentiate acute from chronic multiple sclerosis lesions. *European Radiology*. 2020;30(11):6348–6356. doi: [10.1007/s00330-020-06995-3](https://doi.org/10.1007/s00330-020-06995-3) EDN: [OKAYUH](#)
38. Michoux N, Guillet A, Rommel D, et al. Texture analysis of T2-weighted MR images to assess acute inflammation in brain MS lesions. *PLOS ONE*. 2015;10(12):e0145497. doi: [10.1371/journal.pone.0145497](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0145497)
39. Li T, Chen X, Jing Y, et al. Diagnostic value of multiparameter MRI-based radiomics in pediatric myelin oligodendrocyte glycoprotein antibody-associated disorders. *American Journal of Neuroradiology*. 2023;44(12):1425–1431. doi: [10.3174/ajnr.a8045](https://doi.org/10.3174/ajnr.a8045) EDN: [IKDICQ](#)
40. He T, Zhao W, Mao Y, et al. MS or not MS: T2-weighted imaging (T2WI)-based radiomic findings distinguish MS from its mimics. *Multiple Sclerosis and Related Disorders*. 2022;61:103756. doi: [10.1016/j.msard.2022.103756](https://doi.org/10.1016/j.msard.2022.103756) EDN: [WYOVXD](#)
41. Yan Z, Liu H, Chen X, et al. Quantitative susceptibility mapping-derived radiomic features in discriminating multiple sclerosis from neuromyelitis optica spectrum disorder. *Frontiers in Neuroscience*. 2021;15:765634. doi: [10.3389/fnins.2021.765634](https://doi.org/10.3389/fnins.2021.765634) EDN: [FKRFCS](#)
42. Luo X, Piao S, Li H, et al. Multi-lesion radiomics model for discrimination of relapsing-remitting multiple sclerosis and neuropsychiatric systemic lupus erythematosus. *European Radiology*. 2022;32(8):5700–5710. doi: [10.1007/s00330-022-08653-2](https://doi.org/10.1007/s00330-022-08653-2) EDN: [XSWOTT](#)
43. Lei M, Varghese B, Hwang D, et al. Benchmarking various radiomic toolkit features while applying the image biomarker standardization initiative toward clinical translation of radiomic analysis. *Journal of Digital Imaging*. 2021;34(5):1156–1170. doi: [10.1007/s10278-021-00506-6](https://doi.org/10.1007/s10278-021-00506-6) EDN: [DLKPOY](#)
44. Kocak B, Akinci D, Antonoli T, Mercaldo N, et al. METHodological RadiomICs Score (METRICS): a quality scoring tool for radiomics research endorsed by EuSoMII. *Insights into Imaging*. 2024;15(1):8. doi: [10.1186/s13244-023-01572-w](https://doi.org/10.1186/s13244-023-01572-w) EDN: [CINMDC](#)
45. Traboulsee A, Simon JH, Stone L, et al. Revised recommendations of the consortium of MS centers task force for a standardized MRI protocol and clinical guidelines for the diagnosis and follow-up of multiple sclerosis. *American Journal of Neuroradiology*. 2015;37(3):394–401. doi: [10.3174/ajnr.A4539](https://doi.org/10.3174/ajnr.A4539)
46. Cè M, Chiriac MD, Cozzi A, et al. Decoding radiomics: a step-by-step guide to machine learning workflow in hand-crafted and deep learning radiomics studies. *Diagnostics*. 2024;14(22):2473. doi: [10.3390/diagnostics14222473](https://doi.org/10.3390/diagnostics14222473) EDN: [ZZVPJL](#)
47. Wichtmann BD, Harder FN, Weiss K, et al. Influence of image processing on radiomic features from magnetic resonance imaging. *Investigative Radiology*. 2022;58(3):199–208. doi: [10.1097/rli.0000000000000921](https://doi.org/10.1097/rli.0000000000000921) EDN: [QBHJLD](#)

48. Krotenkova MV, Sergeeva AN, Morozova SN, et al. *Neuroimaging. Brain*. Moscow: Human Health; 2022. (In Russ.) Available from: https://rusneb.ru/catalog/000199_000009_011565152

49. Chernyaeva GN, Morozov SP, Vladimirov AV. The quality of artificial intelligence algorithms for identifying manifestations of multiple sclerosis on magnetic resonance imaging (systematic review). *Annals of Clinical and Experimental Neurology*. 2021;15(4):54–65. doi: [10.54101/ACEN.2021.4.6](https://doi.org/10.54101/ACEN.2021.4.6) EDN: [ZUQHJJ](https://doi.org/10.17816/DD656073)

50. Zwanenburg A, Vallières M, Abdalah MA, et al. The image biomarker standardization initiative: standardized quantitative radiomics for high-throughput image-based phenotyping. *Radiology*. 2020;295(2):328–338. doi: [10.1148/radiol.2020191145](https://doi.org/10.1148/radiol.2020191145) EDN: [HZVKJN](https://doi.org/10.17816/DD656073)

51. Lambin P, Leijenaar RTH, Deist TM, et al. Radiomics: the bridge between medical imaging and personalized medicine. *Nature Reviews Clinical Oncology*. 2017;14(12):749–762. doi: [10.1038/nrclinonc.2017.141](https://doi.org/10.1038/nrclinonc.2017.141)

52. Orzan F, Iancu D, Dioşan L, Bálint Z. Textural analysis and artificial intelligence as decision support tools in the diagnosis of multiple sclerosis – a systematic review. *Frontiers in Neuroscience*. 2025;18:1457420. doi: [10.3389/fnins.2024.1457420](https://doi.org/10.3389/fnins.2024.1457420)

53. Kelly BS, Mathur P, McGuinness G, et al. A radiomic “warning sign” of progression on brain MRI in individuals with MS. *American Journal of Neuroradiology*. 2024;45(2):236–243. doi: [10.3174/ajnr.a8104](https://doi.org/10.3174/ajnr.a8104) EDN: [HVADZW](https://doi.org/10.17816/DD656073)

54. Fiscone C, Rundo L, Lugaresi A, et al. Assessing robustness of quantitative susceptibility-based MRI radiomic features in patients with multiple sclerosis. *Scientific Reports*. 2023;13(1):16239. doi: [10.1038/s41598-023-42914-4](https://doi.org/10.1038/s41598-023-42914-4) EDN: [GYFOEM](https://doi.org/10.17816/DD656073)

55. Rostami A, Robatjazi M, Dareyni A, et al. Enhancing classification of active and non-active lesions in multiple sclerosis: machine learning models and feature selection techniques. *BMC Medical Imaging*. 2024;24(1):345. doi: [10.1186/s12880-024-01528-6](https://doi.org/10.1186/s12880-024-01528-6) EDN: [UGXSIX](https://doi.org/10.17816/DD656073)

ОБ АВТОРАХ/ AUTHORS' INFO

Автор, ответственный за переписку:	
* Хвасточенко Глеб Игоревич ; адрес: Россия, 125637, Москва, Волоколамское ш., д. 80; ORCID: 0009-0003-4628-3069; eLibrary SPIN: 8988-6959; e-mail: hvastochenko.g.i@neurology.ru	* Gleb I. Khvastochenko , MD; address: 80 Volokolamskoe hwy, Moscow, Russia, 125637; ORCID: 0009-0003-4628-3069; eLibrary SPIN: 8988-6959; e-mail: hvastochenko.g.i@neurology.ru
Соавторы:	
Брюхов Василий Валерьевич , канд. мед. наук; ORCID: 0000-0002-1645-6526; eLibrary SPIN: 6299-3604; e-mail: abdomen@rambler.ru	Vasiliy V. Bryukhov , MD, Cand. Sci. (Medicine); ORCID: 0000-0002-1645-6526; eLibrary SPIN: 6299-3604; e-mail: abdomen@rambler.ru
Кротенкова Марина Викторовна , д-р мед. наук; ORCID: 0000-0003-3820-4554; eLibrary SPIN: 9663-8828; e-mail: krotenkova_mrt@mail.ru	Marina V. Krotenkova , MD, Dr. Sci. (Medicine); ORCID: 0000-0003-3820-4554; eLibrary SPIN: 9663-8828; e-mail: krotenkova_mrt@mail.ru

ТАБЛИЦЫ

Таблица 1. Публикации, посвящённые применению радиомики и текстурного анализа в диагностике демиелинизирующих заболеваний

Авторы	Год	Дифференциальная диагностика	Количество пациентов, <i>n</i>	Последовательность МРТ	Программное обеспечение	Сегментация
Y. Liu и соавт. [24]	2019	Рассеянный склероз и заболевания спектра оптиконейромиелита (спинной мозг)	189	T2-ВИ	MATLAB	Ручная
G. Caruana и соавт. [37]	2020	Рассеянный склероз: острые активные и хронические очаги	58	SWI, T2-ВИ	LIFEx	Ручная
Y. Peng и соавт. [35]	2021	Рассеянный склероз: хронические активные и неактивные очаги	36	T2-FLAIR	PyRadiomics (3D Slicer)	Ручная
C.E. Weber и соавт. [30]	2021	Рассеянный склероз: хронические активные и неактивные очаги	60	T1-MPRAGE	MaZda	Автоматическая
Z. Yan и соавт. [41]	2021	Рассеянный склероз и заболевания спектра оптиконейромиелита	83	QSM	PyRadiomics (Python)	Ручная
T. He и соавт. [40]	2022	Рассеянный склероз и микроангиопатия	952	T2-ВИ	IBEX	Ручная
X. Luo и соавт. [42]	2022	Рассеянный склероз и системная красная волчанка	112	T2-FLAIR	MATLAB	Ручная
C. Fiscione и соавт. [54]	2023	Белое вещество при рассеянном склерозе и у здоровых людей	151	QSM	PyRadiomics (Python)	Автоматическая
B. Khajetash и соавт. [33]	2023	Рассеянный склероз: хронические активные и неактивные очаги	36	T2-FLAIR	PyRadiomics	Ручная
T. Li и соавт. [39]	2023	Заболевания спектра оптиконейромиелита и анти-MOG-ассоциированные заболевания	121	T2-ВИ, T2-FLAIR, T1-ВИ	PyRadiomics (Python)	Ручная
H. Tavakoli и соавт. [34]	2023	Рассеянный склероз: острые активные и хронические очаги	82	T2-FLAIR	PyRadiomics (3D Slicer)	Ручная
R. Faustino и соавт. [32]	2024	Очаг рассеянного склероза, перифокальная зона и внешне неизменённое вещество (дети)	11	T2-FLAIR	PyRadiomics (3D Slicer)	Полуавтоматическая
B.S. Kelly и соавт. [53]	2024	Рассеянный склероз: хронические активные и неактивные очаги	167	T2-FLAIR	Pyradiomics (3D Slicer)	Ручная
X. Luo и соавт. [28]	2024	Рассеянный склероз, заболевания спектра оптиконейромиелита и анти-MOG-ассоциированные заболевания	195	T2-FLAIR	MATLAB	Ручная
A. Rostami и соавт. [55]	2024	Рассеянный склероз: острые активные и хронические очаги	134	T2-ВИ	PyRadiomics (3D Slicer)	Ручная
F. Shekari и соавт. [36]	2024	Рассеянный склероз: острые активные и хронические очаги	34	ДВИ	Python	Ручная
Z. Shi и соавт. [31]	2024	Рассеянный склероз: острые активные очаги, хронические активные и неактивные очаги	45	T2-FLAIR	PyRadiomics (Python)	Ручная

Примечание. МРТ — магнитно-резонансная томография; T2-ВИ — T2-взвешенное изображение; SWI (Susceptibility Weighted Imaging) — взвешенная по восприимчивости визуализация; T2-FLAIR (T2-Weighted Fluid-Attenuated Inversion Recovery) — T2-взвешенное изображение с подавлением сигнала от жидкости с помощью инверсии; T1-MPRAGE (T1-Magnetization Prepared Rapid Acquisition Gradient Echo) — трёхмерная импульсная последовательность с подготовкой намагниченности и быстрым градиентным эхом; (Quantitative Susceptibility Mapping, QSM) — количественное картирование восприимчивости; T1-ВИ — T1-взвешенное изображение; ДВИ — диффузионно-взвешенное изображение; анти-MOG-ассоциированные заболевания — заболевания, ассоциированные с антителами к миелин-олигодендроцитарному гликопротеину.

РИСУНКИ

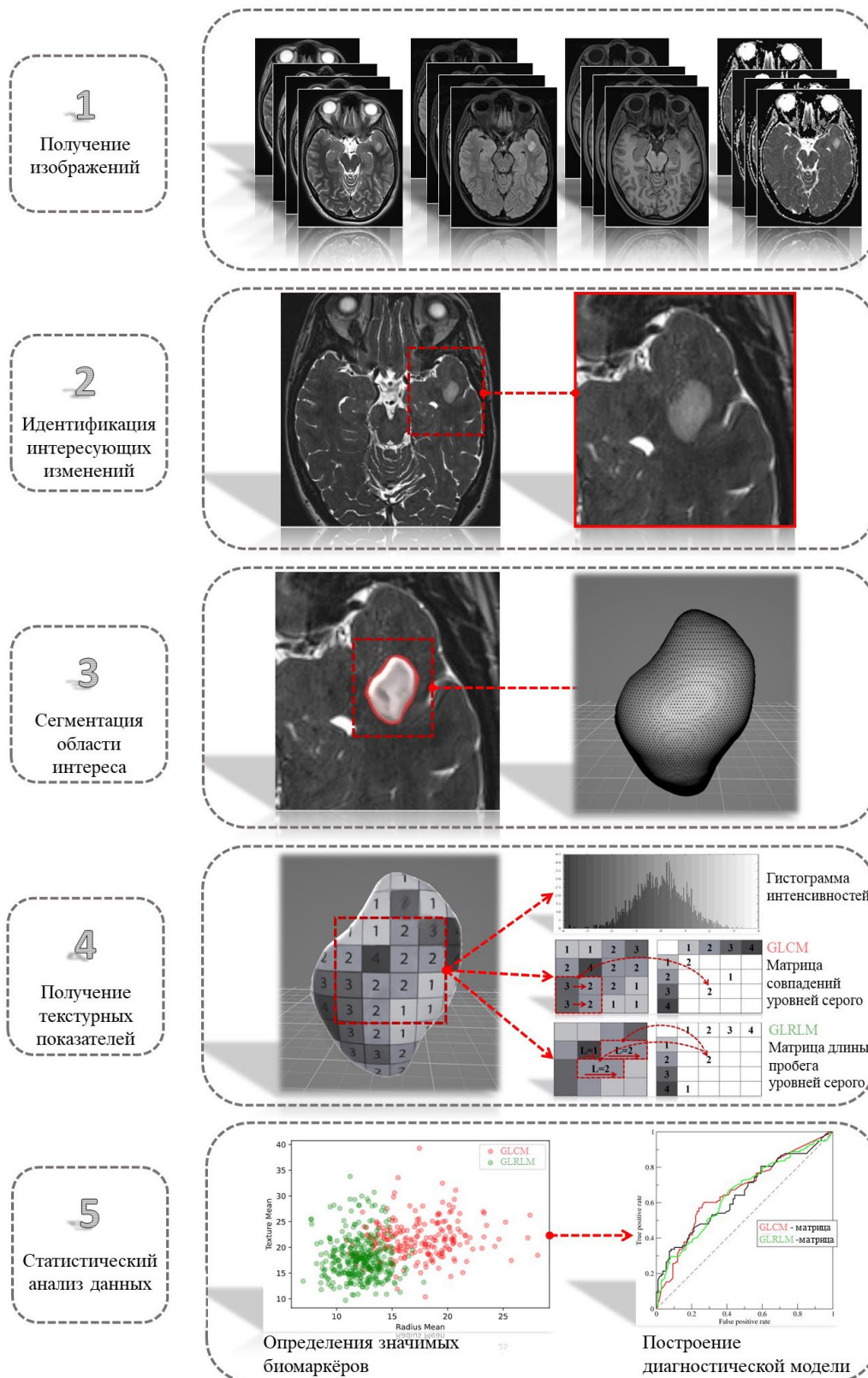


Рис. 1. Этапы проведения текстурного и радиомического анализа (схематическое изображение, предложенное авторами).