

Малоэталонное развертывание предобученных МРТ-трансформеров в задачах нейровизуализации

Источник: Frontiers in AI — Medicine

Оригинал: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/frai.2026.1771088>

МРТ

диагностика

классификация

нейровизуализация

сегментация

трансформеры

Введение

Глубокое обучение на основе трансформеров продемонстрировало значительный потенциал в медицинской визуализации, однако его практическая применимость остается ограниченной из-за нехватки размеченных данных. Данное исследование направлено на разработку практического фреймворка для развертывания предобученных МРТ-трансформеров с малым количеством примеров (few-shot) в различных задачах нейровизуализации.

Методы

Мы применяем стратегию предобучения Маскированного автоэнкодера (MAE) на крупномасштабном многокогортном наборе данных МРТ головного мозга, включающем более 31 миллиона 2D-срезов, для обучения переносимых представлений. Для задач классификации используется зафиксированный энкодер MAE с легковесной линейной головкой (MAE-classify). Для сегментации мы предлагаем MAE-FUNet — гибридную архитектуру, которая объединяет предобученные вложения MAE с многоуровневыми признаками

сверточных нейронных сетей (CNN). Проведены обширные оценки на множестве наборов данных, включая NACC, ADNI, OASIS, NFBS, SynthStrip и MRBrainS18, в контролируемых условиях с малым количеством примеров.

Результаты

Предложенный фреймворк достигает передовых показателей в классификации МРТ-последовательностей, достигая точности 99,24% всего с 6 152 обучаемыми параметрами. Для задач сегментации MAE-FUnet последовательно превосходит сильные базовые модели, демонстрируя превосходные показатели Dice и IoU в бенчмарках удаления черепа и многоклассовой анатомической сегментации. Модель также демонстрирует повышенную устойчивость и стабильность в условиях ограниченного объема данных, с меньшей дисперсией показателей по сравнению с конкурирующими методами.

Обсуждение

Эти результаты подчеркивают эффективность предобученных представлений MAE для задач медицинской визуализации с малым количеством примеров. Предложенный фреймворк обеспечивает эффективное, масштабируемое и адаптивное развертывание моделей на основе трансформеров в клинических средах с ограниченным объемом данных. Объединение глобальных вложений трансформеров с локальными признаками CNN обеспечивает обобщаемую парадигму проектирования для широкого спектра приложений медицинской визуализации.

Перевод выполнен: 01.04.2026 | ai4med.ru

Машинный перевод. Рекомендуем сверять с оригиналом при клиническом использовании.