

УДК 004.8

DOI 10.24412/2413-7383-123-133

В. Р. Романюк

Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации Российской академии наук
199178, г. Санкт-Петербург, 14 линия, 39

ПРИНЦИПЫ ПОСТРОЕНИЯ СИСТЕМЫ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ГЛАЗОДВИГАТЕЛЬНОЙ АКТИВНОСТИ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ МОБИЛЬНОГО ПОРТАТИВНОГО ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАФА

V.R. Romaniuk

SPC RAN

199178, Saint-Peterburg, 14 line, 39

PRINCIPLES OF DEVELOPING A SYSTEM FOR DETERMINING EYE MOVEMENT ACTIVITY BASED ON DATA FROM A MOBILE PORTABLE ELECTROENCEPHALOGRAPH

Движения глаз играют важную роль в когнитивных процессах человека, что делает их объектом интереса в широком спектре научных и прикладных областей. Традиционные методы отслеживания глаз имеют большую точность, но обладают ограничениями, связанными с использованием камер или их аналогов. В этой работе предлагаются принципы построения системы для определения глазодвигательной активности на основе данных мобильного портативного электроэнцефалографа (ЭЭГ), что позволяет преодолеть эти ограничения. В основе построения системы лежат методы машинного обучения, такие как сети долгой краткосрочной памяти (LSTM) и сверточные нейронные сети (CNN). Важными аспектами разработки являются предварительная обработка сигналов, фильтрация, нормализация данных и выделение признаков. Представленные принципы создают основу для разработки систем определения движений глаз, применимых в естественных условиях.

Ключевые слова: ЭЭГ, глазодвигательная активность, машинное обучение.

Eye movements play an important role in human cognitive processes, making them a subject of interest across a wide range of scientific and applied fields. Traditional eye-tracking methods offer high accuracy but have limitations related to the use of cameras or their equivalents. This paper proposes principles for developing a system to detect eye movement activity based on data from mobile, portable electroencephalograph (EEG), which allows overcome these limitations. The system design is based on machine learning methods such as Long Short-Term Memory (LSTM) networks and Convolutional Neural Networks (CNN). Key aspects of development include signal preprocessing, filtering, data normalization, and feature extraction. The proposed principles lay the foundation for developing eye movement detection systems applicable in natural environments.

Key words: EEG, eye movement activity, machine learning

Введение

Движения глаз играют ключевую роль во взаимодействии человека с окружающим миром, отражая широкий спектр когнитивных процессов, таких как внимание, восприятие и принятие решений. Способность отслеживать и классифицировать движения глаз открывает новые перспективы для применения в областях взаимодействия человека с компьютером, нейрофизиологических исследованиях и технологиях поддержки человеческой деятельности. Традиционные методы отслеживания глаз, основанные на оптических устройствах для определения направления взгляда и глазной активности, обеспечивают ценные данные, но имеют ряд ограничений - зависимость от внешних камер и видимости маркеров, используемых для отслеживания [1].

Электроэнцефалография — это неинвазивная технология записи электрической активности мозга, которая предоставляет обширные возможности для изучения нейронных процессов, лежащих в основе движений глаз. Данные ЭЭГ позволяют глубже понять физиологические и когнитивные состояния человека [2], что делает её полезной в таких областях, как распознавание эмоций, оценка когнитивной нагрузки и исследования сна [3], [4]. В отличие от устройств оптического отслеживания глаз, которые фиксируют только видимые движения взгляда, ЭЭГ предоставляет прямую информацию о электрической активности мозга, что делает её универсальным инструментом для исследования нейронных основ движений глаз и связанных процессов.

Электроэнцефалография (ЭЭГ) и электроокулография (ЭОГ) - два метода, которые можно использовать для отслеживания движений глаз. ЭОГ измеряет корнеоретиновый потенциал, существующий между передней и задней частью глаза. При движении глаз этот потенциал создаёт сигнал, который фиксируется электродами, размещёнными вокруг глаз. Обычно электроды устанавливают возле внешних уголков глаз для измерения горизонтальных движений и над/под глазами для измерения вертикальных движений. Таким образом, ЭОГ предоставляет прямой метод отслеживания движений глаз. ЭЭГ, хотя и предназначена для записи мозговой активности, также способна фиксировать электрические потенциалы, возникающие при движении глаз, благодаря поверхностной проводимости. При движении глаз генерируются электрические сигналы, которые могут быть зафиксированы ЭЭГ-электродами на коже головы. Хотя ЭЭГ не является специализированным инструментом для отслеживания движений глаз, она может предоставлять важные данные благодаря этим сигналам.

В продолжение нашей предыдущей работы [5], посвящённой анализу движений глаз на основе ЭЭГ, эта работа посвящена разработке принципов построения системы для определения глазодвигательной активности на основе данных мобильного портативного ЭЭГ. В рамках работы исследуются методы обработки сигналов, выделения ключевых признаков, а также подходы к определению глазных движений. Эти принципы могут послужить основой для создания эффективных систем, применимых в условиях повседневного использования и естественного окружения.

Современное состояние исследований

Классификация движений глаз чаще всего основывается на оптических системах отслеживания, которые фиксируют направление взгляда для анализа глазных движений, таких как фиксации и саккады. Фиксации и саккады являются двумя основными компонентами поведения взгляда человека. Фиксацией считается момент, когда глаза остаются относительно неподвижными и сосредоточены на определенном объекте или области, обычно отражая умственные процессы - обращение повышенного

внимания, анализ представленной информации или происходящего события. Саккады, с другой стороны, представляют собой стремительные движения глаз, которые переводят направление взгляда между фиксациями, позволяя глазам быстро сканировать поле зрения человека. Идентификация и классификация этих движений предоставляют ключевую информацию о когнитивных функциях и поведении [6]. К примеру, авторы работы [7] представляют всесторонний обзор технологий отслеживания взгляда и их применения в реальных взаимодействиях, показывая важность точной классификации движений глаз как в исследовательских, так и в практических приложениях.

Системы на основе ЭЭГ открыли новые возможности для анализа движений глаз без использования внешних камер. Авторы работы [8] показали сильную корреляцию между ЭЭГ и движениями глаз при намерении захвата какого-то предмета, со значением коэффициента корреляции Пирсона 0.81 среди 9 человек и без статистически значимых отличий в сигналах. В работе [9] показано, что метод электроокулографии позволяет точно анализировать амплитуду и направление фиксаций, а также динамику саккад. Авторы работы [10] использовали 64-канальный ЭЭГ для отслеживания положения взгляда со средней точностью $1,008^\circ$ угла зрения. Авторы работы [11] подтвердили, что как оптические, так и ЭЭГ-методы отслеживания взгляда подходят для оценки времени обработки информации у отдельных участников исследования.

Некоторые исследования объединяют данные ЭЭГ и отслеживания взгляда для повышения точности классификации. Авторы работы [12] предложили метод, интегрирующий сигналы ЭЭГ с оптическими данными отслеживания взгляда для классификации умственной нагрузки во время выполнения различных задач. Их исследование показало, что сочетание этих двух источников данных улучшило общую точность классификации по сравнению с использованием любого из источников данных по отдельности, что свидетельствует о потенциале гибридных систем в нейрокогнитивных исследованиях. В работе [13] используется система, улучшающая точность отслеживания взгляда, полученного с помощью оптических устройств, путем интеграции сигнала ЭЭГ. Результаты показали повышение точности как при взгляде ближе к месту расположения стационарного устройства отслеживания взгляда, так и при приближении взгляда к границам действия устройства.

Авторы статьи [14] представляют новую систему взаимодействия человек-компьютер на основе как ЭОГ, так и ЭЭГ и проверяют эффективность предложенной системы в различных онлайн-экспериментах. Один из них направлен на управление многофункциональным гуманоидным роботом, а другой — на управление четырьмя мобильными роботами. В обоих экспериментах участники смогли эффективно выполнять задачи с использованием предложенного интерфейса, при этом лучшее время выполнения относительно короткое и близко к тому, которое достигается ручным управлением.

Традиционные системы ЭЭГ, использующие влажные электроды и лабораторные установки, успешно фиксируют движения глаз и активность мозга, но их использование ограничено контролируемыми условиями из-за размера, сложности настройки и чувствительности к внешним помехам. Эти системы, хотя и точны, не практичны для использования в повседневной жизни или для длительного мониторинга, что ограничивает их применимость в реальных сценариях. Появление носимых технологий ЭЭГ решило эти проблемы, предоставив более портативное и удобное решение.

Одной из самых больших проблем при использовании ЭЭГ на основе носимых устройств является качество сигнала. В отличие от традиционных систем, носимые устройства, такие как BrainBit, используют сухие электроды, которые часто страдают

от плохого качества контакта, что приводит к получению сигнала с сильным зашумлением. Кроме того, уменьшенное количество электродов в носимых системах ограничивает объем данных о мозговой активности, что затрудняет выделение информации, необходимой для точной классификации сложных поведений. Авторы работы [15] рассуждали об оптимальном размещении электродов носимых устройств ЭЭГ для выполнения различных задач. Носимые устройства ЭЭГ также более подвержены артефактам движений, когда движения тела или изменение положения электродов вносят значительный шум, что также усложняет анализ данных [16].

В статье [17] рассмотрены проблемы декомпозиции независимых компонентов (ICA) как в мобильных, так и в стационарных экспериментах с использованием ЭЭГ. Они пришли к выводу, что в мобильных экспериментах выявляется меньшее количество независимых компонентов, но очистка данных с помощью ICA оказалась функциональной даже при низкой плотности каналов. Авторы работы [18] рассмотрели источники артефактов движения и предложили методы их уменьшения с помощью различных электродов, аналоговых устройств и процессов обработки сигнала для данных, собранных с помощью носимых ЭЭГ.

Несмотря на эти трудности, носимые системы ЭЭГ предлагают гибкий и портативный подход к изучению активности мозга в повседневных условиях. Несколько исследований продемонстрировали потенциал носимых устройств ЭЭГ для различных приложений, среди которых мониторинг психического состояния и оценку когнитивной нагрузки. Например, авторы работы [19] продемонстрировали способность носимых ЭЭГ устройств как отслеживать физиологические сигналы, связанные со сном, так и точно обрабатывать их для определения стадий сна. А в статье [20] авторы совместили технологию виртуальной реальности и измерения ЭЭГ с носимых устройств с гибким размещением электродов для использования в дальнейших исследованиях. Авторы работы [21] показали, что портативные, недорогие системы ЭЭГ могут использоваться для исследований вызванных потенциалов без маркеров событий, эффективно идентифицируя ключевые компоненты в экспериментах. В статье [22] использовали носимый ЭЭГ в виде наушников для классификации P300 потенциалов, вызванных событием, и достигли точности выше 80%.

В последнее время техники глубокого обучения стали применяться к данным ЭЭГ для задач классификации движений глаз. Так, например, в работе [23] авторы рассуждали о применении глубокого обучения в обработке данных ЭЭГ за последние десять лет. Сети долгой краткосрочной памяти (LSTM), в частности, продемонстрировали перспективы в улавливании временных зависимостей в последовательных данных ЭЭГ. Например, авторы работы [24] использовали сети LSTM для классификации психических состояний на основе сигналов ЭЭГ, достигнув улучшенной точности по сравнению с традиционными моделями машинного обучения. Другие методы также используются, в работе [25] производится определения движения глаз с помощью метода K ближайших соседей с точностью 95%. Авторы работы [26] объединили LSTM и сверточные нейронные сети (CNN) для распознавания эмоций на основе данных ЭЭГ. Их модель достигла точности 97% на общедоступном наборе данных.

Современные исследования демонстрируют значительный прогресс в области анализа данных ЭЭГ, особенно с использованием методов глубокого обучения. Многие работы успешно применяют ЭЭГ для предсказаний активности глаз в лабораторных условиях. В то же время, носимые устройства ЭЭГ открывают новые перспективы для получения в естественных условиях, однако исследователями упоминаются проблемы, возникающие при использовании носимых устройств, среди которых снижение качества сигнала и возникновение нежелательных артефактов.

Таблица 1
Сравнительный анализ исследований, использующих ЭЭГ как источник данных

Исследование	Объект поиска	Поиск глазных движений	Метод	Машинное обучение	Мобильный ЭЭГ	Частотный фильтр	Удаление артефактов	Нормализация	Характеристики ЭЭГ	Размер окна последовательности ЭЭГ
[3]	Психическое состояние	Нет	Метод опорных векторов	Да	Да	1-50Гц	ICA	Используют относительные признаки	Признаки временной области, признаки частотной области и нелинейные признаки	1 секунда
[4]	Эмоция	Нет	BLSTM с вниманием	Да	Нет	0.5-50Гц	Выбор каналов, ICA	Нет	Дифференциальная энтропия	1 секунда
[8]	Намерение движения захвата	Нет	Случайный лес, метод k ближайших соседей, метод опорных векторов, популяционная регрессия, линейный дискриминантный анализ	Да	Нет	0.5-40Гц	ICA, с помощью ЭЭГ	Да	Стандартное отклонение, спектральная энтропия, фрагментальная размерность, параметры Хьюрта	4 секунды
[9]	Фиксации, саккады, моргание	Да	PCA	Нет	Нет	0.01-250Гц	Нет	Да	Сырые данные	1.5 секунды
[10]	Направление взгляда	Да	Линейная регрессия	Да	Нет	0.1-50Гц	Нет	Да	SOBI, DANKS	
[11]	Фиксации, саккады	Да	Алгоритмическое вычисление	Нет	Нет	0-20Гц	Нет	Да	Сырые данные	
[12]	Расстройство аутистического спектра	Нет	Метод опорных векторов	Да	Нет	0.5-45Гц	Нет	Используют относительные признаки	Спектральная плотность мощности	
[13]	Точка вора из задачи	Да	Байесовская интеграция данных отслеживания глаз и ЭЭГ	Нет	Да	5-100Гц	Нет	Нет	Канонический корреляционный анализ	
[14]	Команды роботу	Нет	Линейный дискриминантный анализ	Да	Нет	0.1-30Гц	Нет	Нет	Скорость, амплитуда и продолжительность	
[15]	Эмоция	Нет	Метод опорных векторов	Да	Нет, подбор различных конфигураций электродов, записанный	1-55Гц	Удаление морганий	Нет	Спектральная плотность мощности, DASM, RASM, параметры Хьюрта, энтропия Шеннона,	

[17]	Ключевые факторы улучшения анализа ЭЭГ	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	0.5-250Гц	Нет	Нет	Используют относительные признаки	Сырые данные	показатель Херста, сложность Колмогорова, кумулянты высоких порядков, общий пространственный шаблон	250-450 миллисекунд после события
[19]	Вид сна	Нет	Да	Да	Нет	Да	Да	Да	0.4-35Гц	Нет	Нет	Используют относительные признаки	Сырые данные	Спектральная плотность мощности различных диапазонов мозговых волн и их соотношение	
[21]	Компоненты потенциала, вызванного событием	Нет	Нет	Нет	Нет	Да	Да	Да	0.1-15Гц	Нет	Нет	Используют относительные признаки	Средняя амплитуда пика	Средняя амплитуда пика	
[22]	Вид Р300	Нет	Нет	Да	Да	Да	Да	Да	1-30Гц	Нет	Нет	Используют относительные признаки	Потенциал, вызванный событием	Потенциал, вызванный событием	250-450 миллисекунд после события
[24]	Движения рук	Нет	Да	Нет	Да	Нет	Нет	Нет	0.5-70Гц	Нет	Нет	Да	Среднее, дисперсия, асимметрия, эксцесс, нулевые пересечения, абсолютная площадь под сигналом, расстояние "пик-пик", ASD	Среднее, дисперсия, асимметрия, эксцесс, нулевые пересечения, абсолютная площадь под сигналом, расстояние "пик-пик", ASD	
[25]	Эмоции	Нет	Да	Нет	Да	Нет	Нет	Нет	0-75Гц	Нет	Нет	Нет	Сырые данные	Дифференциальная энтропия	
[26]	Открытые-закрытые глаза	Да	Да	Не указано	Да	Не указано	Не указано	Не указано	Нет	Нет	Нет	Нет	Сырые данные	Сырые данные	

Современные исследования показывают значительный прогресс в области анализа глазодвигательной активности с использованием ЭЭГ. Разработаны различные подходы к классификации движений глаз, начиная от традиционных алгоритмов машинного обучения и заканчивая более современными методами глубокого обучения. Эти исследования демонстрируют возможности точного анализа фиксации, саккад и других движений глаз в лабораторных условиях. При этом активно исследуются методы улучшения точности и минимизации артефактов, особенно в условиях использования мобильных ЭЭГ-устройств.

Чтобы обобщить различные подходы и методы, использованные в исследованиях для определения глазодвигательной активности с помощью ЭЭГ, в таблице 1 представлены ключевые параметры и характеристики, применяемые в этих работах. Таблица позволяет наглядно сравнить методы классификации, параметры сигналов и используемые технологии.

Принципы построения системы для определения глазодвигательной активности

Построение системы для определения глазодвигательной активности на основе данных мобильного портативного электроэнцефалографа должно базироваться на следующих ключевых принципах.

Первый принцип заключается в использовании методов машинного обучения. Алгоритмы машинного обучения, такие как сети долгой краткосрочной памяти (LSTM) и сверточные нейронные сети (CNN) широко применяются для анализа данных ЭЭГ [4], [19], [24], [25]. Эти методы помогают классифицировать движения глаз, такие как фиксации и саккады, так как способны выявлять сложные взаимосвязи в последовательных данных ЭЭГ с большей точностью чем аналитические модели.

Второй принцип состоит в предварительной обработке сигналов и фильтрации, которые используются почти во всех работах из таблицы 1. Ключевым шагом в обработке сигналов ЭЭГ является использование частотных фильтров для выделения полезной информации и снижения уровня шумов и артефактов. Важно правильно установить границы частотных фильтров: обычно используется полоса частот от 0,5 до 40 Гц, но в задачах определения глазодвигательной активности начало диапазона увеличивается, от 0–0.1 до 20–40 Гц. Это позволяет фильтровать артефакты низких частот, такие как дрейф базовой линии, и высокочастотные помехи, которые могут исказить данные. Точная настройка границ фильтрации позволяет получить более чистые сигналы для последующей классификации.

Третий принцип предполагает нормализацию данных [3], [8-12], [19], [24]. Для корректного анализа данных ЭЭГ необходимо провести нормализацию сигналов. Это особенно важно при работе с данными, полученными от разных пользователей, чтобы минимизировать вариации, вызванные индивидуальными особенностями физиологии. Нормализация помогает привести данные к единому масштабу, что делает алгоритмы машинного обучения более устойчивыми и точными при обработке сигналов.

Четвертый принцип предусматривает выделение признаков [3], [4], [8], [10], [12-15], [19], [21], [22], [24], [25]. Эффективное выделение признаков из сигналов ЭЭГ играет ключевую роль в повышении точности классификации движений глаз. Основные признаки включают в себя спектральную плотность мощности, временные характеристики, такие как среднее, дисперсия, а также нелинейные признаки, такие как энтропия и фрактальная размерность. Но также, в некоторых задачах, могут использоваться сырые данные, если модель способна найти зависимость в них.

Пятый принцип заключается в использовании временных окон [3], [4], [8], [9], [22]. Для классификации движений глаз важно выбирать правильные временные окна, в которых анализируются данные ЭЭГ. Оптимальная длина окна позволяет захватывать все ключевые особенности движений глаз, такие как продолжительность саккад или фиксаций. Например, окна длительностью 1–4 секунды часто используются для анализа кратковременных состояний, таких как эмоции, при этом больший размер окна может давать лучшее представление о когнитивных состояниях. Глазные движения – достаточно короткие по продолжительности, окно в таких случаях не превышает 0.5 секунды.

Выводы

В данной работе были рассмотрены основные принципы создания системы для определения глазодвигательной активности на основе данных мобильного портативного ЭЭГ. Применение методов машинного обучения в сочетании с техниками обработки сигналов ЭЭГ, такими как фильтрация и нормализация, позволяет эффективно определять движения глаз, такие как фиксации и саккады. Выделение признаков и выбор оптимальных временных окон для анализа данных также играют ключевую роль в обеспечении высокой точности. Предложенные принципы направлены на создание эффективной системы для анализа глазодвигательной активности с использованием ЭЭГ.

Дальнейшая работа в этом направлении будет посвящена разработке системы предсказания глазодвигательной активности на основе интеллектуального анализа данных мобильного портативного электроэнцефалографа с использованием реальных данных.

Список литературы

1. Valtakari, N., Hooge, I., Viktorsson, C., Nyström, P., Falck-Ytter, T. & Hessels, R. Eye tracking in human interaction: Possibilities and limitations. // *Behavior Research Methods*. 2021. vol. 53.
2. Глеклер Э.В., Кашевник А.М., Шемякина Н.В., Нагорнова Ж.В., Брак И.В., Станкевич А.С. Сервис гибридного анализа электрической активности мозга и видеотрекинга состояния человека // *Информационные технологии и вычислительные системы*. 2023. № 4. С. 72-85.
3. Zirui Li, Xiaer Xiahou, Gaotong Chen, Shuolin Zhang, Qiming Li. EEG-based detection of adverse mental state under multi-dimensional unsafe psychology for construction workers at height // *Developments in the Built Environment*. 2024. vol. 19. p. 100513.
4. Jingyi Wang, Zhiqun Wang, Guiran Liu. Recording brain activity while listening to music using wearable EEG devices combined with Bidirectional Long Short-Term Memory Networks // *Alexandria Engineering Journal*. 2024. vol. 109. pp. 1-10.
5. Романюк В.Р., Кашевник А.М. Метод интеллектуальной локализации взгляда на основе анализа ЭЭГ с использованием носимой головной повязки // *Информатика и автоматизация*. 2024. № 2 (23). С. 521-541.
6. Penedo T., Rodrigues S., Gotardi G., Simieli L., Barela J., Polastri P., Barbieri F. Gaze behavior data in the vitrine of human movement science: considerations on eye-tracking technique // *Brazilian Journal Of Motor Behavior*. 2023. vol. 17. pp. 75-88.
7. Martinez-Marquez D., Pingali S., Panuwatwanich K., Stewart R., Mohamed S. Application of eye tracking technology in aviation, maritime, and construction industries: A systematic review // *Sensors (Basel)*. 2021. vol. 21. p. 4289.
8. Lin, C., Zhang, C., Xu, J., Liu, R., Leng, Y. & Fu, C. Neural Correlation of EEG and Eye Movement in Natural Grasping Intention Estimation. // *IEEE Transactions On Neural Systems And Rehabilitation Engineering*. 2023. vol. 31. pp. 4329-4337.
9. Jia Y., Tyler C. Measurement of saccadic eye movements by electrooculography for simultaneous EEG recording // *Behavior Research Methods*. 2019. vol. 51.
10. Sun R., Cheng A., Chan C., Hsiao J., Privitera A., Gao J., Fong C., Ding R., Tang A. Tracking gaze position from EEG: Exploring the possibility of an EEG-based virtual eye-tracker // *Brain And Behavior*. 2023. vol. 13.

11. Müller J., Wendt D., Kollmeier B., Brand T. Comparing eye tracking with electrooculography for measuring individual sentence comprehension duration // *PLoS ONE*. 2016. vol. 11.
12. Kang J., Han X., Song J., Niu Z., Li X. The identification of children with autism spectrum disorder by SVM approach on EEG and eye-tracking data // *Comput. Biol. Med.* 2020. vol. 120. p. 103722.
13. Armengol-Urpi, A., Salazar-Gómez, A. & Sarma, S. Brainwave-Augmented Eye Tracker: High-Frequency SSVEPs Improves Camera-Based Eye Tracking Accuracy. // *International Conference On Intelligent User Interfaces, Proceedings IUI*. 2022. №2. pp. 258-276.
14. Ma J., Zhang Y., Cichocki A., Matsuno F. A novel EOG/EEG hybrid human-machine interface adopting eye movements and ERPs: Application to robot control // *IEEE Transactions On Biomedical Engineering*. 2015. vol. 62.
15. Park S., Han C., Im C. Design of wearable EEG devices specialized for passive brain-computer interface applications // *Sensors (Switzerland)*. 2020. vol. 20.
16. Biasucci A., Franceschiello B., Murray M. Electroencephalography // *Current Biology*. 2019. vol. 29.
17. Klug M., Gramann K. Identifying key factors for improving ICA-based decomposition of EEG data in mobile and stationary experiments // *Eur. J. Neurosci.* 2021. vol. 54. pp. 8406-8420.
18. Seok D., Lee S., Kim M., Cho J., Kim C. Motion Artifact Removal Techniques for Wearable EEG and PPG Sensor Systems // *Frontiers In Electronics*. 2021. vol. 2.
19. Arnal P., Thorey V., Debellemanniere E., Ballard M., Bou Hernandez A., Guillot A., Jourde H., Harris M., Guillard M., Van Beers P., Chennaoui M., Sauvet F. The Dreem Headband compared to polysomnography for electroencephalographic signal acquisition and sleep staging // *Sleep*. 2020. vol. 43. p. zsa097.
20. Yu Z., Guo S. A low-cost, wireless, 4-channel EEG measurement system used in virtual reality environments // *HardwareX*. 2024. vol. 17.
21. Krigolson O., Williams C., Norton A., Hassall C., Colino F. Choosing MUSE: Validation of a low-cost, portable EEG system for ERP research // *Frontiers In Neuroscience*. 2017. vol. 11.
22. Ladouce, S., Pietzker, M., Manzey, D., & Dehais, F. (2024). Evaluation of a headphones-fitted EEG system for the recording of auditory evoked potentials and mental workload assessment // *Behavioural Brain Research*. 2024. vol. 460. <https://doi.org/10.1016/j.bbr.2023.114827>
23. Gong S., Xing K., Cichocki A., Li J. Deep Learning in EEG: Advance of the Last Ten-Year Critical Period // *IEEE Transactions On Cognitive And Developmental Systems*. 2022. vol. 14.
24. Zhang G., Davoodnia V., Sepas-Moghaddam A., Zhang Y., Etemad A. Classification of hand movements from EEG using a deep attention-based LSTM network // *IEEE Sensors Journal*. 2019. vol. 20. pp. 3113-3122.
25. Narayanan, A. Using EEG Data to Detect Eye Movement. // *Journal Of Student Research*. 2023. vol. 12.
26. Iyer, A., Das, S., Teotia, R., Maheshwari, S. & Sharma, R. CNN and LSTM based ensemble learning for human emotion recognition using EEG recordings. // *Multimedia Tools And Applications*. 2023. vol. 82.

References

1. Valtakari, N., Hooge, I., Viktorsson, C., Nyström, P., Falck-Ytter, T. & Hessels, R. Eye tracking in human interaction: Possibilities and limitations. // *Behavior Research Methods — 2021 — vol. 53*.
2. Glekler E.V., Kashevnik A.M., Shemyakina N.V., Nagornova ZH.V., Brak I.V., Stankevich A.S. Human State Analysis Service: Brain Electrical Activity and Video Tracking // *Journal Of Information Technologies And Computing Systems — 2023 — vol. 3 — pp. 72-85*.
3. Zirui Li, Xiaer Xiahou, Gaotong Chen, Shuolin Zhang, Qiming Li. EEG-based detection of adverse mental state under multi-dimensional unsafe psychology for construction workers at height // *Developments in the Built Environment — 2024 — vol. 19 — p. 100513*.
4. Jingyi Wang, Zhiqun Wang, Guiran Liu. Recording brain activity while listening to music using wearable EEG devices combined with Bidirectional Long Short-Term Memory Networks // *Alexandria Engineering Journal — 2024 — vol. 109 — pp. 1-10*.
5. Romaniuk V.R., Kashevnik A.M. Intelligent Eye Gaze Localization Method Based on EEG Analysis Using Wearable Headband // *Informatics and Automation — 2024 — vol. 23 — pp. 521-541*.
6. Penedo T., Rodrigues S., Gotardi G., Simieli L., Barela J., Polastri P., Barbieri F. Gaze behavior data in the vitrine of human movement science: considerations on eye-tracking technique // *Brazilian Journal Of Motor Behavior — 2023 — vol. 17 — pp. 75-88*.
7. Martinez-Marquez D., Pingali S., Panuwatwanich K., Stewart R., Mohamed S. Application of eye tracking technology in aviation, maritime, and construction industries: A systematic review // *Sensors (Basel) — 2021 — vol. 21 — p. 4289*.
8. Lin, C., Zhang, C., Xu, J., Liu, R., Leng, Y. & Fu, C. Neural Correlation of EEG and Eye Movement in Natural Grasping Intention Estimation. // *IEEE Transactions On Neural Systems And Rehabilitation Engineering — 2023 — vol. 31 — pp. 4329-4337*.

9. Jia Y., Tyler C. Measurement of saccadic eye movements by electrooculography for simultaneous EEG recording // *Behavior Research Methods* — 2019 — vol. 51.
10. Sun R., Cheng A., Chan C., Hsiao J., Privitera A., Gao J., Fong C., Ding R., Tang A. Tracking gaze position from EEG: Exploring the possibility of an EEG-based virtual eye-tracker // *Brain And Behavior* — 2023 — vol. 13.
11. Müller J., Wendt D., Kollmeier B., Brand T. Comparing eye tracking with electrooculography for measuring individual sentence comprehension duration // *PLoS ONE* — 2016 — vol. 11.
12. Kang J., Han X., Song J., Niu Z., Li X. The identification of children with autism spectrum disorder by SVM approach on EEG and eye-tracking data // *Comput. Biol. Med.* — 2020 — vol. 120 — p. 103722.
13. Armengol-Urpi, A., Salazar-Gómez, A. & Sarma, S. Brainwave-Augmented Eye Tracker: High-Frequency SSVEPs Improves Camera-Based Eye Tracking Accuracy. // *International Conference On Intelligent User Interfaces, Proceedings IUI* — 2022 — №2 — pp. 258-276.
14. Ma J., Zhang Y., Cichocki A., Matsuno F. A novel EOG/EEG hybrid human-machine interface adopting eye movements and ERPs: Application to robot control // *IEEE Transactions On Biomedical Engineering* — 2015 — vol. 62.
15. Park S., Han C., Im C. Design of wearable EEG devices specialized for passive brain-computer interface applications // *Sensors (Switzerland)* — 2020 — vol. 20.
16. Biasiucci A., Franceschiello B., Murray M. Electroencephalography // *Current Biology* — 2019 — vol. 29.
17. Klug M., Gramann K. Identifying key factors for improving ICA-based decomposition of EEG data in mobile and stationary experiments // *Eur. J. Neurosci.* — 2021 — vol. 54 — pp. 8406-8420.
18. Seok D., Lee S., Kim M., Cho J., Kim C. Motion Artifact Removal Techniques for Wearable EEG and PPG Sensor Systems // *Frontiers In Electronics* — 2021 — vol. 2.
19. Arnal P., Thorey V., Debellemanni E., Ballard M., Bou Hernandez A., Guillot A., Jourde H., Harris M., Guillard M., Van Beers P., Chennaoui M., Sauvet F. The Dreem Headband compared to polysomnography for electroencephalographic signal acquisition and sleep staging // *Sleep* — 2020 — vol. 43 — p. zsa097.
20. Yu Z., Guo S. A low-cost, wireless, 4-channel EEG measurement system used in virtual reality environments // *HardwareX* — 2024 — vol. 17.
21. Krigolson O., Williams C., Norton A., Hassall C., Colino F. Choosing MUSE: Validation of a low-cost, portable EEG system for ERP research // *Frontiers In Neuroscience* — 2017 — vol. 11.
22. Ladouce, S., Pietzker, M., Manzey, D., & Dehais, F. (2024). Evaluation of a headphones-fitted EEG system for the recording of auditory evoked potentials and mental workload assessment // *Behavioural Brain Research* — 2024 — vol. 460. — <https://doi.org/10.1016/j.bbr.2023.114827>
23. Gong S., Xing K., Cichocki A., Li J. Deep Learning in EEG: Advance of the Last Ten-Year Critical Period // *IEEE Transactions On Cognitive And Developmental Systems* — 2022 — vol. 14.
24. Zhang G., Davoodnia V., Sepas-Moghaddam A., Zhang Y., Etemad A. Classification of hand movements from EEG using a deep attention-based LSTM network // *IEEE Sensors Journal* — 2019 — vol. 20 — pp. 3113-3122.
25. Narayanan, A. Using EEG Data to Detect Eye Movement. // *Journal Of Student Research* — 2023 — vol. 12.
26. Iyer, A., Das, S., Teotia, R., Maheshwari, S. & Sharma, R. CNN and LSTM based ensemble learning for human emotion recognition using EEG recordings. // *Multimedia Tools And Applications* — 2023 — vol. 82.

RESUME

V.R. Romaniuk

Principles of Developing a System for Determining Eye Movement Activity Based on Data from a Mobile Portable Electroencephalograph

Eye movements play a vital role in cognitive processes such as perception, attention, and decision-making, making them important in fields like neuroscience, psychology, and human-computer interaction. Traditional optical eye-tracking systems, while highly accurate, have limitations due to their reliance on external cameras and environmental conditions. Electroencephalography (EEG) offers a non-invasive alternative to capture eye movement activity by measuring electrical brain signals.

This study outlines the principles for developing a system to detect eye movement activity using data from mobile, portable EEG devices. Key principles include the use of machine learning algorithms, such as Long Short-Term Memory (LSTM) networks and Convolutional Neural Networks (CNN), which are capable of analyzing the sequential nature of EEG data. Additionally, signal preprocessing techniques, including filtering, normalization, feature extraction, and using time windows, are crucial to improve the quality of the data and enhance the accuracy of eye movement detection.

The proposed principles form a foundation for effective eye movement classification using EEG data, enabling the detection of movements such as fixations and saccades with high accuracy. These methods highlight the potential for portable EEG devices to track eye movements outside controlled environments.

By defining core principles involving machine learning and signal processing, this work establishes a framework for developing an EEG-based eye movement detection system. These principles can lead to the creation of efficient, portable systems applicable in real-world settings.

РЕЗЮМЕ

В.Р. Романюк

Принципы построения системы определения глазодвигательной активности на основе данных мобильного портативного электроэнцефалографа

Движения глаз играют важную роль в когнитивных процессах человека, таких как восприятие, внимание и принятие решений, что делает их значимыми в таких областях, как нейрофизиология, психология и взаимодействие человека с компьютером. Традиционные системы оптического отслеживания глаз, хотя и обладают высокой точностью, имеют ограничения, связанные с использованием внешних камер и условиями окружающей среды. Электроэнцефалография (ЭЭГ) предоставляет неинвазивную альтернативу для регистрации активности глаз, фиксируя электрическую активность мозга.

В данном исследовании представлены принципы построения системы для определения глазодвигательной активности на основе данных мобильного портативного ЭЭГ. Ключевыми принципами являются использование алгоритмов машинного обучения, таких как сети долгой краткосрочной памяти (LSTM) и сверточные нейронные сети (CNN), которые способны анализировать последовательные данные ЭЭГ. Также важны техники предварительной обработки сигналов, включая фильтрацию, нормализацию и выделение признаков, и использование временных окон, каждая из которых помогает улучшить качество данных и повысить точность определения движений глаз.

Предложенные принципы закладывают основу для эффективной классификации движений глаз, таких как фиксации и саккады, на основе данных ЭЭГ, обеспечивая высокую точность. Эти методы подчеркивают потенциал использования носимых ЭЭГ-устройств для отслеживания движений глаз вне лабораторных условий.

Определяя основные принципы, данное исследование создает основу для разработки системы определения движений глаз на базе носимого ЭЭГ. Эти принципы могут привести к созданию эффективных портативных систем, применимых в реальных условиях.

Романюк Владимир Русланович – аспирант, младший научный сотрудник лаборатории интегрированных систем автоматизации СПИИРАН, 14 линия, 39, Санкт-Петербург, 199178, Россия, +79992447268, romaniukvr@yandex.ru

Область научных интересов: машинное обучение, определение состояния человека, нейроинтерфейсы.

Статья поступила в редакцию 14.01.2025.