

Совместный анализ МРТ и ПЭТ позволяет получить более полную картину патофизиологических изменений при болезни Альцгеймера. Данные базы ADNI (Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative) характеризуются гетерогенностью: неполнота мультимодальных снимков, противоречивость диагнозов и необходимость трудоемкой предобработки существенно ограничивают их использование для обучения корректных моделей [1].

Настоящая работа предлагает метод симуляции гибридной МРТ-ПЭТ модальности и восстановления непротиворечивых диагнозов для формирования мультимодального обучающего набора, пригодного для задач глубокого обучения [1].

Разработан алгоритм попиксельного совмещения МРТ и ПЭТ с последующей экстракцией мозговой ткани, симулирующий работу гибридных сканеров. Его ключевой особенностью является использование ПЭТ для сегментации мозговой ткани. В отличие от стандартных методов, выполняющих экстракцию мозга на МРТ [3], предложенный подход опирается на специфику распределения радиофармпрепарата фтордезоксиглюкозы (FDG): отсутствие накопления FDG в костной ткани обеспечивает четкую визуализацию границ мозга на ПЭТ. Это формирует маску мозга с высокой специфичностью независимо от контрастных характеристик исходного МРТ-изображения.

На первом этапе МРТ-изображения приводились к пространству MNI152 [2], далее ПЭТ совмещался с полученной МРТ с последующим ресемплингом до изотропного разрешения 2 мм. По совмещенному ПЭТ строилась бинарная маска мозга, которая применялась одновременно к обоим изображениям, обеспечивая удаление структур, не относящихся к мозговой ткани, при сохранении попиксельного соответствия. Такой подход, нехарактерный для реальных гибридных сканеров, обоснован задачами машинного обучения: очищенные от фона изображения позволяют моделям фокусироваться на диагностически значимых областях. После маскирования выполнялась Z-нормализация, и пары объединялись в 4D-тензор.

Помимо унификации изображений, для обучения моделей требуется непротиворечивость целевых меток. Клинические записи ADNI содержат пропуски, несоответствия времени и показатели неуверенности врача. Для минимизации влияния этих факторов разработан алгоритм восстановления диагнозов, учитывающий хронологическую близость визитов к датам сканирования, достоверность клинической оценки и биологическую правдоподобность траектории за-

болевания. Это позволяет сформировать набор меток, привязанный к мультимодальным изображениям и пригодный для обучения моделей классификации.

Разработанный подход обеспечил устранение ключевых ограничений при работе с данными ADNI: неполноты мультимодальных снимков, противоречивости клинических записей, а также позволил решить проблему неэффективности стандартных методов экстракции мозга для T1/T2-изображений [3].

Литература

1. Fang Z. et al. GFE-Mamba: Mamba-based AD Multi-modal Progression Assessment via Generative Feature Extraction from MCI // arXiv preprint arXiv:2407.15719. 2024
2. Fischer B., Modersitzki J. FLIRT: A Flexible Image Registration Toolbox // International workshop on biomedical image registration. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2003. P. 261–270
3. Smith S. M. BET: Brain Extraction Tool // FMRIB TR00SMS2b, Oxford Centre for Functional Magnetic Resonance Imaging of the Brain, Department of Clinical Neurology, Oxford University, John Radcliffe Hospital, Headington, UK. 2000