

ВОСПРОИЗВОДИМАЯ ОБРАБОТКА ДАННЫХ НОСИМОГО АЙТРЕКЕРА ДЛЯ АНАЛИЗА ОКУЛОМОТОРНЫХ ПРИЗНАКОВ

Сердюков Д. В.¹, Балдина Д. Д.¹, Сафонова Л. М.¹, Грищук Е. Д.¹
Научный руководитель – канд. техн. наук, доцент Федоров Д. А.¹

¹Университет ИТМО
dvserdiukov@itmo.ru

Работа выполнена в рамках НИР №625133 «Методы, модели и архитектуры интеллектуальных сервисов и приложений»

Введение

Нарушения глазодвигательного контроля относятся к числу ранних маркеров нейродегенеративных заболеваний и умеренных когнитивных расстройств [1, 2]. Саккадические парадигмы (gap, overlap, антисаккады) позволяют количественно оценить латентность реакции, частоту ошибок направления и способность к ингибированию рефлекторных движений [3]. Однако широкое клиническое применение этих методик сдерживается методологическими барьерами. Носимые айтрекеры регистрируют данные о взгляде в координатах камеры сцены, а не стимула, что делает метрики чувствительными к движениям головы и смещению оправы [4]. Помимо этого, обработка записей, как правило, включает ручные операции: обрезку пауз, субъективное исключение артефактов. Это затрудняет воспроизводимость и межцентровое сопоставление результатов [5]. Настоящая работа посвящена разработке воспроизводимого программного конвейера, преобразующего необработанные потоки носимого айтрекера Pupil Labs Neon (200 Гц) в структурированные таблицы окуломоторных метрик на уровне отдельных проб и блоков заданий.

Основная часть

Конвейер реализует четыре последовательных этапа: нормализацию временных меток, контроль качества записи, событийную реконструкцию проб и извлечение признаков. Все пороговые значения вынесены в версионизируемый конфигурационный файл, что обеспечивает полную воспроизводимость вычислений. Каждая метрика прослеживается до конкретных временных меток событий и детерминированного графа вычислений.

Данные собраны клиническими неврологами в специализированном медицинском центре. Выборка включает записи 30 участников (здоровые добровольцы и пациенты с нейродегенеративными заболеваниями) общей длительностью около 340 минут и объемом свыше 8 миллионов строк данных взгляда и инерциальных датчиков. Каждая запись охватывает пять задач: Prediction, Gap, Overlap, Decision, Antisaccade. Измерение времени реакции по данным взгляда успешно в 80–97,5 % проб в зависимости от записи. Классический эффект gap–overlap воспроизводится устойчиво: медианная разница латентности между условиями overlap и gap составляет порядка 80 мс, что согласуется с результатами мета-анализа [1].

Оценена информативность метрик для задач машинного обучения. Классификация типа задания по окуломоторным признакам достигает сбалансированной точности 0,86. Использован Random Forest с кросс-валидацией по участникам. Наиболее информативными признаками оказались длительность пробы, факт обнаружения реакции, достижение целевого сектора и латентность взгляда. Наблюдаемая путаница между заданиями Gap и Overlap объяснима их структурным сходством. Конвейер оказался устойчив к вариациям параметров: разброс

сбалансированной точности по конфигурациям составил менее двух процентных пунктов. Надежность метрик подтверждена методом split-half с бутстрапом.

Пространственная привязка взгляда к плоскости стимула реализована на основе избыточного набора маркеров AprilTag, размещенных вокруг монитора. Для каждого кадра вычисляется поза монитора и проективное преобразование из координат камеры сцены в координаты стимула. Это позволяет корректно вычислять латеральные метрики даже при смещениях головы.

Выводы

Предложенный конвейер обеспечивает автоматизированный переход от необработанных записей носимого айтрекера к интерпретируемым окуломоторным признакам без ручного вмешательства. Воспроизводимость гарантируется событийной сегментацией проб, явной параметризацией порогов и маркерной пространственной привязкой. Конвейер спроектирован для интеграции в клиент-серверный рабочий процесс, позволяющий клиницистам получать результаты вскоре после сбора данных. В перспективе планируется дополнить глазодвигательный модуль анализом речевых характеристик для формирования мультимодального инструмента когнитивного скрининга [6].

Литература

1. Opwonya J., Doan D. N. T., Kim S. G. et al. Saccadic Eye Movement in Mild Cognitive Impairment and Alzheimer's Disease: A Systematic Review and Meta-Analysis // *Neuropsychology Review*. 2022. Vol. 32, no. 2. P. 193–227. <https://doi.org/10.1007/s11065-021-09495-3>
2. Sekar A., Panouillères M. T. N., Kaski D. Detecting Abnormal Eye Movements in Patients with Neurodegenerative Diseases — Current Insights // *Eye and Brain*. 2024. Vol. 16. P. 3–16. <https://doi.org/10.2147/EB.S384769>
3. Magnúsdóttir B. B. et al. Cognitive Measures and Performance on the Antisaccade Eye Movement Task // *Journal of Cognition*. 2019. Vol. 2, no. 1. <https://doi.org/10.5334/joc.52>
4. Niehorster D. C., Santini T., Hessels R. S. et al. The Impact of Slippage on the Data Quality of Head-Worn Eye Trackers // *Behavior Research Methods*. 2020. Vol. 52, no. 3. P. 1140–1160. <https://doi.org/10.3758/s13428-019-01307-0>
5. Niehorster D. C., Hessels R. S., Nyström M. et al. gazeMapper: A Tool for Automated World-Based Analysis of Gaze Data // *Behavior Research Methods*. 2025. Vol. 57, no. 7, Article 188. <https://doi.org/10.3758/s13428-025-02704-4>
6. Xu Y., Zhang C., Pan B. et al. A Portable and Efficient Dementia Screening Tool Using Eye Tracking Machine Learning and Virtual Reality // *npj Digital Medicine*. 2024. Vol. 7, Article 219. <https://doi.org/10.1038/s41746-024-01206-5>