

Диагностическая точность технологий искусственного интеллекта при анализе результатов магнитно-резонансной томографии для выявления и оценки очагов демиелинизации: ретроспективное диагностическое исследование на эталонных наборах данных

Н. Д. Адамия, А. В. Владзимирский

ГБУЗ города Москвы «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения города Москвы» (ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ»), Москва, Россия

РЕЗЮМЕ

Цель исследования: оценить диагностическую точность технологий искусственного интеллекта (ИИ) для автоматизированного выявления магнитно-резонансных (МР) признаков рассеянного склероза (РС) и дифференциации от других патологий на эталонных наборах данных.

Материалы и методы. Проведено ретроспективное диагностическое исследование в соответствии с методологией STARD 2015. В исследовании использованы два ИИ-сервиса, интегрированных в Единый радиологический информационный сервис г. Москвы. Эталонный набор данных ($n=100$) включал результаты МРТ головного мозга с контрастированием и без. Оценивались показатели диагностической точности: площадь под ROC-кривой (AUROC), чувствительность, специфичность и точность.

Результаты. ИИ-сервис 1 показал точность 0,86 (95% ДИ 0,79–0,93), чувствительность 0,73 (95% ДИ 0,6–0,85) и специфичность 0,98 (95% ДИ 0,94–1,0). ИИ-сервис 2 продемонстрировал более высокие результаты: точность 0,99 (95% ДИ 0,97–1,0), чувствительность 1,0 (95% ДИ 1,0–1,0) и специфичность 0,98 (95% ДИ 0,94–1,0).

Выводы. Технологии ИИ демонстрируют высокий потенциал для автоматизации анализа МРТ при диагностике РС. Однако наблюдаются значительные различия в точности и воспроизводимости результатов между ИИ-сервисами, что подчеркивает необходимость дальнейших исследований в реальных клинических условиях.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: искусственный интеллект, магнитно-резонансная томография, рассеянный склероз.

КОНФЛИКТ ИНТЕРЕСОВ. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Diagnostic accuracy of artificial intelligence technologies in the analysis of magnetic resonance imaging results for the detection and assessment of demyelinating lesions: a retrospective diagnostic study on benchmark datasets

N. D. Adamiia, A. V. Vladzimirskyy,

Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Health Care Department, Moscow, Russia

SUMMARY

Objective. To evaluate the diagnostic accuracy of artificial intelligence (AI) technologies for automated detection of magnetic resonance imaging (MRI) signs of multiple sclerosis (MS) and differentiation from other pathologies using benchmark datasets.

Materials and methods. A retrospective diagnostic study was conducted in accordance with the STARD 2015 methodology. Two AI services integrated into the Unified Radiological Information Service of the Moscow EMIAS were tested. The benchmark dataset ($n=100$) included results of brain MRI with and without contrast. Diagnostic accuracy metrics were assessed: area under the ROC curve (AUROC), sensitivity, specificity, and accuracy.

Results. AI service 1 demonstrated an accuracy of 0.86 (95% CI 0.79–0.93), sensitivity of 0.73 (95% CI 0.6–0.85), and specificity of 0.98 (95% CI 0.94–1.0). AI service 2 showed superior results: accuracy of 0.99 (95% CI 0.97–1.0), sensitivity of 1.0 (95% CI 1.0–1.0), and specificity of 0.98 (95% CI 0.94–1.0).

Conclusions. AI technologies show high potential for automating MRI analysis in MS diagnosis. However, significant differences in accuracy and reproducibility between AI services highlight the need for further research in real-world clinical settings.

KEYWORDS: artificial intelligence, magnetic resonance imaging, multiple sclerosis.

CONFLICT OF INTEREST. The authors declare no conflict of interest. The study had no sponsorship.

Вступление

Современные достижения в области искусственного интеллекта (ИИ) и компьютерного зрения открывают новые горизонты для диагностики и анализа медицинских изображений, что особенно актуально в контексте таких сложных и многофакторных заболеваний, как рассеянный склероз (РС).

Это хроническое аутоиммунное заболевание центральной нервной системы, которое требует точной и своевременной диагностики для эффективного управления состоянием пациентов. РС – вторая по значимости причина стойкой утраты трудоспособности лицами молодого возраста (18–44 лет), уступающая лишь травматическим повреждениям [1].

В настоящий момент выявлено около 2,8 млн случаев больных РС по всему миру. В России распространенность этого заболевания составляет 25–70 случаев на 100 000 населения, в г. Москве – 53 случая на 100 000 населения [2].

Магнитно-резонансная томография (МРТ) играет ключевую роль в диагностике и мониторинге РС, однако интерпретация результатов этого вида исследований остается сложной задачей, требующей высокой квалификации врачей-рентгенологов и значительных временных затрат. Роль МРТ в диагностике и динамическом наблюдении РС [3–6]:

1. **Выявление очагов демиелинизации.** МРТ позволяет визуализировать очаги демиелинизации в белом веществе головного и спинного мозга. Эти очаги проявляются в виде гиперинтенсивных областей на T2-взвешенных изображениях и FLAIR-последовательностях.
2. **Оценка активности заболевания.** С помощью МРТ можно определить активность заболевания, выявляя новые или увеличивающиеся очаги, а также очаги с накоплением контрастного вещества, что свидетельствует о нарушении гематоэнцефалического барьера и активном воспалительном процессе.
3. **Мониторинг прогрессирования заболевания.** Регулярное проведение МРТ позволяет отслеживать динамику заболевания, оценивать эффективность лечения.
4. **Соответствие диагностическим критериям.** МРТ является ключевым компонентом современных диагностических критериев РС, таких как критерии МакДональда (2017), которые основаны на выявлении диссеминации поражений в пространстве и времени [7].

Мониторинг течения РС с помощью методов визуализации особенно сложен. Он включает в себя ежегодные регулярные МР-исследования центральной нервной системы и состоит из утомительного, трудоемкого и подверженного ошибкам ручного сравнения и подсчета множественных очагов демиелинизации. Основное внимание уделяется выявлению на последовательностях T2/FLAIR новых поражений РС, возникающих в период между двумя последовательными исследованиями. Известно, что существует прямая связь между появлением новых поражений и увеличением степени утраты трудоспособности [8]. С учетом временных ограничений на описание одного исследования и того, что очагов поражения может быть очень много, рентгенологи зачастую вынуждены проводить лишь приблизительную оценку изменений; из-за этого увеличиваются риски недооценки динамики заболевания в течение длительного периода [9]. В научных публикациях отмечено, что ручная сегментация очагов при рассеянном склерозе для научных исследований или клинических задач остается крайне трудоемкой, утомительной и подверженной ошибкам процедурой. В условиях клинической практики, особенно при работе с большими объемами данных и временными ограничениями, такая задача может оказаться практически невыполнимой [10]. Таким образом, автоматизация

процесса выявления новых очагов поражения стала бы значительным шагом вперед в оценке прогрессирования заболевания и эффективности лечения пациента.

В последние годы большой интерес привлекают инструменты на основе искусственного интеллекта (ИИ) для автоматической сегментации и количественной оценки очагового поражения головного мозга. Помимо обнаружения и количественной оценки поражений РС, некоторые алгоритмы также позволяют проводить оценку изменений в динамике. Эта функция включает в себя обнаружение новых, а также оценку увеличения ранее выявленных поражений. Работа ИИ направлена на обнаружение различий в последовательных изображениях МРТ, в основном в 2D- или 3D-FLAIR-изображениях. Научные исследования демонстрируют, что подобное программное обеспечение способно соперничать с ручной сегментацией в повседневной практике врачей-рентгенологов. Однако на сегодняшний день количество доказательств, подтверждающих клиническую эффективность инструментов на основе искусственного интеллекта, остается ограниченным. В частности, практически отсутствуют данные о тестировании таких решений конечными пользователями в реальных клинических условиях [11].

Внедрение ИИ-сервисов для автоматизированного анализа МР-изображений может существенно повысить точность диагностики, сократить время обработки данных и снизить нагрузку на медицинский персонал. Однако, несмотря на растущий интерес к использованию ИИ в медицине, вопросы диагностической точности, надежности и клинической применимости таких технологий остаются недостаточно изученными.

Программные решения, основанные на искусственном интеллекте, способны обеспечивать результаты, качество которых напрямую зависит от входных данных. В связи с этим производители подчеркивают необходимость использования изображений, полученных на одном и том же аппарате МРТ с идентичными параметрами последовательностей [12]. На этом фоне Московский Эксперимент по использованию инновационных технологий в области компьютерного зрения для анализа медицинских изображений и дальнейшего применения этих технологий в системе здравоохранения (mosmed.ai) открывает принципиально новые возможности, так как в его рамках проводится комплексная оценка безопасности, применимости и качества технологий ИИ при их применении в практическом здравоохранении, в условиях клинического научного исследования.

Цель исследования: оценить диагностическую точность автоматизированного выявления МР-признаков рассеянного склероза и дифференциации от других патологий при помощи искусственного интеллекта на результатах МРТ головного мозга и МРТ головного мозга с контрастированием.

Материалы и методы

Дизайн: ретроспективное диагностическое исследование, выполненное согласно методологии «STARD 2015».

Индекс-тест (исследуемый метод) – программный продукт на основе технологий искусственного интеллекта (ИИ-сервис), интегрированный в Единый радиологический

информационный сервис Единой медицинской информационно-аналитической системы г. Москвы (ЕРИС ЕМИАС) в соответствии с процедурами Московского Эксперимента.

В исследование включены ИИ-сервисы «NtechMed MRI Brain» (ИИ-1) и «IMV-ms» (ИИ-2).

Референс-тест: эталонный набор данных, подготовленный по оригинальной методологии (n=100) [13]. Данные деперсонализированы в соответствии с законодательством Российской Федерации.

Критерии включения в набор данных

1. Женщины и мужчины старше 18 лет.
2. Наличие результатов МРТ головного мозга и МРТ головного мозга с контрастированием, выполненных при оказании плановой медицинской помощи в амбулаторных условиях или в условиях стационара.
3. Протокол исследования при МРТ головного мозга: аксиальная T2 tse, аксиальная FLAIR, сагиттальная T1 tse, аксиальная ДВИ/ИКД, аксиальная T2*, коронарная T2 tse fs (толщина среза ≤ 4 мм). Протокол исследования при МРТ головного мозга с контрастированием: аксиальная T2 tse, аксиальная FLAIR (с копированием геометрии с T2 tse), аксиальная DWI (с копированием геометрии с T2 tse), аксиальная T2* (с копированием геометрии с T2 tse), коронарная T2 tse fs (толщина среза ≤ 4 мм), 3D T1 аксиальная, внутривенное введение МР-контрастного средства, 3D T1 аксиальная (с копированием всех параметров 3D T1 аксиальной до введения контраста), аксиальная T1 tse с подавлением жира (fatsat) (опционально), аксиальная FLAIR (опционально).

Критерии исключения/невключения в набор данных

1. Женщины и мужчины в возрасте до 18 лет.
2. Двигательные артефакты, артефакты от инородных объектов на уровне исследования.
3. Технические дефекты: неверная маркировка исследования, отсутствие необходимых импульсных последовательностей.

Использована оригинальная методология тестирования и мониторинга ИИ-сервисов на этапах жизненного цикла [14].

Набор данных направлялся на анализ каждому ИИ-сервису посредством тестового контура ЕРИС ЕМИАС.

Согласно процедурам Московского Эксперимента, разработчик каждого ИИ-сервиса предоставлял данные о его точности, полученные самостоятельно ранее в ходе тестирований.

Результаты автоматизированного анализа сопоставлялись с эталонной разметкой и оценивались как истинно положительные или отрицательные и ложноположительные или отрицательные. Далее вычислялись стандартные показатели диагностической точности: площадь под

характеристической кривой (далее – AUROC, от англ. area under receiver operating characteristic curve), чувствительность, специфичность, точность. Порог активации определялся по индексу Юдена [15]. Интерпретация значений показателей диагностической точности: менее 0,7 – неприемлемое, 0,7–0,8 – приемлемое, 0,81–0,9 – хорошее, более 0,9 – высокое качество [16].

Полученные значения показателей точности сопоставлялись с заявленными разработчиком. Это позволяло оценить воспроизводимость и устойчивость ИИ-сервиса при работе с «новыми» данными, не использованными при его обучении или предыдущих апробациях.

Этическая экспертиза

Исследование основано на результатах эксперимента по использованию инновационных технологий в области компьютерного зрения для анализа медицинских изображений и дальнейшего применения в системе здравоохранения города Москвы, утвержденного этическим комитетом (выписка из протокола № 2 НЭК МРО РОПР от 20 февраля 2020 г.), также зарегистрированного на ClinicalTrials (NCT04489992).

Результаты

Тестирование на эталонных наборах данных – это одна из стандартных процедур Московского Эксперимента, предназначенная для определения возможности доступа нового ИИ-сервиса к работе с потоком данных в условиях практического здравоохранения.

С научной точки зрения эта процедура, именуемая калибровочным тестированием, представляет собой ретроспективное диагностическое исследование.

ИИ-сервисы 1 и 2 осуществили обработку эталонного набора данных, полученные значения показателей точности приведены в *таблице*.

В ходе оценки полученных результатов ИИ-2 показал наилучшие результаты чувствительности и точности, при этом показатели специфичности у обоих сервисов идентичны. У ИИ-1 отмечено отклонение от заявленного значения чувствительности на 24,8 %.

Таблица

Оценка диагностической точности и качества ИИ-сервисов для анализа результатов МРТ головного мозга и МРТ головного мозга с контрастированием с целью выявления МР-признаков рассеянного склероза и дифференциации от других патологий

ИИ-сервис / Показатели точности	ИИ-1	ИИ-2		
Заявленные значения				
Точность	0,94	0,89		
Чувствительность	0,97	0,89		
Специфичность	0,9	0,89		
AUROC	0,92	0,9		
Результаты калибровочных тестирований				
	Полученные значения	95% ДИ	Полученные значения	95% ДИ
Точность	0,86	0,79–0,93	0,99	0,97–1,0
Чувствительность	0,73	0,6–0,85	1,0	1,0–1,0
Специфичность	0,98	0,94–1,0	0,98	0,94–1,0
AUROC	0,86	0,796–0,926	1,0	0,999–1,0

Примеры корректной и некорректной работы ИИ-сервисов представлены на *рис. 1–4*.

Обсуждение

Результаты проведенного ретроспективного диагностического исследования по оценке диагностической точности сервисов ИИ для анализа МРТ-изображений у пациентов с РС подчеркивают значительный потенциал использования таких технологий в клинической практике. Сравнение двух ИИ-сервисов выявило существенные различия в их точности, что требует внимательного анализа и интерпретации. Точность ИИ-1 была заявлена на уровне 0,94, однако фактическое ее значение составило 0,86 (95% ДИ 0,79–0,93). Более существенное расхождение наблюдается для чувствительности: заявленное значение 0,97 снизилось до 0,73 (95% ДИ 0,6–0,85), то есть отклонение составило 24,8%. Это может свидетельствовать

об относительно низкой воспроизводимости результатов работы ИИ-1 на новых данных, в том числе в условиях практического здравоохранения. В то же время специфичность ИИ-1 осталась на высоком уровне (0,98, 95% ДИ 0,94–1,0), что подтверждает его способность корректно идентифицировать отрицательные случаи. ИИ-2, напротив, показал превосходные результаты, превысив заявленные значения по всем ключевым метрикам. Фактическая точность составила 0,99 (95% ДИ 0,97–1,0), чувствительность достигла 1,0 (95% ДИ 1,0–1,0), а специфичность – 0,98 (95% ДИ 0,94–1,0). Кроме того, значение AUROC для ИИ-2 составило 1,0 (95% ДИ 0,999–1,0), что свидетельствует о его высокой диагностической эффективности.

Разработки в области ИИ для диагностики рассеянного склероза на результатах МРТ ведутся многими как отечественными, так и зарубежными научными группами [17]. В систематическом обзоре Nabizadeh et al. (2022) обобщены резуль-

таты 38 оригинальных исследований (всего 5433 обследованных лица, из них 54,0% – с подтвержденным диагнозом рассеянный склероз, 46,0% – полностью здоровые субъекты). Установлен диапазон чувствительности технологий ИИ для выявления признаков РС на МРТ от 0,769 до 1,0, а также специфичности от 0,81 до 1,0 [18]. Проведенный год спустя теми же авторами метаанализ уже 41 статьи (n=5989) позволил получить объединенное значение точности – 94% (95% ДИ 93%, 96%), чувствительности – 92% (95% ДИ 90%, 95%), специфичности – 93% (95% ДИ 90%, 96%) [19]. Полученные нами результаты в целом соответствуют литературным данным, при этом для ИИ-2 они даже превышают верхнюю границу 95% доверительного интервала. Вместе с тем тестирование на эталонных наборах данных представляет собой лишь этап на пути внедрения технологий ИИ в практическое здравоохранение. Для абсолютного большинства опубликованных исследований характерно отсутствие апробации ИИ в реальных клинических условиях, а значит, по-прежнему остаются открытыми вопросы воспроизводимости результатов работы ИИ на новых данных, масштабирования внедрения, значимости [20]. Важность оценки именно воспроизводимости наглядно подтверждают результаты нашего исследования: для одного из ИИ-сервисов отмечено отклонение полученных значений точности от заявленных более чем на 24,0%. Это означает, что при работе на новых данных, не использованных для обучения и внутреннего тестирования, диагностическое качество ИИ-сервиса значительно ухудшилось.



Рисунок 1. Мужчина, 52 года. Пример ложноположительного срабатывания ИИ-сервиса. ИИ-сервис неверно оценил очаговые поражения головного мозга, в данном случае они не относятся к очагам рассеянного склероза, а являются очагами дисциркуляторного характера

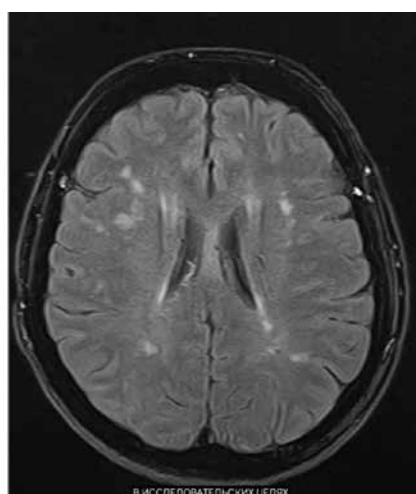


Рисунок 2. Женщина, 22 года. Пример ложноотрицательного срабатывания ИИ-сервиса: очаги демиелинизации пропущены

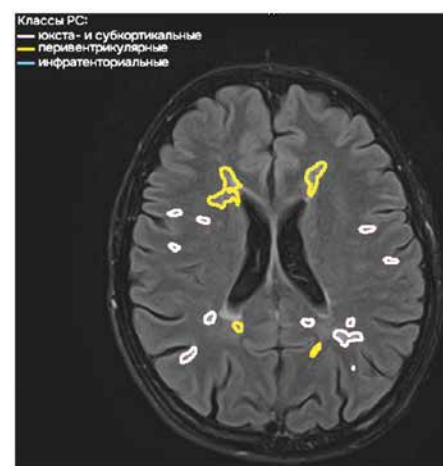


Рисунок 3. Женщина, 29 лет, верифицированный диагноз рассеянного склероза. Пример работы ИИ-сервиса. Алгоритм корректно выполнил оконтуривание очагов демиелинизации, однако допустил ошибки при их классификации: перивентрикулярный очаг справа обозначен розовым цветом как юстакортикальный, тогда как пара юстакортикальных очагов слева сзади маркирована желтым цветом



Рисунок 4. Мужчина, 35 лет, верифицированный диагноз рассеянного склероза. Пример работы ИИ-сервиса. Алгоритм корректно выявил и оконтурил очаги демиелинизации. Различия в цветовой маркировке обусловлены их локализацией: перивентрикулярные, юстакортикальные, субкортикальные

Поэтому задачей дальнейших исследований полагаем оценку стабильности работы и диагностической точности ИИ-сервисов для выявления рассеянного склероза при их применении в рутинной работе подразделений лучевой диагностики. После решения этой задачи возможно приступить к оценке результативности и эффективности данного вида технологий.

Выводы

Применение технологий искусственного интеллекта для автоматизации описаний результатов МРТ головного мозга с целью диагностики и оценки динамики рассеянного склероза является актуальной научно-практической задачей.

В рамках Московского Эксперимента обеспечена возможность для создания ИИ-сервисов, обеспечивающих выявления МР-признаков рассеянного склероза и дифференциации от других патологий на результатах МРТ головного мозга.

При тестировании на эталонных наборах данных диагностическая точность соответствующих ИИ-сервисов составила: AUROC – 0,86–1,0, чувствительность – 0,73–1,0, специфичность – 0,98. При этом ИИ-сервисы значительно различаются между собой по качеству и воспроизводимости результатов своей работы на новых данных.

Список литературы / References

1. Ягудина Р.И., Куликов А.Ю., Литвиненко М.М. Экономическое бремя рассеянного склероза. Фармакоэкономика: теория и практика. 2013; 1 (1): 3–34. <https://doi.org/10.30809/phe.1.2013.1>
2. Ягудина Р.И., Куликов А.Ю., Литвиненко М.М. The economic burden of multiple sclerosis. *Pharmacoeconomics: Theory and Practice*. 2013; 1 (1): 3–34. [In Russ.]. <https://doi.org/10.30809/phe.1.2013.1>
3. Бойко А.Н., Кукель Т.М., Лысенко М.А., Вдовиченко Т.В., Гусев Е.И. Клиническая эпидемиология рассеянного склероза в Москве. Описательная эпидемиология на примере популяции одного из округов города. Журнал неврологии и психиатрии им. С.С. Корсакова. Спецвыпуски. 2013; 113 (10–2): 8–14.
4. Boiko A.N., Kukel T.M., Lysenko M.A., Vdovichenko T.V., Gusev E.I. (Clinical epidemiology of multiple sclerosis in Moscow: Descriptive epidemiology based on the population of one city district. *Zhurnal Nevrologii i Psikiatrii Imeni S.S. Korsakova. Spetsvyypuski*. 2013; 113 (10–2): 8–14. [In Russ.].
5. Thompson A.J., Banwell B.L., Barkhof E. et al. Diagnosis of multiple sclerosis: 2017 revisions of the McDonald criteria. *The Lancet Neurology*. 2018; 17 (2): 162–173.
6. Filippi M., Rocca M.A., Ciccarelli O. et al. MRI criteria for the diagnosis of multiple sclerosis: MAGNIMS consensus guidelines. *Multiple Sclerosis Journal* 2020; 26 (4): 502–512.
7. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2022621197 Российской Федерации. MosMedData: набор диагностических магнитно-резонансных изображений головного мозга с наличием и отсутствием признаков рассеянного склероза: № 2022621099; заявл. 11.05.2022; опублик. 25.05.2022 / С.П. Морозов, Н.А. Павлов, А.В. Петрайкин [и др.]; заявитель Государственное бюджетное учреждение здравоохранения города Москвы «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения города Москвы».
8. Morozov S.P., Pavlov N.A., Petraykin A.V. et al. (2022). MosMedData: A set of diagnostic magnetic resonance images of the brain with and without signs of multiple sclerosis [Database]. Certificate of State Registration of Database No. 2022621197, Russian Federation. [In Russ.].
9. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2023621236 Российской Федерации. MosMedData: МРТ с признаками рассеянного склероза: № 2023620627; заявл. 10.03.2023; опублик. 18.04.2023 / А.В. Владимирский, И.М. Шулькин, О.В. Омелянская [и др.]; заявитель Государственное бюджетное учреждение здравоохранения города Москвы «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения города Москвы».

Сведения об авторах

Адамия Наала Джемалова, врач-рентгенолог, аспирант.
E-mail: naala1203@gmail.com. ORCID: 0009-0000-9527-8096
Владимирский Антон Вячеславович, д.м.н., зам. директора по научной работе. E-mail: vladimirskijav@zdrav.mos.ru. ORCID: 0000-0002-2990-7736

ГБУЗ города Москвы «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения города Москвы» (ГБУЗ «НПЦ ДиТ ДЗМ»), Москва, Россия

Автор для переписки: Адамия Наала Джемалова. E-mail: naala1203@gmail.com

Для цитирования: Адамия Н.Д., Владимирский А.В. Диагностическая точность технологий искусственного интеллекта при анализе результатов магнитно-резонансной томографии для выявления и оценки очагов демиелинизации: ретроспективное диагностическое исследование на эталонных наборах данных. *Медицинский алфавит*. 2025; (21): 45–49. <https://doi.org/10.33667/2078-5631-2025-21-45-49>

Vladymyrsky A.V., Shulkin I.M., Omelyanskaya O.V. et al. (2023). MosMedData: MRI with signs of multiple sclerosis [Database]. Certificate of State Registration of Database No. 2023621236, Russian Federation. [In Russ.].

7. Thompson A.J. et al. (2018). Диагностика рассеянного склероза: пересмотр критериев Макдональда за 2017 год. *Lancet Neurol*. 17: 162–173. DOI: 10.1016/S1474-4422 (17) 30470-2
8. Federau C., Hainc N., Edjlali M., Zhu G., Mastilovic M., Nierobisch N., Uhlemann J.P., Paganucci S., Granziera C., Heinzlief O., Kipp L.B., Wintermark M. Quality and performance assessment of neuro-radiological follow-up MRI reading in multiple sclerosis using intelligent software automation. *Neuroradiology*. 2024; 66 (3): 361–369. DOI: 10.1007/s00234-024-03293-3. Epub 2024 24 января. PMID: 38265684; PMCID: PMC 10859335.
9. Sieber V., Rusche T., Yang S., Stieltjes B., Fischer U., Trebesch S., Cattin P., Nguyen-Kim DL. Psychogios MN, Lieb JM, Sporns PB. Automated assessment of brain MRIs in multiple sclerosis patients significantly reduces reading time. *Neuroradiology*. 2024 Dec; 66 (12): 2171–2176. DOI: 10.1007/s00234-024-03497-7. Epub 2024 Nov 8. PMID: 39514032; PMCID: PMC 11611969.
10. Mendelsohn Z., Pemberton H.G., Gray J., Goodkin O., Carrasco F.P., Scheel M. et al. Commercial volumetric MRI reporting tools in multiple sclerosis: a systematic review of the evidence. *Neuroradiology*. 2023 Jan; 65 (1): 5–24.
11. Sönke Peters, Lars Schmitt, Carl Alexander Gless, Klarissa Stürmer, Olav Jansen, Svea Seehafer. AI-based assessment of longitudinal multiple sclerosis MRI: Strengths and weaknesses in clinical practice. *Eur J Radiol*. 2025 Feb; 183: 111941. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2025.111941>
12. Бобровская Т.М. Подходы к формированию наборов данных в лучевой диагностике / Т.М. Бобровская, Ю.А. Васильев, Н.Ю. Никитин, К.М. Арзамасов. Врач и информационные технологии. 2023; 4: 14–23. DOI: 10.25881/18110193_2023_4_14
13. Bobrovskaya T.M., Vasilyev Yu.A., Nikitin N.Yu., Arzamasov K.M. Approaches to the formation of datasets in radiology. *Vrach i Informatsionnye Tekhnologii*. 2023; 4: 14–23. [In Russ.]. https://doi.org/10.25881/18110193_2023_4_14
14. Васильев Ю.А. Методология тестирования и мониторинга программного обеспечения на основе технологий искусственного интеллекта для медицинской диагностики / Ю.А. Васильев, А.В. Владимирский, О.В. Омелянская [и др.]. *Digital Diagnostics*. 2023; 4 (3): 252–267. DOI: 10.17816/DD321971
15. Vasilyev Yu.A., Vladymyrsky A.V., Omelyanskaya O.V. et al. (2023). Methodology for testing and monitoring artificial intelligence-based software for medical diagnostics. *Digital Diagnostics*. 2023; 4 (3): 252–267. [In Russ.]. <https://doi.org/10.17816/DD321971>
16. Клинические испытания систем искусственного интеллекта (лучевая диагностика). Москва: Государственное бюджетное учреждение здравоохранения города Москвы «Научно-практический клинический центр диагностики и телемедицинских технологий Департамента здравоохранения города Москвы», 2023. 40 с.
17. Scientific-practical clinical center for diagnostics and telemedicine technologies of the Moscow healthcare department. (2023). Clinical trials of artificial intelligence systems (radiological diagnostics). Moscow. [In Russ.].
18. Nahm FS. Receiver operating characteristic curve: overview and practical use for clinicians. *Korean J Anesthesiol*. 2022 Feb; 75 (1): 25–36. DOI: 10.4097/kja.21209
19. Тучинов Б.Н., Суворов В., Моторин К.О., Павловский Е.Н., Васильев А.М., Станкевич Ю.А., Тулунов А.А. Применение алгоритма компьютерного зрения для определения очагов демиелинизации при рассеянном склерозе на МРТ-изображениях. *Сибирский научный медицинский журнал*. 2024; 44 (1): 107–115.
20. Tuchinov B.N., Suvorov V., Motorin K.O., Pavlovskiy E.N., Vasilyev A.M., Stankevich Yu.A., Tulupov A.A. Application of a computer vision algorithm for detecting demyelination foci in multiple sclerosis on MRI images. *Siberian Scientific Medical Journal*. 2024; 44 (1): 107–115. [In Russ.].
21. Шпаковский А.Ю., Мулица А.В., Благодичная К.В. Возможности искусственного интеллекта в характеристике очагов демиелинизации пациентов с рассеянным склерозом. *Коморбидная неврология*. 2024; 1 (4): 38–43.
22. Shpakovsky A. Yu., Mulitsa A. V., & Blagochinnaya K. V. Potential of artificial intelligence in characterizing demyelinating lesions in patients with multiple sclerosis. *Comorbidnaya Neurologiya*. 2024; 1 (4): 38–43. [In Russ.].
23. Федулов А., Карапетян Г., Косик И., Борисов А., Благодичная К., Волкова Н. Технологии искусственного интеллекта в мониторинге патоморфологических изменений центральной нервной системы при рассеянном склерозе. *Наука и инновации*. 2023; 2 (240): 75–83.
24. Fedulov A., Karapetyan G., Kosik I., Borisov A., Blagochinnaya K., Volkova N. Artificial intelligence technologies in monitoring pathomorphological changes of the central nervous system in multiple sclerosis. *Nauka i Innovatsii*. 2023;2 (240): 75–83. [In Russ.].
25. Collorone S., Coll L., Lorenzi M., Lladó X., Sastre-Garriga J., Tintoré M., Montalban X., Rovira À., Pareto D., Tur C. Artificial intelligence applied to MRI data to tackle key challenges in multiple sclerosis. *Mult Scler*. 2024 Jun; 30 (7): 767–784. DOI: 10.1177/13524585241249422
26. Amin M., Martínez-Heras E., Ontaneda D., Prados Carrasco F. Artificial Intelligence and Multiple Sclerosis. *Curr Neurol Neurosci Rep*. 2024 Aug; 24 (8): 233–243. DOI: 10.1007/s11910-024-01354-x

Статья поступила / Received 03.06.2025
Получена после рецензирования / Revised 08.09.2025
Принята в печать / Accepted 09.09.2025

About authors

Adamia Naala D., radiologist, postgraduate student. E-mail: naala1203@gmail.com. ORCID: 0009-0000-9527-8096
Vladymyrsky Anton V., DM Sci (habil.), deputy director for research. E-mail: vladimirskijav@zdrav.mos.ru. ORCID: 0000-0002-2990-7736

Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Health Care Department, Moscow, Russia

Corresponding author: Adamia Naala D. E-mail: naala1203@gmail.com

For citation: Adamia N.D., Vladymyrsky A.V. Diagnostic accuracy of artificial intelligence technologies in the analysis of magnetic resonance imaging results for the detection and assessment of demyelinating lesions: a retrospective diagnostic study on benchmark datasets. *Medical alphabet*. 2025; (21): 45–49. <https://doi.org/10.33667/2078-5631-2025-21-45-49>