

# Обзор моделей глубокого обучения для обнаружения болезни Альцгеймера: подходы на основе МРТ и мультимодальные расширения

**Источник:** Frontiers in AI — Medicine

**Дата публикации:** 2025-06

**Оригинал:** <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/frai.2026.1707043>

МРТ

болезнь Альцгеймера

глубокое обучение

диагностика

мультимодальный анализ

нейробиология

## Введение

**Болезнь Альцгеймера (AD)** является ведущей причиной деменции во всем мире, и ранняя, надежная диагностика имеет решающее значение для своевременного вмешательства. Структурная **магнитно-резонансная томография (МРТ)** в сочетании с **глубоким обучением (DL)** стала многообещающим неинвазивным подходом для автоматизированной диагностики. В данном обзоре оцениваются модели DL, применяемые к МРТ для обнаружения AD, а также рассматриваются мультимодальные расширения (**ПЭТ, фМРТ, DTI, СМЖ** и когнитивные данные), которые дополняют конвейеры обработки на основе МРТ.

## Методы

Следуя рекомендациям **PRISMA** (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), в ходе комплексного поиска по шести базам данных (2010 - июнь 2025 г.) было выявлено 70 рецензируемых исследований, многие из которых также интегрировали мультимодальные

данные. Были извлечены и синтезированы данные об архитектурах моделей, наборах данных, предварительной обработке, протоколах валидации и сообщаемых показателях эффективности.

## Результаты

В большинстве исследований использовались **двумерные (2D)** или **трехмерные (3D) сверточные нейронные сети**; однако в недавних работах также исследовались ансамбли, **визуальные трансформеры (Vision Transformers)**, **графовые нейронные сети** и **генеративные модели**. Основным набором данных был **ADNI** (Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative), в дополнение к **OASIS**, **AIBL**, **UK Biobank** и другим использованным когортам. Задачи бинарной классификации, отличающие пациентов с клинически диагностированной болезнью Альцгеймера (AD) от когнитивно здоровых (CN) контрольных групп, последовательно демонстрировали высокую эффективность (точность >90%, **AUC** (Area Under the Curve)  $\geq 0,95$ ). Напротив, более сложные с клинической точки зрения задачи, такие как многоклассовая классификация по стадиям заболевания (**CN**, **MCI** (умеренные когнитивные нарушения), **AD**) и прогнозирование конверсии из **MCI** в **AD**, показали существенно более низкую точность (приблизительно 70–85%). Сообщаемые почти идеальные результаты (>99%) часто ограничивались наборами данных из одного центра без внешней валидации, что вызывает опасения относительно переобучения и воспроизводимости.

## Обсуждение

Немногие исследования включали дифференциальную диагностику деменции, продвинутую гармонизацию данных между сканерами или конвейеры с открытым исходным кодом. Многообещающие достижения включают **перенос обучения (transfer learning)**, мультимодальную интеграцию, методы гармонизации (такие как **ComBat**, **GANs** (генеративно-состязательные сети), диффузионные модели) и методы **объяснимого искусственного интеллекта (XAI)**. В целом, DL демонстрирует сильный потенциал для обнаружения AD на основе MPT, при этом мультимодальные входные данные дополнительно повышают эффективность.

---

---

Перевод выполнен: 15.05.2026 | ai4med.ru

Машинный перевод. Рекомендуем сверять с оригиналом при клиническом использовании.