

Арсентьева Надежда Васильевна
магистрант
Белгородский государственный национальный
исследовательский университет

СОВРЕМЕННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ АНАЛИЗА МЕДИЦИНСКИХ ДАННЫХ В ДИАГНОСТИКЕ РАССЕЯННОГО СКЛЕРОЗА

Аннотация. Диагностика рассеянного склероза (РС) требует анализа больших объемов сложных медицинских данных. Современные технологии, включая машинное обучение, обработку изображений и анализ временных рядов, предоставляют новые возможности для автоматизации диагностики и прогнозирования. В статье рассматриваются ключевые алгоритмы, такие как свёрточные нейронные сети (CNN) и методы анализа временных рядов, а также программные продукты, включая 3D Slicer, TensorFlow и SberMedAI. Обсуждаются их преимущества, ограничения и перспективы применения в клинической практике.

Ключевые слова: анализ медицинских данных, рассеянный склероз, машинное обучение, обработка изображений, алгоритмы, СППР.

N.V. Arsenyeva,
Master's student,
Russia, Belgorod
Belgorod National Research University

MODERN TECHNOLOGIES FOR MEDICAL DATA ANALYSIS IN MULTIPLE SCLEROSIS DIAGNOSIS

***Abstract.** The diagnosis of multiple sclerosis (MS) requires the analysis of large volumes of complex medical data. Modern technologies, including machine learning, image processing, and time series analysis, provide new opportunities for automating diagnosis and prognosis. This paper examines key algorithms, such as convolutional neural networks (CNN) and time-series analysis methods, as well as software solutions, including 3D Slicer, TensorFlow, and SberMedAI. Their advantages, limitations, and prospects for clinical application are discussed.*

***Keywords:** Medical data analysis, multiple sclerosis, machine learning, image processing, algorithms, clinical decision support system (CDSS).*

Введение. Рассеянный склероз (РС) представляет собой хроническое аутоиммунное заболевание центральной нервной системы, характеризующееся повреждением миелиновых оболочек нервных волокон. Диагностика и лечение РС являются сложными задачами, требующими мультидисциплинарного подхода, анализа большого объема данных и использования современных технологий [1; 2]. Основными источниками информации для диагностики являются данные магнитно-резонансной томографии (МРТ), клинические показатели и биомаркеры, а также результаты исследований динамики течения заболевания [3].

С увеличением объема медицинских данных и сложностью их интерпретации возрастает необходимость внедрения технологий анализа данных, включая алгоритмы машинного обучения и обработки изображений. Современные адаптивные алгоритмы, такие как свёрточные нейронные сети (CNN) и рекуррентные нейронные сети (LSTM), позволяют автоматизировать процесс анализа медицинских данных, обеспечивая более точное выявление патологий и прогнозирование течения заболевания [4; 5]. Кроме того, появляются программные решения, интегрирующие данные и предлагающие комплексные подходы к диагностике и лечению [6].

Цель данной статьи — провести обзор современных технологий анализа медицинских данных, применяемых при диагностике РС, включая алгоритмы обработки изображений и прогнозирования, а также инструментальных средств. Рассмотрены преимущества и

ограничения технологий, их потенциал для интеграции в клиническую практику, а также возможности использования российских и международных решений.

В статье представлена характеристика современных алгоритмов анализа медицинских данных, такие как CNN и LSTM [7; 8]. Проведен обзор инструментальных средств, включая международные (3D Slicer, TensorFlow) и российские разработки (SberMedAI, Гамма Мультивокс ВЕБ)[9;10]. Выявлены перспективы применения технологий в диагностике и лечении РС [1; 12].

Представленный обзор может быть полезен для исследователей и практиков, стремящихся внедрить современные технологии в процесс диагностики и лечения рассеянного склероза.

1. Технологии анализа медицинских данных.

Свёрточные нейронные сети (CNN).

CNN являются основным инструментом для обработки медицинских изображений, таких как данные магнитно-резонансной томографии (МРТ). Их архитектура позволяет автоматически выделять ключевые особенности изображений, такие как очаги демиелинизации при РС.

– Принципы работы: CNN применяют фильтры для анализа изображений на разных уровнях: от базовых структур (границ) до сложных паттернов (очагов).

– Примеры применения:

Модель U-Net: используется для сегментации очагов демиелинизации на МРТ [1; 2]. Популярная архитектура для сегментации очагов РС, показывает высокую точность (85–90%) при анализе МРТ-сканов [5].

DeepMedic: предназначена для автоматической классификации и анализа структур мозга, обеспечивая интеграцию данных из многомодальных изображений [3; 6].

Рекуррентные нейронные сети (RNN) и их вариации (LSTM)

LSTM модели применяются для анализа временных данных, таких как динамика клинических показателей пациентов с РС. Модели RNN и LSTM применяются для анализа временных данных, таких как клинические показатели и биомаркеры.

– Принципы работы: LSTM учитывают временные зависимости между данными, что делает их подходящими для анализа биомаркеров и шкалы EDSS.

– Примеры применения: Прогнозирование рецидивов РС на основе временных данных, таких как уровни нейрофиламентов (NFL) или частота симптомов [4].

– Поддержка врачебных решений при изменении терапии - рекомендации по изменению терапии в зависимости от прогнозируемого риска обострения [5].

2. Обзор инструментальных средств.

Международные продукты.

3D Slicer.

– Описание: Бесплатная платформа для обработки и визуализации медицинских изображений.

– Преимущества: возможность сегментации и анализа структур мозга, поддержка пользовательских модулей.

– Пример использования: Анализ МРТ-сканов с добавлением модуля для сегментации очагов демиелинизации.

TensorFlow.

– Описание: Популярный фреймворк для создания моделей машинного обучения.

– Преимущества: высокая гибкость для создания, прогнозирующих моделей; поддержка работы с большими наборами данных.

– Пример использования: Обучение LSTM для прогнозирования прогрессирования РС [6].

Microsoft Azure AI.

– Описание: Облачная платформа для анализа данных и машинного обучения.

– Преимущества: мощные инструменты для обработки больших объемов данных; возможность интеграции с клиническими системами.

– Пример использования: Построение предиктивной модели обострений РС на основе исторических данных пациентов.

Российские решения.

SberMedAI.

– Описание: Российская платформа для анализа медицинских изображений с применением ИИ.

– Преимущества: поддержка локальных стандартов данных; высокая точность анализа МРТ.

– Пример использования: Автоматическая сегментация и диагностика на основе МРТ.

Гамма Мультивокс ВЕБ.

– Описание: Веб-инструмент для анализа и визуализации данных лучевой диагностики.

– Преимущества: доступ через веб-интерфейс; интеграция с российскими клиническими системами.

– Пример использования: Обработка и визуализация результатов МРТ для последующей интерпретации.

3. Преимущества и ограничения технологий.

Точность.

– Современные технологии, такие как CNN и LSTM, обеспечивают высокую точность сегментации и прогнозирования. Например, точность сегментации при использовании CNN достигает 85–90% [7; 8].

– Ограничения: необходимость наличия больших объемов обучающих данных.

Адаптивность.

– Алгоритмы машинного обучения могут быть адаптированы к различным задачам, включая анализ данных РС.

– Ограничения: высокая сложность настройки моделей для новых типов данных.

Вычислительные ресурсы.

– Современные инструменты, такие как TensorFlow, требуют значительных ресурсов для обучения моделей.

– Облачные решения, такие как Azure AI, предоставляют возможность масштабирования, но их использование связано с высокими затратами.

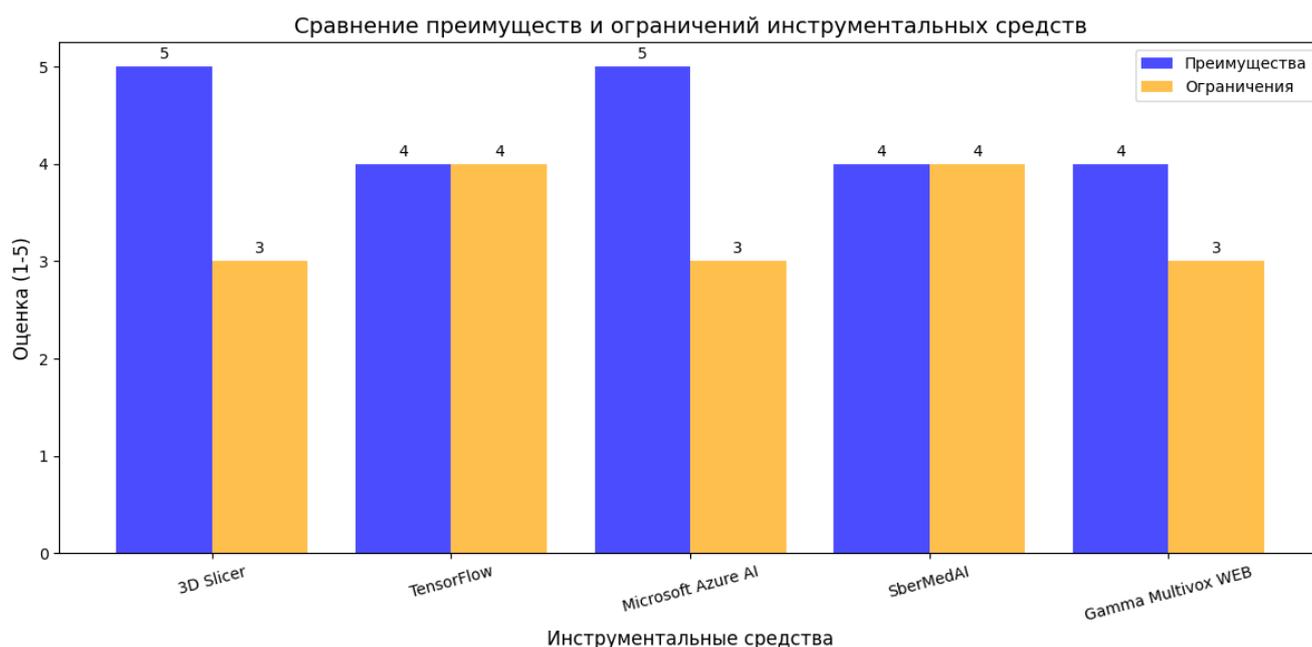


Рисунок 1. Сравнение преимуществ и ограничений инструментальных средств.

Выводы.

Технологии анализа медицинских данных, такие как CNN и LSTM, а также инструментальные средства, включая TensorFlow и SberMedAI, обладают значительным потенциалом для повышения точности диагностики и прогнозирования РС. Однако их внедрение связано с высокими требованиями к ресурсам и подготовке специалистов.

Заключение. Современные технологии анализа медицинских данных, такие как свёрточные нейронные сети (CNN) и рекуррентные нейронные сети (LSTM), предоставляют новые возможности для повышения точности диагностики и прогнозирования течения рассеянного склероза (РС). Инструментальные средства, такие как 3D Slicer, TensorFlow, SberMedAI и Гамма Мультивокс ВЕБ, обеспечивают высокую точность обработки данных, возможность интеграции с клиническими системами и адаптацию к задачам медицинской диагностики.

Однако внедрение таких технологий связано с определенными вызовами, включая необходимость значительных вычислительных ресурсов, качественных данных для обучения моделей и адаптации решений под клинические условия. Несмотря на это, интеграция адаптивных алгоритмов в системы поддержки принятия врачебных решений (СППР) может существенно улучшить качество диагностики, сократить время обработки данных и повысить уровень персонализированной медицины.

Список литературы

1. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. MICCAI, 2015.
2. Litjens G., et al. A survey on deep learning in medical image analysis. Medical Image Analysis, 2017.
3. Filippi M., et al. Magnetic resonance imaging in multiple sclerosis: The present and the future. Nature Reviews Neurology, 2018.
4. Guha Roy A., et al. QuickNAT: Segmenting Brain Structures in MRI Using Faster Deep Neural Networks. NeuroImage, 2019.
5. Thompson P. M., et al. ENIGMA and global neuroscience: A decade of large-scale studies of the brain in health and disease. NeuroImage, 2020.
6. Suresh H., et al. Clinical Time-Series Analysis for Multiple Sclerosis Relapse Prediction. ICML, 2020.
7. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory. Neural Computation, 1997.
8. Esteban C., et al. Real-valued (Medical) Time Series Generation with Recurrent Conditional GANs. NeurIPS, 2018.
9. Brosch T., et al. Deep 3D Convolutional Encoder Networks with Shortcuts for Multiscale Feature Integration Applied to Multiple Sclerosis Lesion Segmentation. Medical Image Analysis, 2018.
10. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep Learning. Nature, 2015.
11. Krasnov A.V. Машинное обучение в медицине. Издательство "Наука", 2020.
12. SberMedAI: Инструменты анализа медицинских данных. [Электронный ресурс]. URL: <https://sbermed.ai>.
13. Гамма Мультивокс ВЕБ: Обработка медицинских изображений. [Электронный ресурс]. URL: <https://gammamed-soft.ru>.
14. Reimer R., et al. Machine learning in neuroimaging. Frontiers in Neuroscience, 2019.
15. Smith S. Fast automated segmentation of multiple sclerosis lesions in magnetic resonance imaging. Neuroimage, 2021.
16. Microsoft Azure AI for Health. [Электронный ресурс]. URL: <https://azure.microsoft.com>.

17. Hauser S. L., et al. Multiple sclerosis: The interface of inflammation and neurodegeneration. Nature Reviews Neuroscience, 2017.
18. Compston A., Coles A. Multiple sclerosis. The Lancet, 2008.