

Технологии искусственного интеллекта в мониторинге патоморфологических изменений центральной нервной системы при рассеянном склерозе

Александр Федулов,
заведующий
кафедрой нервных
и нейрохирургических
болезней Белорусского
государственного
медицинского
университета, доктор
медицинских наук,
профессор;
fedulov@tut.by

Григорий Карапетян,
заведующий
лабораторией
информационных
и компьютерных
технологий НИЧ БГМУ

Иван Косик,
старший научный
сотрудник
лаборатории
информационных
и компьютерных
технологий НИЧ БГМУ

Алексей Борисов
профессор
кафедры нервных
и нейрохирургических
болезней БГМУ, доктор
медицинских наук,
доцент

Ксения Благодичная,
ассистент
кафедры нервных
и нейрохирургических
болезней БГМУ

Наталья Волкова,
ассистент
кафедры нервных
и нейрохирургических
болезней БГМУ

Аннотация. Представлен один из вариантов автоматизации процедур оценки получаемых при использовании магниторезонансной томографии (МРТ) изображений головного мозга пациентов, страдающих одним из самых тяжелых заболеваний центральной нервной системы (ЦНС) – рассеянным склерозом (РС).

Ключевые слова: рассеянный склероз, магниторезонансная томография, автоматическая сегментация, искусственный интеллект.

Для цитирования: 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. С. 75–83. <https://doi.org/10.29235/1818-9857-2023-02-75-83>

Рассеянный склероз – хроническое иммуноопосредованное, демиелинизирующее, нейродегенеративное заболевание со сложной патофизиологией, поражающее центральную нервную систему. В настоящее время в мире насчитывается около 3 млн пациентов с РС, подавляющее большинство из которых молодого и среднего возраста.

Гетерогенность клинической картины рассеянного склероза может осложнить его диагностику, которая обычно достигается сочетанием оценки паттерна неврологической симптоматики, магнитно-резонансной томографии и данных лабораторного исследования спинномозговой жидкости [1].

Томография является важным инструментом в диагностике и мониторинге лечения пациен-

тов с РС, которые, как правило, проходят ежегодное повторное МРТ-сканирование, обычно включающее постконтрастные T1-взвешенные изображения (T1WI) для оценки субклинического течения заболевания, то есть образования новых очаговых демиелинизирующих поражений при отсутствии клинических симптомов. Предыдущие работы показали, что при отсутствии нового поражения на T2-взвешенном изображении Fluid-Attenuated-Inversion-Recovery (T2-FLAIR) контрастирование обычно не добавляет дополнительной клинической информации к интерпретации сканирования [2]. Общая проблема при клинической оценке РС заключается в том, что при определении наличия новых поражений полагаются на визуальную интерпретацию изображений

экспертами по нейровизуализации, особенно в случае выраженной степени поражения ЦНС.

Недавний пересмотр диагностических критериев верификации диагноза РС McDonald e.a. [3] применительно к МРТ повысил диагностическую значимость таких биомаркеров, как T1-взвешенные последовательности, которые демонстрируют локальные нарушения проницаемости гематоэнцефалического барьера для вводимого гадолинийсодержащего контрастного вещества в условиях активации воспалительного поражения, и T2-взвешенные FLAIR-последовательности, которые могут указывать на длительность существования патоморфологических изменений в белом веществе головного мозга. Однако специфичность их по-прежнему остается достаточно низкой.

Сложность и важность точной диагностики усугубляется существованием различных форм течения заболевания с разной реакцией на доступные в настоящее время методы лечения, модифицирующие болезнь. Большинство пациентов с РС в дебюте болезни имеют рецидивирующе-ремиттирующий клинический фенотип заболевания (РРРС), характеризующийся в основном периодическими эпизодами декомпенсации функционального состояния иммунной системы, называемыми рецидивами (экзацербациями), которые сопряжены с нарастанием степени выраженности предшествующей либо появлением новой неврологической симптоматики. Коррекция подобного рода обострений осуществляется путем фармакологической интервенции с использованием высоких доз кортикостероидных гормонов. Существующий на сегодня

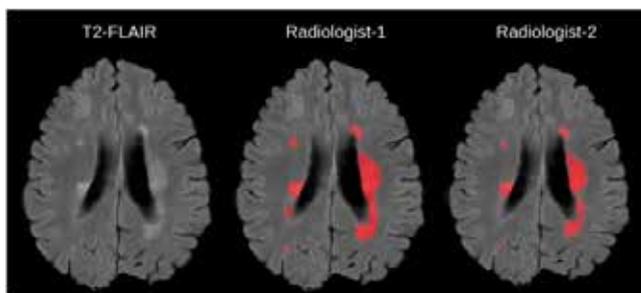


Рис. 1. Пример иллюстрации аксиальных МРТ-сканов поражений головного мозга пациента с рассеянным склерозом, наложенных на двухмерное сканирование T2-FLAIR, совмещенное с выполненным независимыми экспертами в ручном режиме оконтуриванием очагов патоморфологических изменений [7]

для периода ремиссии РС арсенал фармакотерапевтических средств, изменяющих клиническое течение заболевания (ПИТРС), включая моноклональные антитела, ингибиторы пролиферации или миграции иммунных клеток и другие иммуносупрессивные препараты, продемонстрировал относительную эффективность. Однако до трети или более таких пациентов с течением времени переходят к вторичному прогрессирующему клиническому фенотипу РС (ВПРС), который характеризуется устойчивой нейродегенерацией, проявляющейся атрофией коры головного мозга и функциональным снижением, в значительной степени устойчивым к доступным в настоящее время методам лечения [4]. Примерно у 15% пациентов прогрессирующий фенотип – первично-прогрессирующий рассеянный склероз (ППРС) – проявляется с самого начала с минимальным количеством явных рецидивов и неуклонным нарастанием инвалидизации.

Неопределенность окружает не только первичную идентификацию, но и фенотипическую классификацию рассеянного склероза, особенно в период перехода от рецидивирующего к прогрессирующему проявлению, для которого ранее была рассчитана средняя продолжительность диагностической неопределенности, достигающая трех лет [5].

МРТ играет важную роль в диагностике и контроле лечения пациентов с РС. В частности, системное периодическое МРТ-сканирование с оценкой T2-FLAIR-изображений головного мозга, отображающих поражения белого вещества, является основой для мониторинга активности заболевания и принятия решений о лечении.

С течением времени в связи с дискретностью патологического процесса в ЦНС количественные и качественные характеристики очаговых изменений в ней меняются. По этой причине актуальна разработка инновационных технологий оценки изображений, получаемых с помощью различных последовательностей МРТ у пациентов с РС, в том числе с использованием технологий машинного обучения (искусственного интеллекта).

В данной публикации мы представляем вычислительный подход, основанный на использовании искусственных нейронных сетей, который был разработан и интегрирован в реальный рутинный клинический рабочий процесс. При разработке метода усилия были сфокусированы в основном на двух задачах: обнаружении новой активности заболевания у пациентов с РС

и определении динамики существующих патоморфологических изменений в головном мозге.

На наш взгляд, преимущества такой технологии анализа изображений, получаемых при нейровизуализации, сводятся к следующему: обеспечение воспроизводимой и точной клинической – нейровизуализационной оценки пациентов с поражением РС; снижение расходов на здравоохранение, дискомфорта пациентов и нагрузки на медперсонал.

Согласно соответствующей литературе [6], вычислительные методы оценки РС можно разделить на две категории: обнаружение поражений и их изменений. Метод обнаружения (рис. 1) выявляет как статические, так и динамические поражения РС на заданном однократном объеме МРТ. Эти методы сегментации обычно контролируются и основаны на различии гиперинтенсивных поражений от нормально выглядящей ткани белого вещества мозга. Обнаружение изменений – это продольный анализ объемов, полученных в разные временные точки, для оценки которых требуется количественный подход. Изменение поражения происходит в результате трансформации ткани или даже ее деформации. Под трансформацией ткани понимается изменение интенсивности сигнала в пределах поражения при РС (после учета различий в регистрации), в то время как деформация относится к изменениям окружающих тканей в результате расширения или сжатия поражения. Неврологи, направ-

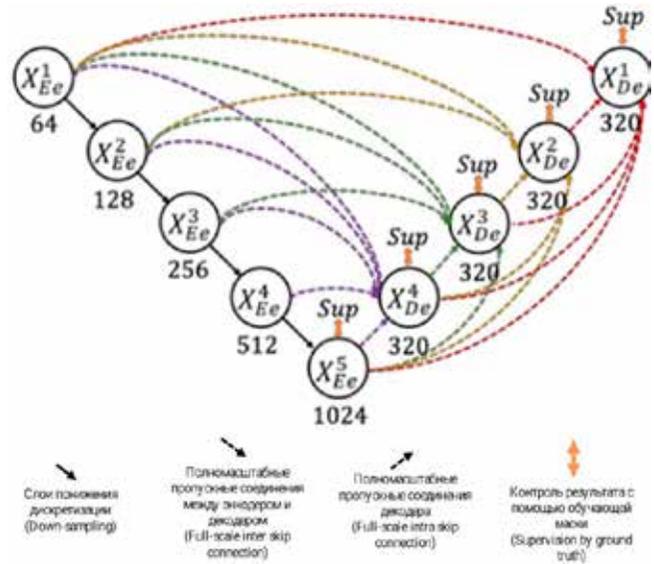


Рис. 3. Архитектура сети UNet 3+

ляющие пациентов на повторную МРТ, хотят знать, образовались ли новые очаги поражения после предыдущей временной точки. Эта информация может побудить невролога изменить схему лечения, чтобы избежать рецидивов в будущем.

Целью нашего исследования стала разработка варианта автоматизированной, основанной на применении искусственных нейронных сетей технологии трехмерной реконструкции картины очагового поражения головного мозга пациентов с рассеянным склерозом,

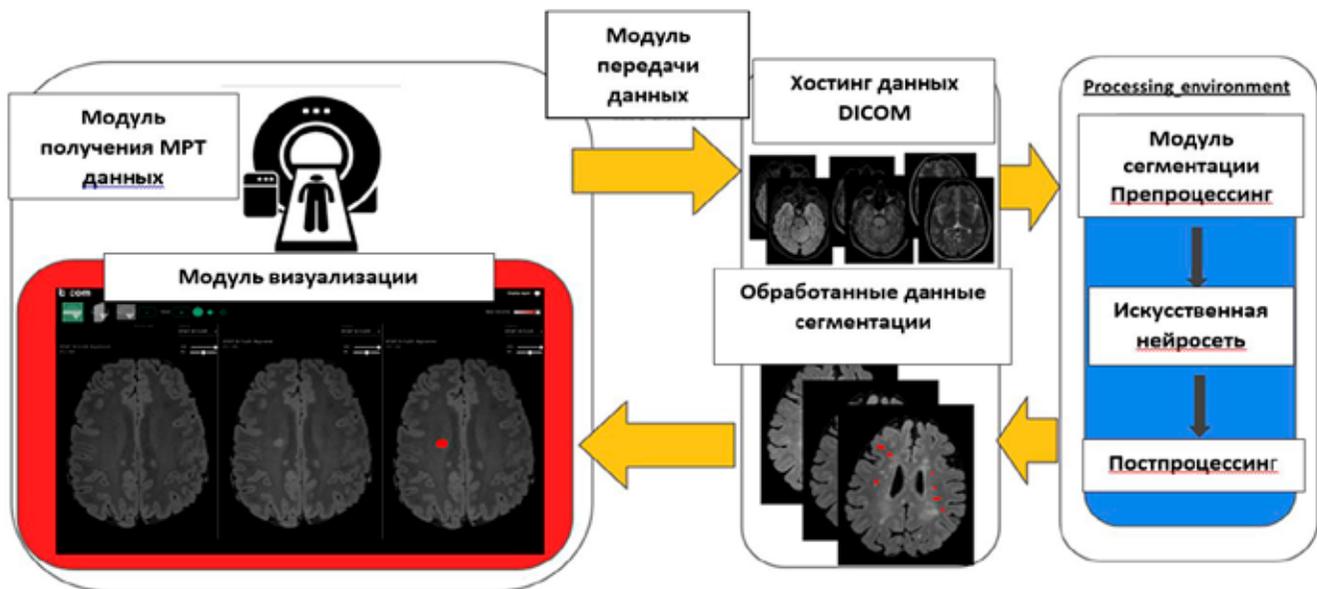


Рис. 2. Условная схема рабочего интерфейса автоматизированной системы анализа изображений «Brain Snitch»

Модель	Количество 3D-серий		Количество срезов	
	Тренировочные	Валидационные	Тренировочные	Валидационные
Режим T2 TSE	119	40	1500	506
Все МРТ-режимы	341	114	4789	1452

Таблица 1. Количество обучающих данных для каждой модели

который предполагает сочетание сравнительной оценки выполненных в разное время МРТ-исследований и анализ индивидуальных патоморфологических изменений в очагах поражения.

Рабочий интерфейс исследования представлен в виде схемы (рис. 2). Все МРТ-исследования выполнены на томографах с напряженностью магнитного поля не ниже 1,5 Тл.

Для сегментации очагов поражения вещества головного мозга и построения 3D-изображения в составе программного комплекса «Brain Snitch» [8, 9] использовался модернизированный вариант архитектуры UNet 3+ [10]. Архитектура сети была улучшена путем интеграции в нее в виде подсети (backbone) модели VGG16 (рис. 3).

Кроме того, был изменен порядок операций повышения дискретизации (upsampling) и свертки (convolution) на обратный (стандартный порядок требует значительно больше видеопамети) для восходящих (использующих upsampling) полномасштабных пропускных соединений (full-scale skip connections).

Корректное совмещение 3D-паттернов осуществлялось с применением аффинных преобразований. Это позволило устранить зависимость от ориентации головы пациента во время

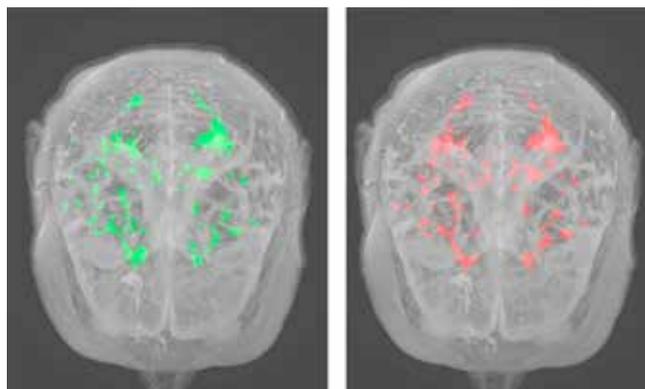


Рис. 4. 3D-реконструкция паттернов поражения головного мозга пациента А., выявленных при МРТ-сканировании. Зеленый цвет – исследование 2019 г., красный – 2018 г.

проведения МРТ-исследований. В качестве функции стоимости (оценивающей, насколько точно произведено совмещение одних и тех же объектов, присутствующих на сравниваемых изображениях) выбрана взаимная информация (Advanced mattes mutual information), оптимизатор – адаптивный стохастический градиентный спуск (Adaptive stochastic gradient descent). Это позволило совместить в том числе серии, полученные в разных режимах МРТ-исследования.

При обучении нейронной сети взяты полученные в разных режимах (T1, T2, FLAIR и др.) МРТ-серии 50 пациентов. Кроме этого, применялась аугментация данных (data augmentation) – методика генерирования дополнительных обучающих сведений из первоначально имеющегося исходного набора изображений [11], который в нашем случае составил 455 3D-серий (соответствует разным режимам и исследованиям 50 пациентов).

Для проведения аугментации использовалась библиотека Albumentations. В качестве параметров выбраны следующие: повороты до 200; сдвиг; масштабирование; горизонтальное отражение; вертикальное отражение; изменение резкости; изменение гаммы; оптическое искажение.

Следует отметить, что наращивание объема исходных данных достигалось с помощью методов, учитывающих как геометрическую, так и яркостную вариабельность информативных объектов на исходных изображениях. Методы первого типа позволяли дополнять данные путем переориентаций и масштабирования доступных входных изображений. Это позволяло сети обучиться инвариантности к подобного рода искажениям, даже если они отсутствовали в оригинальных изображениях.

Полученные таким образом МРТ-серии разбивались на тренировочные и валидационные в пропорции 75% на 25% соответственно. Формирование наборов тренировочных и валидационных изображений именно по сериям позволяет включить все плоские МРТ-срезы серии только в одну выборку (тренировочную либо валидационную), так как соседние срезы могут содержать похожие очаги, что приведет к переобучению, если они попадут в разные выборки.

Следующим шагом в процедуре обучения было получение из 3D-серий, разделенных на тренировочные и валидационные, плоских обучающих изображений (МРТ-срезов). Примеры формирования обучающих наборов при-

ведены ниже. Количество серий, отобранных для одного и того же режима МРТ-сканирования, превышает количество уникальных пациентов, поскольку несколько серий (снятых в разное время) могут относиться к одному человеку.

Было обучено 2 нейронные сети: одна – на МРТ-сериях, полученных в режиме сканирования T2; вторая – на всех изображениях (использовались все доступные по действующему протоколу последовательности). Количество обучающих данных приведено в *табл. 1*.

Для оценки точности модели, обученной на всех сериях, использовалась дополнительная выборка из 15 пациентов. Наилучший результат получен при входных изображениях 256x256, размере блока (batch-size) 8 и составил 0,874 (IoU, индекс Жаккара). Самая высокая точность модели, обученной на сериях в режиме T2, составила 0.892 (IoU). Применялся оптимизатор Adam, функция потерь: комбинация focal loss и меры Жаккара (Jaccard loss). Данную модель сразу обучали 150 эпох только на изображениях, содержащих патологические участки, а после дообучали 25 эпох с модулем классификации (Classification-guided module) на всех изображениях. Для энкодера (backbone) были взяты веса, предобученные на ImageNet-наборе данных. Обучение с помощью видеокарты GeForce GTX 1080 Ti длилось 4 ч для модели, работающей на серии в режиме T2, и 10 ч – для обученной на всех сериях.

Для анализа интенсивности очагов используется относительная яркость, которая рассчитывается как отношение средней яркости очага к средней яркости фона. Фоном считается все изображение, за исключением очагов. При изменении стационарного магнитного поля томографа меняется яркость всего изображения: как очагов, так и фона. Использование относительного параметра яркости нивелирует подобные различия между исследованиями, проведенными на МРТ-аппаратах с несопадающей напряженностью магнитного поля, а значит, позволяет корректно оценивать яркость очагов в динамике.

Визуальный анализ изменений предполагал применение цвета в двух режимах: формальный и неформальный. Первый использовался для идентификаций очаговых паттернов, обнаруженных на разных МРТ-сериях (*рис. 4*).

Неформальный режим применялся для анализа интенсивности очага. Поскольку на МРТ-изображениях присутствует 256 градаций серого, а глаз человека различает не более

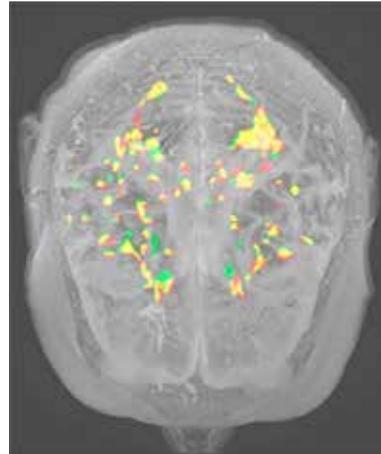


Рис. 5. Наложение патологических паттернов, полученных в ходе МРТ-исследований пациента А. в 2018 и 2019 гг. 3D-реконструкция, вид сверху. Желтый цвет – области совпадения (участки, где поражение сохранилось). Красный цвет – зона восстановления референтных характеристик МР-сигнала, характерных для вещества головного мозга в норме (участки 2018 г., не обнаруженные в исследовании 2019 г.). Зеленый цвет – новые участки демиелинизации (отсутствовавшие на результате исследования 2018 г.)

30 оттенков, чтобы избежать потери информации, каждому уровню серого присваивался собственный цветовой оттенок.

Автоматическая сегментация и последующая 3D-реконструкция позволили быстро получить реалистичную объемную картину поражения и сделать необходимые расчеты: количество, интенсивность и объем очагов, их локализацию (координаты их центра масс), суммарный объем. При анализе сложных многоочаговых

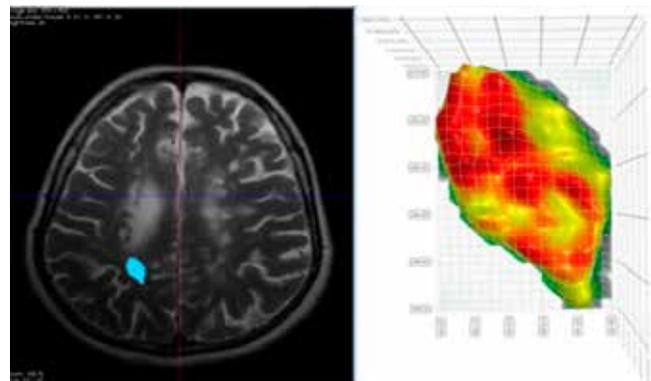


Рис. 6. Цветовая интерпретация структуры воспаления в объеме очага демиелинизации по данным МРТ-исследования пациента В. Очаг на аксиальном срезе выделен голубым цветом, справа – его цветная 3D-реконструкция в увеличенном размере

Метод	Mean	Med	Min	Max	Qmin	Qmax	Σ
Автоматический	27	27	3	90	14	36	17
Эксперт (n/a)	26	24	1	93	11	37	18

Таблица 2. Описательная статистика по результатам сегментации

Mean – среднее количество очагов, выделенных на всех анализируемых срезах МРТ-серии; Med – значение медианы по тем же данным; Min и Max – минимальное и максимальное количество очагов, выделенных на одном МРТ-срезе; Qmin и Qmax – значения нижнего и верхнего квартилей, σ – среднеквадратическое отклонение

паттернов общие временные затраты составляли в среднем 52 с. На рис. 5 представлен пример совмещения паттернов, показанных на рис. 4.

Неформальное цветовое контрастирование помогает анализировать характер воспалительного процесса в объеме отдельного очага. Пример визуализации структуры показан на рис. 6, где каждому уровню серого присвоен оттенок от зеленого (минимальный уровень интенсивности) до красного (максимальный).

Таким образом, разработанная автоматизированная система анализа МРТ сканов «Brain Snitch» позволяет отслеживать актуальное состояние очага поражения: степень активности патологического процесса, размеры (объем) очага, состояние перифокального белого вещества головного мозга.

Существенным препятствием для быстрого и точного анализа объемов произошедших изменений становится многоочаговость поражения. Специалисту по нейровизуализации анализировать МРТ-сканы приходится в трех ортого-

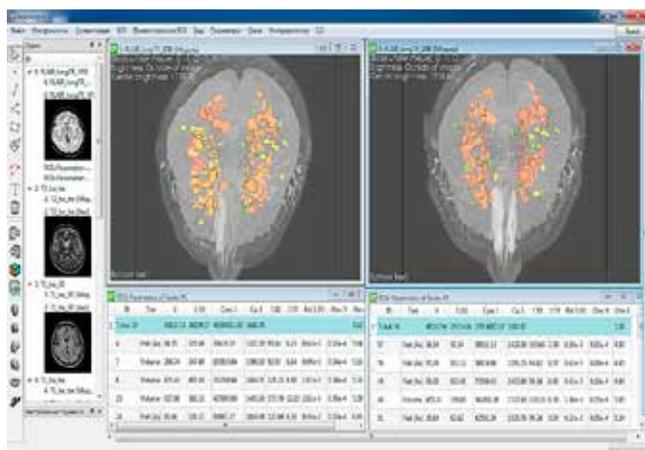


Рис. 7. Объемная модель очаговых паттернов, полученных в ходе двух разнесенных по времени МРТ-исследований

нальных проекциях. Обычно необходимо оценить и описать не менее 120 (50+40+30) срезов. На каждом выделяется и исследуется состояние отдельных фрагментов обнаруженных патологических очагов. Чтобы оценить картину в целом, необходимо мысленно сложить из множества фрагментов объемный паззл. Еще сложнее провести точное сравнение двух или нескольких МРТ-исследований пациента, проведенных в разное время. Такая методика не только отнимает много времени, но и определяет невысокую точность результата. При большом объеме поражения мысленно реконструировать его целостную картину просто невозможно.

Построить трехмерную модель очагового паттерна и получить основные количественные характеристики – важная, но не единственная задача, которая решается в процессе диагностики патологического процесса при рассеянном склерозе. Не менее важно проанализировать изменение состояния участка с визуализируемыми признаками разрушения миелина. Когда в поле зрения попадает несколько очагов, сделать это не слишком сложно. Однако оценить характер изменений, произошедших с течением времени в многоочаговых паттернах, имеющих сложную для обычной визуальной оценки конфигурацию, без автоматизации процесса анализа чрезвычайно сложно (рис. 7).

В левом окне программного интерфейса находится 3D-реконструкция результатов МРТ-исследования пациента перед началом курса терапии, в правом – проведенное через месяц для оценки эффективности терапии. Понятно, что по такой многослойной картине сложно понять, какие из очагов с течением времени трансформировались, какие исчезли, а какие можно считать новыми.

Созданная в Белорусском государственном медицинском университете программа «Brain Snitch» позволяет все это делать в автоматическом режиме. Достаточно дать команду нейронной сети, и для каждого исследования программа строит реалистичный объемный паттерн поражения. При этом рассчитывается исчерпывающий набор параметров, описывающих локализацию очагов, их размеры и активность.

Результаты сегментации участков разрушения миелиновой оболочки нейронной сетью в сравнении с ручным выделением, сделанным неврологом, демонстрируются на рис. 8–10. В каче-

стве примеров приведены разные МРТ-срезы и режимы исследования. Зеленым цветом обозначены участки, выделенные экспертом по нейровизуализации, но не распознанные нейронной сетью, красным – только нейронной сетью, желтым – и экспертом, и нейронной сетью.

Как видим, сеть обнаружила все проблемные участки, отмеченные экспертом, и выделила еще два вопреки мнению специалиста. Требуется дополнительная валидация. Следует также обратить внимание, что нейронная сеть выделила несколько большие по площади участки, вследствие чего вокруг желтых областей совпадения появились ореолы красного цвета.

Как видно на рис. 10, мнения эксперта и нейронной сети практически совпали.

На рис. 10 нейронная сеть не идентифицировала в качестве очага демиелинизации один участок, но при этом обнаружила два, по каким-то причинам не отмеченные экспертом. Требуется дополнительный анализ результатов, полученных экспертом и нейронной сетью по количеству очагов, выделенных на идентичных срезах МРТ-исследования у произвольно выбранного одного и того же пациента. Их сравнительная характеристика представлена на рис. 11 и в табл. 2.

Оценка распределения полученных данных сделана с использованием критерия Шапиро-Уилка и показала, что оно отличается от нормального ($W < 0,05$), поэтому проверка на достоверность выявленных различий проведена непараметрическим тестом Манна-Уитни для двух независимых, сопряженных выборок.

U-критерий оказался равным 3250,5, $Z = -0,63$. С вероятностью ошибки $p = 0,53$ (при уровне значимости $\alpha = 0,05$) можно утверждать, что обнаруженные различия носят случайный характер. Таким образом, результаты в определении количества очаговых образований автоматическим методом достоверно соответствуют результатам эксперта.

В целом сеть успешно обнаруживала проблемные участки на МРТ-срезах, полученных в разных режимах. Наиболее точные результаты со специфичностью 89% – на изображениях T2 FLAIR. При этом среднее время сегментации при ручном оконтуривании составило 40 мин. Полностью автоматический метод оказался на порядок быстрее полуавтоматического, потребовав меньше минуты.

Автоматическое обнаружение и выделение очагов обеспечивает возможность

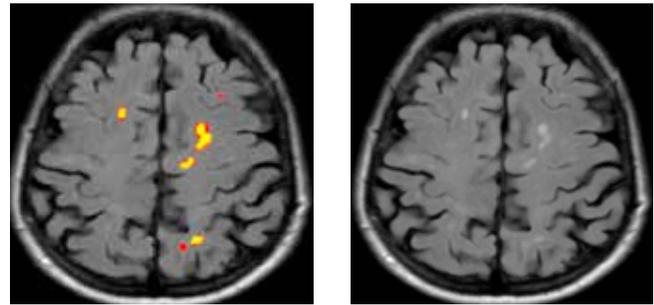


Рис. 8. МРТ (аксиальный срез) с результатом сопоставления очагов, выделенных экспертом и нейронной сетью. Справа – исходное изображение, полученное в режиме T2W-FLAIR

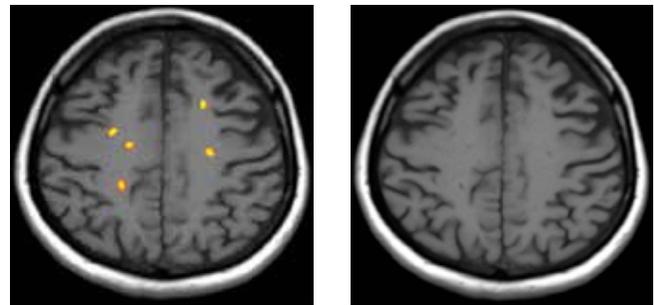


Рис. 9. Участки демиелинизации на МРТ-аксиальном срезе, полученном в режиме T2W-FLAIR. Слева – цветовое сопоставление участков, выделенных экспертом и нейронной сетью, справа – исходное изображение

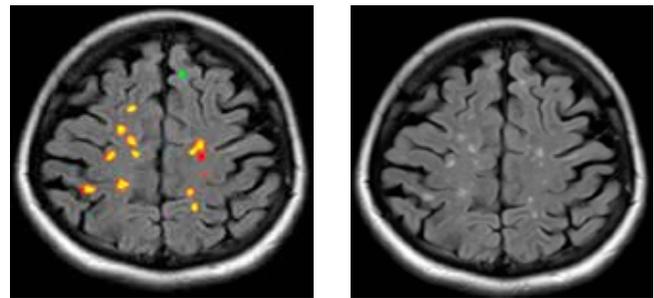
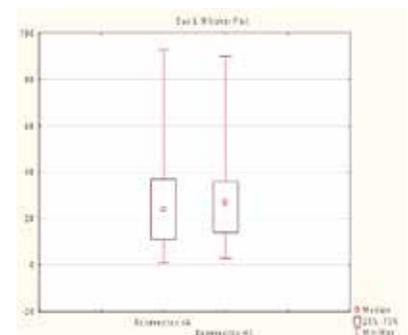


Рис. 10. Сегментация очагов демиелинизации. Слева – сопоставление результатов эксперта и нейронной сети. Справа – исходное изображение, полученное в режиме T2W-FLAIR

Рис. 11. Графическое представление данных по количеству выделенных очагов экспертом полуавтоматическим методом (количество ПА) и с использованием нейронной сети (количество НС)



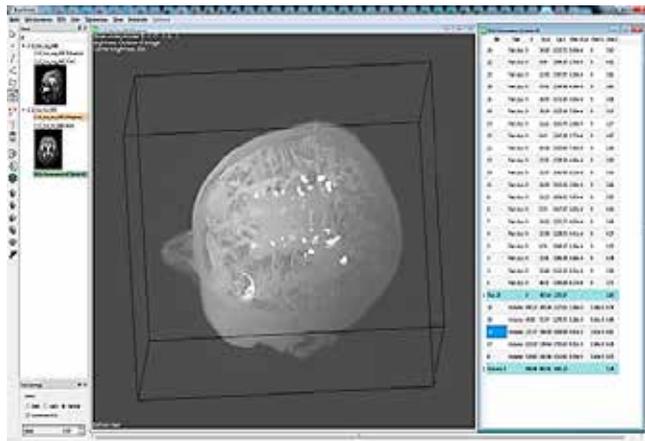


Рис. 12. 3D-реконструкция многоочагового паттерна, полученного в результате автоматизированного анализа МРТ пациента с рассеянным склерозом

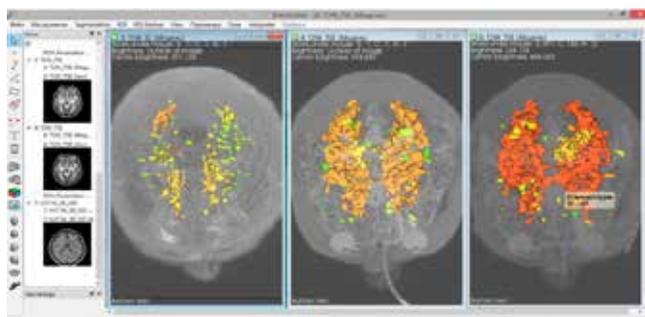


Рис. 13. 3D-визуализация трех разнесенных по времени МРТ-исследований головного мозга пациента с РС с проведением неформального цветового контрастирования, характеризующего интенсивность очаговых паттернов

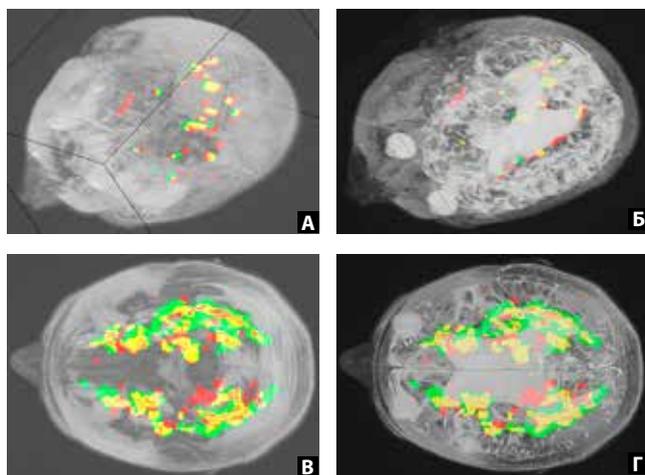


Рис. 14. Совмещение и цветовая маркировка очагов на МРТ-скалах, выполненных через определенный временной интервал: А, В – объемные реконструкции очаговых паттернов, полученные в режиме T2-FLAIR; Б, Г – объемные реконструкции очаговых паттернов, полученные в режиме T2-TSE

последующего построения реалистичной объемной картины поражения мозга (рис. 12).

Пример трехмерной реконструкции патологических паттернов одного и того же пациента по данным МРТ-исследований, проведенных с интервалами в 3 и 6 месяцев, демонстрируется на рис. 13.

Каждое изображение сопровождается широким спектром количественной и визуальной информации, позволяющей детально оценить состояние пациента на момент проведения МРТ-исследования. В разряд количественной информации входят параметры, описывающие размеры (объемы) очагов, их локализацию (нормализованные координаты центров масс очагов) и интенсивность (относительная яркость). Поскольку из 256 воспроизводимых мониторов градаций серого глаза человека воспринимает лишь 30, во избежание потери информации дополнительно проводится цветное контрастирование. В программном комплексе используется два его вида – неформальное (для характеристики индивидуальных особенностей объекта) и формальное (для маркировки объектов по формальным признакам, например режиму или времени получения). Каждому уровню серого при неформальном цветовом контрастировании (рис. 8) присваивается определенный цветовой оттенок в диапазоне от зеленого – к красному. Чем интенсивнее очаг, тем ближе его цвет к красному. Пример формального контрастирования приведен на рис. 14.

Для быстрой и точной оценки динамики патологического процесса реализован основанный на аффинных преобразованиях механизм точного совмещения паттернов вне зависимости от ориентации головы пациента во время проведения сравниваемых МРТ-исследований. Получение матрицы преобразований между системами координат двух МРТ-изображений осуществляется методом жесткой регистрации из набора инструментов elastix. В качестве функции стоимости (оценивающей точность совмещения одних и тех же объектов, присутствующих на сравниваемых изображениях) выбрана взаимная информация (Advanced mattes mutual information), оптимизатор – адаптивный стохастический градиентный спуск (Adaptive stochastic gradient descent). Используемая функция стоимости позволяет совмещать в том числе серии, полученные в разных режимах МРТ-исследования.

Совмещение серий и последующая цветовая маркировка очагов осуществляются в автома-

тическом режиме и позволяют идентифицировать пропавшие и новые образования, что существенно облегчает визуальный анализ динамики патологического процесса. На *рис. 14* представлены объемные реконструкции разнесенных по времени МРТ-исследований двух пациентов с совмещением очагов. Зеленым цветом отображены участки демиелинизации, выявленные при первом обследовании, но не обнаруженные при повторном. Желтым – не изменившиеся участки, обнаруженные в ходе обоих исследований. Красным маркируются новые образования. Иными словами, формальное цветовое контрастирование позволяет быстро оценить размеры регенерации в веществе головного мозга (зеленый цвет) и локализовать зоны развития воспалительного процесса (красный цвет).

Проведенные в клинических условиях предварительные испытания реализованных в составе программного комплекса возможностей искусственного интеллекта выявили ряд преимуществ по сравнению с традиционными методами анализа динамики патологического процесса и эффективности лечения при рассеянном склерозе.

В отличие от разработанного метода, традиционная процедура анализа МРТ-исследования опирается на эмпирические выводы диагноза, в значительной степени основанные на его зрительном восприятии отдельных элементов, а не целостной картины. При наличии одиночных очагов это не существенно сказывается на точности интерпретации МРТ-картины, но при разрастании объемов поражения вероятность ошибочных заключений существенно возрастает.

Многоочаговые, многослойные паттерны сложной формы, легко анализируемые с помощью искусственного интеллекта, принципиально не поддаются адекватному описанию при традиционном визуальном методе исследования.

Среднее время построения картины поражения с применением представленного в стандартных томографах традиционного ручного оконтуривания составляет 40 мин. – против 52 с при автоматической сегментации в составе программного комплекса.

Применение искусственного интеллекта позволяет проводить количественную оценку динамики состояния пациента вне зависимости от его положений внутри томографа во время МРТ-исследований или от технических характеристик оборудования. При традиционном

методе исследования принципиально отсутствует возможность адекватного сравнения полученных на разных томографах МРТ-данных, разнесенных по времени их получения.

Разработанный метод обеспечивает возможность получения большего спектра диагностически ценных характеристик при меньших энергетических затратах диагноста и со 100%-ной воспроизводимостью результатов. ■

■ **Summary.** The paper presents one of the options for automating the evaluation procedures of magnetic resonance imaging (MRI) of the brain in patients suffering from one of the most severe diseases of the central nervous system (CNS), multiple sclerosis.

■ **Keywords:** multiple sclerosis, magnetic resonance imaging, automatic segmentation, artificial intelligence.

■ <https://doi.org/10.29235/1818-9857-2023-02-75-83>

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. McGinley M.P., Goldschmidt C.H., Rae-Grant A.D. Diagnosis and Treatment of Multiple Sclerosis. A Review. – JAMA. 2021. №325(8). P. 765–779.
2. Wattjes M.P., Ciccarelli O, Reich D.S., Banwell B., de Stefano N., [et al] / Lancet Neurology 2021. №20(8). P. 653–670.
3. Thompson A.J., Banwell B.L., Barkhof F., [et al] Diagnosis of multiple sclerosis: 2017 revisions of the McDonald criteria / Lancet Neurol. 2018. №17(5). P. 162–73.
4. Rae-Grant A., Day G.S., Marrie R.A., [et al]. Practice guideline recommendations summary: Disease-modifying therapies for adults with multiple sclerosis: Report of the Guideline Development, Dissemination, and Implementation Subcommittee of the American Academy of Neurology. / Neurology. 2018. №17(6). P. 777–788.
5. Wiendl H., Gold R., Berger T., Derfuss T., [et al]. Multiple Sclerosis Therapy Consensus Group (MSTCG): position statement on disease-modifying therapies for multiple sclerosis (white paper) / Ther Adv Neurol Disord. 2021. №14(2). P. 1–39.
6. Thakur S.P., Schindler M.K., Bilello M, Bakas S. Clinically Deployed Computational Assessment of Multiple Sclerosis Lesions / Front Med (Lausanne). 2022. №17(1). P. 1–11.
7. Carass A., Roy S., Jog A., Cuzzocreo J.L., [et al]. Longitudinal multiple sclerosis lesion volume change over time: development of an algorithm for analysis of longitudinal quantitative MRI measures. – Neuroimage. 2017. №148(1). P. 77–102.
8. Косик И.И., Карапетян Г.М., Федулов А.С., Андреева М.А., Цвирко В.Н. Свидетельство регистрации в Национальном центре интеллектуальной собственности компьютерной программы «Brain Snitch» №1368; 16.12.2022.
9. Андреева М.А., Карапетян Г.М., Косик И.И., Федулов А.С., Борисов А.В. Алгоритм визуализации и анализа патоморфологических изменений в головном мозге – Инструкция по применению – Регистрационный №042–0520. Утверждена 11.06.2020.
10. Huimin H., Lin L., Tong R, Hu H, Zhang Q, Iwamoto Y, Han X, Chen YW, Wu J. UNet 3+: A Full-Scale Connected UNet for Medical Image Segmentation. – Proceeding of International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). 2020:1055–1059.
11. Buslaev A., Iglovikov V., Khvedchenya E., Parinov A., Druzhinin M., Kalinin A. Albumentations: Fast and Flexible Image Augmentations. / Information. 2020. №11(1). P. 27–35.

Статья поступила в редакцию 04.12.2022 г.