АНАЛИЗ АКТИВНОСТИ ГОЛОВНОГО МОЗГА С ПОМОЩЬЮ ГИБРИДНОЙ СИСТЕМЫ ЭЭГ+FNIRS И ОБЪЯСНИМОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Д.В. Фаевский

ИПМ им. М.В. Келдыша РАН, г. Москва

d.faevsky@gmail.com

Современная нейронаука, клиническая медицина и разработка интерфейсов «мозг-компьютер» в значительной степени опираются на анализ мозговой активности. Такой анализ позволяет глубже изучать когнитивные процессы, диагностировать неврологические расстройства и создавать инновационные системы взаимодействия человека с техникой.

В настоящее время наиболее распространёнными технологиями мониторинга в интерфейсах «мозг-компьютер» являются электроэнцефалография (ЭЭГ), функциональная магнитно-резонансная томография (фМРТ), магнитоэнцефалография (МЭГ) и функциональная спектроскопия в ближнем инфракрасном диапазоне (fNIRS). Каждая из этих технологий имеет свои преимущества и ограничения. Объединение нескольких методов мониторинга обеспечивает новый мультимодальный подход, который сочетает преимущества каждой технологии и позволяет преодолеть их ограничения. Гибридная система ЭЭГ-fNIRS представляет собой один из наиболее доступных и неинвазивных подходов к обработке данных, что расширяет возможности существующих приложений в интерфейсах «мозг-компьютер».

Однако каждая из используемых модальностей (ЭЭГ/fNIRS) имеет свои преимущества и недостатки. Например, электроэнцефалография (ЭЭГ) обеспечивает высокое временное разрешение, но обладает низкой пространственной точностью, тогда как fNIRS фиксирует гемодинамические изменения с лучшим пространственным разрешением, но уступает в скорости регистрации. Комбинация этих методов открывает путь к мультимодальному анализу, объединяющему электрическую активность нейронов и связанные с метаболизмом гемодинамические процессы, что повышает точность и глубину интерпретации данных.

Несмотря на перспективность мультимодальных систем, их внедрение сталкивается с серьёзными проблемами. Различия в природе сигналов fNIRS и ЭЭГ, а также их временных и пространственных характеристиках усложняют совместную обработку данных. Кроме того, алгоритмы искусственного интеллекта, применяемые для анализа, часто остаются «чёрными ящиками», что снижает доверие к результатам в критически важных областях, таких как медицина. Это определяет необходимость внедрения методов объяснимого искусственного интеллекта (XAI), способных раскрыть логику принятия решений моделями и обеспечить валидацию выводов на основе нейрофизиологических знаний.

Целью данного исследования является разработка гибридной модели для совместного анализа fNIRS и ЭЭГ, направленной на преодоление ограничений отдельных модальностей. Особый акцент сделан на интеграции методов XAI для интерпретации решений модели, что позволит не только повысить точность предсказаний, но и установить соответствие между выявленными паттернами активности мозга и известными нейрофизиологическими механизмами.

В качестве датасета в работе было использовано подмножество данных из открытого набора данных Open access dataset for simultaneous EEG and NIRS brain-computer interface (BCI) [1, 2], а именно та часть, в которой участникам была поставлена задача моторного воображения (Motor Imagery, MI). В выбранном подмножестве (датасет A) содержится информация о выполнении участниками тактильного моторного воображения (представление ощущения сжатия и разжатия руки, как будто участник держит мяч). На экране появлялась стрелка, указывающая на левую или правую сторону, что сигнализировало, какую руку нужно представлять. Задача выполнялась в течение 10 секунд, после чего следовал период отдыха (15–17 секунд). Каждая сессия включала 20 повторений (10 для левой и 10 для правой руки).

Для классификации двух состояний (представление правой и левой руки) использовалась сверточная нейронная сеть с долгой краткосрочной памятью (CNN-LSTM) – архитектура нейронной сети с временным распределением на основе данных fNIRS+ЭЭГ. Обработка данных включала фильтрацию ЭЭГ-сигналов с помощью низкочастотного фильтра Баттерворта 6-го порядка, а для fNIRS-данных выполнялось преобразование оптической плотности в изменения концентрации оксигемоглобина (HbO) и дезоксигемоглобина (HbR) с использованием модифицированного закона Бера–Ламберта с последующей аналогичной фильтрацией, маркировкой данных, устранением выбросов и нормализацией. Ключевым аспектом обработки стал выбор размера окна в 5 секунд с 20% перекрытием, что обусловлено задержкой гемодинамического ответа (0–9 секунд). Предложенная двухканальная архитектура нейросети с отдельными ветвями для обработки fNIRS (CNN/LSTM) и ЭЭГ (CNN/LSTM) продемонстрировала свою эффективность в классификации состояний моторного воображения по сравнению с унимодальным подходом.

Применение методов объяснимого искусственного интеллекта (XAI), таких как SHAP и LIME, позволило визуализировать важные временные окна для ЭЭГ и пространственные области для fNIRS, обеспечивая прозрачность принятия решений моделью. Такой подход не только повышает доверие к системе, но и открывает новые возможности для интерпретации нейрофизиологических механизмов моторного воображения, которые востребованы как в фундаментальных исследованиях, так и в клинической практике.

Список литературы:

1. Hwang H.-J., Mülle K.-R. Open Access Dataset for EEG+NIRS Single-Trial Classification // IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng., online published.
2. Blankertz B. [et al.]. The Berlin Brain-Computer Interface: Non-Medical Uses of BCI Technology // Front Neuroscience. 2010. Vol. 4. Issue 198.