

На правах рукописи

Журавская Анжелика

ФИО аспиранта

**Классификация электро-энцефалографических паттернов движения
нижних конечностей с использованием римановой геометрии**

наименование темы научно-квалификационной работы (заглавными буквами)

2.3.1 «Системный анализ, управление и обработка информации»

отрасль науки (шифр и наименование научной специальности)

09.06.01_02 Системный анализ, управление и обработка информации
(09.06.01 Информатика и вычислительная техника)

наименование направленности (шифр и наименование направления)

Академическая степень

Исследователь. Преподаватель-исследователь

НАУЧНЫЙ ДОКЛАД

Научный руководитель: д.т.н., ст. научн. сотр, профессор ВШ КФСУ

Черненькая Людмила Васильевна

Санкт-Петербург 2022

Научно-квалификационная работа выполнена в ВШ киберфизических систем и управления Института компьютерных наук и технологий федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого»

- Директор ВШ КФСУ: – Шкодырев Вячеслав Петрович, д.т.н., проф.
- Научный руководитель: – Черненькая Людмила Васильевна, : д.т.н., ст. научн. сотр., профессор ВШ КФСУ
- Рецензент: – Станкевич Лев Александрович
Ведущий научный сотрудник отдела 913
ЦНИИ РТК, к.т.н., доцент.

С научным докладом можно ознакомиться в библиотеке ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого» и на сайте Электронной библиотеки СПбПУ по адресу: <http://elib.spbstu.ru>

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность работы

Тематика научного исследования связана с развивающимся направлением Интерфейсов мозг-компьютер (ИМК), применяющихся как альтернативный способ управления внешними устройствами минуя нервно-мышечные пути (не осуществляя реальных движений). ИМК применяются в различных сферах, но наибольший интерес представляет нейрореабилитация после неврологических травм, позволяющая восстанавливать утраченные нейрональные связи благодаря нейропластичности мозга.

В настоящее время существует много работ посвященных распознаванию моторных воображаемых движений рук, но меньше работ связанных с движениями ног, на чем сделан упор в данном научном исследовании. Острым вопросом в области ИМК является классификация данных, до сих пор нет единого подхода, который мог бы учесть все нюансы ЭЭГ данных, в частности их высокую вариабельность.

Цель и задачи исследования

Целью научного исследования является повышение эффективности Интерфейсов «мозг-компьютер» путем разработки новых методов, алгоритмов и программ анализа и классификации ЭЭГ данных.

Для достижения данной цели в работе решаются следующие задачи:

1. Анализ предметной области и подбор классификатора;
2. Разработка классификатора;
3. Тестирование классификатора;
4. Анализ полученных результатов, на основании которого принимается решение об усовершенствовании классификатора или его внедрения в состав ИМК для нейрореабилитации.

Научная новизна

Разработан и протестирован алгоритм на основе римановой геометрии для классификации моторных воображаемых движений нижних конечностей.

Теоретическая и практическая значимость

Создан протокол для записи ЭЭГ данных, на основании анализа предметной области выбраны методы римановой геометрии для реализации классификатора моторных воображаемых движений нижних конечностей. Тестирование методов римановой геометрии показало, что они имеют потенциал, но без дополнительной настройки или сочетания с другими методами дают не самые высокие результаты классификации, что на данный момент не позволяет использовать данный классификатор в области нейрореабилитации.

Апробация работы

Результаты работы апробированы на следующих конференциях и научных мероприятиях:

1. Международной научной и учебно-практической конференции «Системный анализ в проектировании и управлении» (SAEC-2021), 13-14 октября 2021 года
2. Всероссийский XI Конгресс молодых ученых (КМУ 2022), с 04 по 06 апреля 2022 г.
3. VIII Международная конференция и молодёжная школа «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ-2022), 23-27 мая 2022 года.

Публикации

По тематике выполненного исследования опубликованы и/или приняты к опубликованию следующие работы в рецензируемых изданиях:

1. Фирсов Андрей Николаевич, Журавская Анжелика, О МЕТОДАХ

- ТЕОРИИ ПОДОБИЯ И РАЗМЕРНОСТИ // SAEC. 2020. №2.
2. Журавская Анжелика, Станкевич Лев Александрович, ПРИМЕНЕНИЕ НЕИНВАЗИВНОГО ИНТЕРФЕЙСА «МОЗГ-КОМПЬЮТЕР» ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ВООБРАЖАЕМЫХ ДВИЖЕНИЙ НИЖНИХ КОНЕЧНОСТЕЙ ЧЕЛОВЕКА // SAEC. 2021.
 3. Zuravska A., Stankevich L. A. Application of a Non-invasive Interface “Brain-Computer” for Classification of Imaginary Movements //International Conference System Analysis In Engineering And Control. – Springer, Cham, 2022. – С. 512-521.
 4. Zuravska A. Classification of imaginary leg movements based on Riemannian geometry //2022 VIII International Conference on Information Technology and Nanotechnology (ITNT). – IEEE, 2022. – С. 1-4.
 5. Prokofev A.A., Ivnova D.V., Zuravska A. «MYO-chat» – a new computer control system for people with disabilities //2022 XXI International Conference on Neuroinformatics (принята).
 6. Журавская Анжелика, Станкевич Лев Александрович, Управление мобильным роботом на основе нейроинтерфейса, //сборник Международной научно-технической конференции «Экстремальная робототехника 2022» (принята).

Представление научного доклада: основные положения

1. Методы анализа сигналов ЭЭГ моторных воображаемых движений нижних конечностей во временной области на основе римановой геометрии.
2. Алгоритм классификации, основанный на методах римановой геометрии.
3. Программный комплекс для регистрации, предобработки сигналов ЭЭГ, выделения и классификации ЭЭГ паттернов воображаемых моторных команд.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении дается понятие Интерфейсов «мозг-компьютер» и краткое описание области применения данной технологии. Описывается актуальность работы, цели и задачи, дается краткое описание последующих глав.

Интерфейсы «мозг-компьютер» (ИМК) – это системы, созданные для обмена информацией между мозгом и физическим электронным внешним устройством (например, компьютером). В однонаправленном ИМК внешние устройства могут либо получать сигналы от мозга, либо посылать ему сигналы (например, имитируя сетчатку глаза при восстановлении зрения с помощью электронного имплантата). Двухнаправленный ИМК позволяет мозгу и внешним устройствам обмениваться информацией в обоих направлениях [1]. В настоящее время с помощью ИМК можно управлять компьютерами, роботами [2, 3, 4], инвалидными колясками [5, 6], протезами [7, 8] и другими устройствами. Свое признание ИМК получили в области нейрореабилитации для больных, перенесших инсульт [9, 10, 11, 12], а также в области мониторинга психического состояния [13, 14, 15] и даже в развлечениях [16, 17, 18]. ИМК является потенциально мощной технологией для управления физическими электронными устройствами или системами пользователем [19]. ИМК может иметь различную архитектуру в зависимости от назначения системы.

В первой главе рассматривается общая схема ИМК. Раскрываются некоторые понятия и электроэнцефалографии, связанные с данным научным исследованием.

Большинство ИМК состоят из шести основных модулей, представленных на Рисунке 1, а именно модуля сбора входного

электроэнцефалографического (ЭЭГ) сигнала, модуля предварительной обработки данных, модуля извлечения признаков (формирование признаков), классификации, модуля постобработки или трансляции команд внешнему устройству и модуля генерации обратной связи.



Рисунок 1 – Общая структура системы управления на основе ИМК

Модуль сбора сигналов отвечает за запись сигналов от головного мозга. Это может быть реализовано с использованием инвазивных или неинвазивных процедур, то есть с использованием внутричерепных или экстракраниальных датчиков. Модуль предварительной обработки сигнала включает в себя удаление артефактов (случайные движения, глазодвигательные артефакты, моргания), выборку и фильтрацию в требуемых полосах частот. Модуль извлечения признаков анализирует сигналы мозга, полученные ранее. На этом этапе с помощью математических методов выявляются подходящие признаки. Это позволяет определить

полезную информацию (изменения мощности, пиковые амплитуды и т. д.) для классификации. На этом этапе происходит уменьшение размерности и выделение признаков.

Целью модуля классификации является сопоставление векторов признаков, полученных на предыдущем этапе, с правильным классом среди N классов. Здесь класс соответствует состоянию мозга, которое система обнаруживает и передает в модуль вывода для генерации различных команд. Модуль постобработки отвечает за перевод результатов классификации в команды взаимодействия с внешним физическим устройством.

Количество классов соответствует нескольким командам управления, которые могут использоваться для управления компьютерами, инвалидными колясками, робототехникой, тренажерами для нейрореабилитации, устройствами для мониторинга психического состояния, аватарами в видеоиграх и т. д.

Основным источником информации для ИМК является электрическая активность мозга. Существует множество методов регистрации сигналов мозга: ЭЭГ, электрокортикография (ЭКоГ), магнитоэнцефалография (МЭГ), функциональная спектроскопия в ближней инфракрасной области (fNIRS), функциональная магнитно-резонансная томография (fMRI) и внутричерепная микроэлектродная матрица (МЕА). Все эти методы имеют свои преимущества и недостатки в зависимости от уровня масштаба, шума, стоимости технологии [20].

В данном исследовании выбрана электроэнцефалография. ЭЭГ бывает инвазивная и неинвазивная. Неинвазивные технологии позволяют обеспечить мобильность пользователей и легкость в настройке оборудования, что делает технологию более доступной. Сигнал ЭЭГ представляет собой сложный колебательный электрический процесс, являющийся результатом электрической суммации и фильтрации элементарных процессов, происходящих в нейронах головного мозга.

Частота, амплитуда и местоположение являются основными характеристиками волны ЭЭГ. Для анализа сигналов ЭЭГ используются следующие методы: частотная область, частотно-временные и нелинейные методы, такие как корреляционная размерность, наибольший показатель Ляпунова, показатель Херста, различные энтропии, фрактальная размерность, спектры более высокого порядка, графики фазового пространства и графики рекуррентности.

ЭЭГ широко используется в диагностике различных заболеваний или нарушений головного мозга. Этот метод дешев, безопасен и прост в применении. Поэтому за последние десятилетия многие научные группы и энтузиасты пытаются внедрить ИМК в повседневную жизнь людей, для повышения качества жизни.

Электроэнцефалография имеет высокое временное разрешение (миллисекунды). Для записи ЭЭГ используются шапочки с электродами, расположенными по всему скальпу или над определенными областями головы. Основными недостатками ЭЭГ являются низкое отношение сигнал/шум и относительно низкое пространственное разрешение.

Кора головного мозга является источником информации о двигательной и поведенческой активности человека. Взаимодействуя через синаптические связи, нейроны формируют электрические импульсы, управляющие деятельностью всего организма [21]. Левое полушарие головного мозга человека отвечает за движение правой половины тела, правое – за левую. Зрительные сигналы поступают в зрительную кору (в затылочную долю), тактильные – в соматосенсорную кору (в теменную долю), обонятельные – в обонятельную кору на основании лобной доли и медиальной части височной доли и т. д. В ассоциативных областях коры происходит интеграция сенсорных сигналов разного типа [21]. Моторные области коры (первичная моторная кора и другие области лобных долей, отвечают за регулирование движения.

Стоит отметить важное свойство мозга – пластичность или нейропластичность. Если одна из его частей поражена, другие части через некоторое время могут компенсировать потерянную функцию, т.е. восстановить утраченные нейроны. Пластичность мозга также играет важную роль в обучении новым навыкам.

Для исследований ИМК особый интерес представляет лобная доля, являющаяся самой большой. В ней находится префронтальная кора, отвечающая за планирование сложного когнитивного поведения, проявления личности, принятии решений и регуляции социального поведения [22], и первичная моторная кора, отвечающая за контроль движений, выполняемых группами мышц [23]. Первичная моторная кора содержит топографические изображения различных областей тела в перевернутом виде, которые можно изобразить в виде соматосенсорного гомункулуса. Наряду с первичной имеется вторичная моторная кора, включающая премоторную кору и дополнительную моторную зону.

Способ размещения электродов на коже головы для получения ЭЭГ известен как международная система 10-20 [24]. Основной идеей данной системы является равномерное покрытие коры на основе пропорционального расстояния, отделяющего электроды друг от друга. Для этого в качестве эталонов берутся назион (область в лобной части черепа) и инион (область в затылочной части), из которых пять совмещенных электродов располагают на расстоянии от этих двух точек в процентном соотношении 10%, 20%, 20%, 20%, 20% и 10%, соответственно. По международной системе 10-20 электроды С3, Сз и С4 располагаются над областями коры головного мозга, отвечающими за двигательную активность правой руки, ноги и левой руки соответственно. Система 10-20 является не единственной, но более распространенной.

В данном исследовании особый интерес представляют моторные образы (или моторные воображаемые движения) – это психический процесс,

в ходе которого человек имитирует или повторяет определенное движение без исполнения, т.е. производя его только в своем воображении. При этом человек может испытывать кинестетические ощущения, а в мозгу активируются те же нейрональные связи, что и при реальном движении [25]. Моторные воображаемые движения имеют два различных компонента: зрительные образы и кинестетические двигательные образы (КДО) [26]. Зрительные образы активизируются преимущественно затылочные области и верхних теменных долей [27], тогда как КДО создает вызванные потенциалы синхронизации/десинхронизации (ERD/ERS (Event-related desynchronization/Event-relatedsynchronization)) в контралатеральной сенсомоторной области, сходные с теми, что можно наблюдать при подготовке к реальному движению [28].

Моторные воображаемые движения широко используется в ИМК для восстановления двигательных способностей после неврологических повреждений, таких как реабилитация пациентов после инсульта [9, 10, 11, 12]. Стоит отметить, что пока не существует способа оценить качество или точность воображения моторных образов. ЭЭГ каждого человека уникальна, поэтому при использовании ИМК для каждого нового пользователя существует этап калибровки и тренировки, чтобы была возможность обучить алгоритм работать с новыми данными, а пользователь мог привыкнуть к выполнению новой задачи. Большинство людей могут справиться с задачей моторных воображаемых движений, но есть небольшой процент людей, у которых эта задача может вызвать затруднения и невозможность использовать данную технологию [29, 30]. Большинство людей способны генерировать устойчивые моторные образы, но на данную способность может повлиять усталость, немотивированность в задаче, рассеянное внимание и др. факторы.

Динамику двигательной активности наблюдают по показателю, ERD/ERS. Событийная десинхронизация (ERD) – подавление колебаний

альфа- и бета-ритмов, происходящее в сенсомоторной коре во время движения [31]. ERD можно наблюдать не только во время выполнения реального или воображаемого движения, но и перед ним, в тот момент, когда возникает намерение сделать движение [32, 33]. Синхронизация, связанная с событием (ERS), является противоположным явлением ERD, которое характеризуется увеличением мощности в альфа- и бета-диапазонах сразу после свершения движения [34]. Точнее, по сравнению с состоянием покоя, в альфа- и бета-диапазонах сигнала ЭЭГ наблюдается несколько модуляций мощности, измеренных в сенсомоторной области, соответствующей части тела, участвующей в воображении движения. В начале выполнения движения происходит постепенное снижение мощности ERD в альфа- и бета-диапазонах. Затем во время движения поддерживается низкий уровень мощности. На временном отрезке от 300 до 500 миллисекунд после окончания воображения движения наступает ERS или бета-отскок после свершения воображаемого движения продолжительностью около одной секунды. Хотя несколько исследований показали активность исключительно в контралатеральной области [35], другие исследования показали, что ERD и ERS также находятся в ипсилатеральной области [36].

Во второй главе рассматриваются методы классификации общее моторных воображаемых движений, выявляется, что надёжным классификатором может быть алгоритм с использованием римановой геометрии, описывается классификация с использованием римановой геометрии и минимального риманово расстояния до среднего.

Машинное обучение – это подраздел искусственного интеллекта, включающий набор методов, используемых для создания сложных моделей и алгоритмов. Эти модели позволяют исследователям, инженерам и аналитикам получать надежные решения и результаты, а также выявлять скрытую зависимость в данных посредством обучения данных моделей [37].

Использование машинного обучения в области ИМК важно, поскольку методы машинного обучения позволяют обнаруживать целевую активность мозга и выявлять сложные процессы в мозге человека, распознавать профили субъектов, идентифицировать, оценивать, классифицировать события, все это позволяет ускорить и автоматизировать многие процессы в области ИМК. В связи с быстрым развитием технологий, особенно в области параллельных вычислений, облачных технологий и вычислительных мощностей, увеличилось использование машинного обучения. Весь процесс включает в себя важные этапы, такие как предварительная обработка данных, извлечение признаков, выбор признаков, обучение модели, прогнозирование.

После регистрации сигналы ЭЭГ предварительно обрабатываются. Обычно сигналы проходят несколько этапов предварительной обработки: пространственная фильтрация, частотная фильтрация и удаление артефактов.

Пространственная фильтрация выполняется для выделения конкретной информации в одном месте по сравнению с окрестностями. Для этого из целевого сигнала вычитается среднее или средневзвешенное значение сигналов от других электродов. Существует несколько различных методов пространственной фильтрации для различного расположения электродов. Заземляющий электрод для записи ЭЭГ часто помещают на лоб, но его можно разместить и в любом другом месте на теле, например ухе. Обычно при приеме сигнала каждый электрод соотносится с электродом за одним ухом или обоими, это называется референтным электродом. Референтный электрод относится к фильтру, для которого среднее значение сигналов от всех электродов берется в качестве базовой линии. Пространственная фильтрация изначально реализована в большинстве видов оборудования.

Артефакты сигнала значительно ухудшают качество данных ЭЭГ. Артефакты в основном можно сгруппировать как шум окружающей среды, ошибки испытуемого во время экспериментов и физиологические артефакты. Удаление артефактов с точки зрения предварительной обработки ЭЭГ часто

относится к удалению моргания. Кроме того, артефакты окружающей среды и ошибки эксперимента, возникающие из-за внешних факторов, классифицируются как внешние артефакты, тогда как физиологические артефакты самого тела (например, моргание, мышечная активность, сердцебиение) могут классифицироваться как внутренние артефакты. Артефакты окружающей среды можно устранить с помощью простого режекторного фильтра, поскольку частота таких артефактов несовместима с полезными сигналами [38]. Движение глаз и моргание являются основной причиной зрительных артефактов. Они генерируют значительное количество артефактов в записях ЭЭГ. Глазные артефакты имеют низкую частоту (< 8 Гц), поэтому их можно удалить с помощью полосового фильтра. Мышечные артефакты имеют гораздо более широкий частотный диапазон (от 0 Гц до >200 Гц). Они возникали из-за предметных разговоров, глотаний, сжатия челюстей [39]. Анализ независимых компонентов является хорошим методом удаления артефактов данного типа [40, 41]. Другим типом артефактов является сердечный ритм. Этот артефакт может возникнуть, какой-либо электрод помещается над кровеносным сосудом или рядом с ним. Такие артефакты также называются импульсными артефактами, и их частота составляет около 1,2 Гц. Удаление этих артефактов может быть проще при использовании эталонной формы волны электрокардиограммы (ЭКГ). Существует множество методов, используемых для удаления артефактов, таких как слепое разделение источников, вейвлет-преобразование, анализ главных компонентов, анализ независимых компонентов, канонический корреляционный анализ, методы разреженной декомпозиции и другие [38].

Извлечение признаков является важной частью предварительной обработки данных, которая оказывает сильное влияние на окончательные результаты. В машинном обучении извлечение признаков начинается с начального набора измеренных переменных и создает производные переменные (признаки), которые должны быть более информативными и

неизбыточными, облегчая последующий этап обучения и обобщения. Извлечение признаков сокращает количество ресурсов, необходимых для описания большого набора данных. Одной из основных проблем при выполнении анализа сложных данных является количество задействованных переменных. Анализ с большим количеством переменных в общем случае требует большого объема памяти и вычислительной мощности, что может привести к переобучению классификации и плохому обобщению на новые выборки. Извлечение признаков – это общий термин для методов построения таких комбинаций переменных для решения этих задач при сохранении достаточной точности описания данных. Не все методы выделения признаков уменьшают размерность, некоторые из них увеличивают размерность данных для улучшения разделимости классов, другие улучшают отношение сигнал/шум без изменения размерности [42]. В качестве признаков для классификации в области ИМК обычно используют различную статистику сигналов ЭЭГ, признаки мощности разных частотных диапазонов (например, признаки ERS/ERD), ковариационные матрицы и т. д.

После извлечения признаков можно переходить к этапу классификации данных. Далее рассмотрим наиболее точные классификаторы для анализа моторных воображаемых движений. В работе [43] предлагается автокалибрующийся двухклассовый онлайн ИМК для классификации движений левой и правой руки и обеих ног. Десинхронизацией называют уменьшение сигнала ЭЭГ, связанное с событием (event related desynchronization, ERD). Тестирование алгоритма было проведено на двенадцати здоровых испытуемых, в течении трех сессий. К концу третьей сессии все испытуемые достигли средней точности классификации $80,2 \pm 11,3\%$.

В работе [44] использован двухклассовый ИМК для управления экзоскелетом, Моторное воображение движения правой ноги испытуемых использовалось для расшифровки их намерения походки и запуска движений

экзоскелета. Среди здоровых испытуемых средняя точность классификации достигла $84,44 \pm 14,56\%$. В работе показано, что управление на основе ИМК экзоскелетом нижних конечностей возможен пациентами с хорошим прогнозом для реабилитации.

В работе [45] описан портативный ИМК на два класса: сгибание правой ноги, расслабление и протестировали свое устройство на трех здоровых испытуемых, с минимальным опытом в ИМК. Средняя точность классификации составила 97,5%.

В работах [46] и [47] использован для классификации линейный байесовский классификатор (linear BayesianClassifier – LBC). С другой стороны, в работах [48] и [50] для классификации использовались машины опорных векторов (Support Vector Machine, SVM).

В работе [48] представлен ИМК для управления экзоскелетом с использованием воображаемых команд «ходить» и «сидеть». Чтобы переключаться между режимами работы использовалось тройное моргание. Десять здоровых испытуемых продемонстрировали более 80% точности классификации.

В работе [49] тестирован нелинейный классификатор на основе ансамблей решающих деревьев (Random Forests – RF) на двух классах воображаемых движений правой руки и ноги. Авторы сравнили алгоритм RF с sLDA (shrinkage regularized LDA). Средняя пиковая точность для sLDA 82,7% по сравнению с 85,2% для RF. Средняя медиана точности составляет 73,2% для sLDA по сравнению с 76,1% для RF.

Для компенсации низкого соотношения сигнал/шум исследователями были изучены новые методы обработки и классификации сигналов, которые позволяют объединить извлечение и отбор признаков в один шаг. Это стало возможно благодаря матричным методам, основанным на римановой геометрии) классификаторам [42]. Методы классификации, основанные на римановой геометрии, могут повысить скорость и надежность

классификации, поскольку манипулируют корреляционными матрицами, и только на их основе производят классификацию, минуя типичный для большинства ИМК шаг №2 (**Ошибка! Источник ссылки не найден.**), формируя вместо вектора признаков (шаг №3) ковариационные матрицы, с помощью которых можно сразу производить классификацию. Поэтому для проведения дальнейших исследований по классификации воображаемых движений ног в данной работе был выбран именно этот метод.

Особо вдохновляющим выглядит пример из работы [51], с классификатором на основе Римановой геометрии автор занял первый места в соревнованиях по офлайн классификации ЭЭГ-данных для ИМК с 2014-2016 года, обойдя остальные методы по точности классификации. В [51] описывается методы применения Римановой геометрии для классификации MI, ERPs, SSEP (Steady-State Evoked Potentials).

Высокую точность классификации методами, основанными на Римановой геометрии можно увидеть и в работах [52, 53]. В [52] средняя точность классификации достигла $90,2 \pm 6,6\%$. В работе [53] продемонстрирована средняя точность классификации 83.95% , а для моторного воображаемого движения языка у трех из девяти испытуемых точность была более 90% .

Исходя из приведенного анализа литературы, можно сделать вывод о том, что для классификации воображаемых движений ног в режиме онлайн предпочтительно использование классификаторов на основе римановой геометрии. Поэтому далее рассмотрим более подробно математические основы, заложенные в классификаторах, основанных на римановой геометрии.

Задача распознавания мысленных команд пользователя по записи ЭЭГ сводится к установлению принадлежности многомерного временного ряда, в виде которого ЭЭГ сохраняется в компьютере, к одному из нескольких известных классов [54]. Используя подходы римановой геометрии, мы используем ковариационные матрицы, которые находятся в метрическом

пространстве – римановом многообразии. Получить ковариационную матрицу из ЭЭГ сигнала можно на основании следующего выражения:

$$C_i = \frac{1}{T-1} \cdot (X_i - E[X_i]) \cdot (X_i - E[X_i])^T, \quad (1)$$

где $\{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ набор из N проб ЭЭГ сигнала, для каждой из которых известен класс $y_i \in \{1, \dots, K\}$, K – общее число классов (распознаваемых команд пользователя). Каждая проба является матрицей амплитуд сигнала размера $E \times T$, где E – количество используемых электродов, $T = \Delta t \cdot f_s$ – количество временных отсчетов при длине пробы Δt и частоте дискретизации f_s .

Для определения близости проб вводится метрика расстояния между ковариационными матрицами этих проб, определяемых выражением (1):

$$\delta_R(C_1, C_2) = \|\log(C_1^{-1}C_2)\|_F = \left[\sum_{i=1}^N \log^2 \lambda_i \right]^{1/2}, \quad (2)$$

где $\lambda_i, i = 1, 2, \dots, N$ – собственные числа матрицы $C_1^{-1}C_2$.

Выражение (2) является основой алгоритма минимальной римановой дистанции от среднего (Minimum Riemannian Distance to Mean, MRDM) [55]. Этот алгоритм является обобщением метода ближайших соседей (k-nearest neighbors algorithm), который является одним из базовых методов классификации. В его основе лежит предположение о том, что близкие объекты должны относиться к одному и тому же классу.

Алгоритм MRDM включает следующие шаги:

1. используя выражение (1), вычислить ковариационные матрицы проб из обучающей выборки;
2. для пробы, класс которой необходимо определить, вычислить ковариационную матрицу C_t .

3. вычислить геометрическое среднее ковариационных матриц проб $C_1^k, C_2^k, \dots, C_{N_k}^k$, соответствующих этому классу для всех классов $k = 1, 2, \dots$:

$$Ck(C_1^k, C_2^k, \dots, C_{N_k}^k) = \arg_C \min \sum_{i=1}^N \delta_R^2(C, C_i^k). \quad (3)$$

4. Вычислить расстояние от матрицы пробы, класс которой неизвестен, до средних матриц каждого из классов, и присвоить новой пробе класс, расстояние до матрицы которого оказалось наименьшим:

$$k = \arg_k \min \delta_R(C_t, C_i^k).$$

Многие известные методы машинного обучения, применяемые в ИМК (SVM, LDA, нейронные сети и их модификации) не могут быть использованы во введенном метрическом пространстве (римановом многообразии), но это не значит, что нельзя сочетать подходы римановой геометрии и линейные классификаторы. Ковариационные матрицы являются симметричными и положительно определенными, риманово пространство локально похоже, то есть может отображено на касательном евклидовом пространстве, что позволяет использовать линейные методы на касательном пространстве (Tangent Space, TS) [56].

При построении касательного пространства в любой точке риманова многообразия векторы на гиперплоскости, соответствующие ковариационным матрицам, будут определяться следующим выражением:

$$S_i = \text{Log}C(C_i) = C^{1/2} \log(C^{-1/2} C_i C^{-1/2}) C^{1/2}, \quad (4)$$

где C – точка (ковариационная матрица), в которой строится касательное пространство; \log – матричный логарифм. На Рисунок 2 можно увидеть

схематичное представление построения касательного пространства на риманово многообразии.

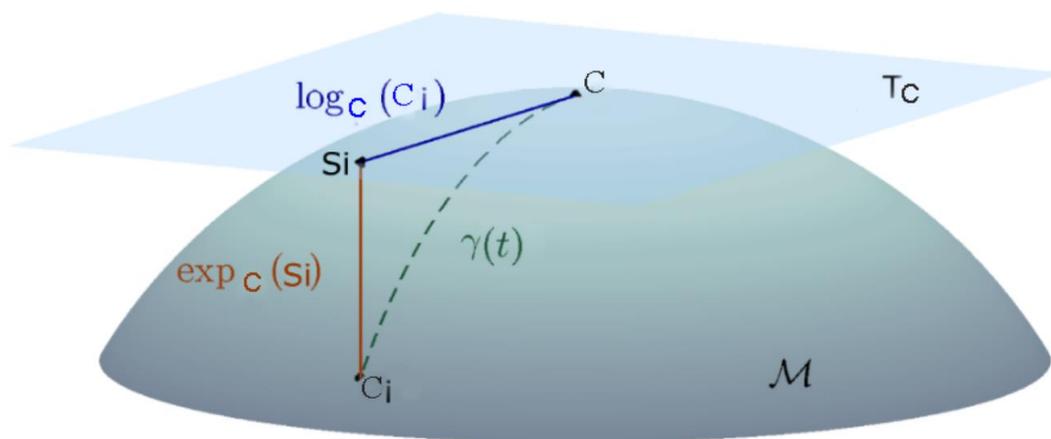


Рисунок 2 – Схематичное представление построения касательного пространства на римановом многообразии

Таким образом, алгоритм построения касательного пространства можно представить следующим образом:

1. Согласно выражению (1) вычислить ковариационные матрицы проб из обучающей выборки.
2. Используя выражение (3), вычислить риманово среднее ковариационных матриц всех проб.
3. С помощью выражения (4) спроецировать ковариационные матрицы всех проб на касательное пространство в точке риманова среднего.
4. Далее можно использовать MRDM и для полученных проекций применить линейные методы классификации, такие как LDA или SVM, поскольку эти проекции находятся в евклидовом пространстве.

Более подробно работа с ковариационными матрицами в римановом многообразии описана в работе [57].

Как показано в [58], классификаторы, основанные на римановой геометрии, в частности, алгоритм MRDM, проще и включают в себя меньше этапов, чем более классические подходы (позволяют исключить шаги предобработки и построения вектор признаков). Кроме того, римановы классификаторы одинаково хорошо применимы к большинству парадигм ИМК, при этом отличается только способ отображения точек данных в многообразии ковариационных матриц [51]. В отличие от большинства методов классификации, подход MRDM не содержит вектора характерных признаков (вместо него ковариационные матрицы), то есть не требует подбора признаков, например, путем перекрестной проверки. Следовательно, риманова геометрия предоставляет новые инструменты для построения простых, более надежных и точных моделей прогнозирования.

В третьей главе Представлена постановка эксперимента, описано какое оборудование используется, протокол записи данных, испытуемые и результаты офлайн и онлайн экспериментов. \

Для первого эксперимента использовалось ЭЭГ-устройство с биполярным монтажом «Mitsar-EEG-SmartBCI» компании «Мицар», Санкт-Петербург, Россия. Данная компания производит в основном медицинские энцефалографы, приборы для функциональной диагностики, эхоэнцефалографы, оборудование для доплерографии и суточного мониторинга. Отличительной чертой «Mitsar-EEG-SmartBCI» является то, что шапочка беспородная и работает по протоколу Bluetooth 2.1, имея хорошую разрешающую способность. Частота дискретизации составляет 250 Гц. Сигналы ЭЭГ длительностью 1200 мс регистрируются в полосе частот 0,53 Гц – 30 Гц. Всего в оборудовании **24** гелевых электрода, располагаемых по системе международной 10-20. Референтные электроды находятся на мочках обеих ушей, заземляющий электрод – в передне-центральной отведении на поверхности головы. Для классификации

использовались 18 электродов: Fp1, Fp2, F7, F3, Fz, F4, F8, T3, C3, C4, T4, T5, P3, Pz, P4, T6, O1 и O2. Компания «Мицар» также может поставить сухие электроды для своего оборудования, но в текущей реализации данных электродов гелевые обладают более высокой разрешающей способностью. Размещение гелевых и сухих электродов для того и другого вида оборудования не отличаются временными затратами.

«NeuroPlay-8Cap» компании «Нейроассистивные технологии», входящую в группу компаний «Нейроботикс», производства Зеленоград, Россия, это восьмиканальный беспроводной биоусилитель для съёма ЭЭГ сигнала сухими электродами, размещаемый на шапочках из неопрена любого размера. В нашем эксперименте была шапочка размера L/M: 51-57 см. Группа компаний «Нейроботикс» специализируется на продвижении ИМК в повседневную жизнь, именно поэтому в своих устройствах ЭЭГ устройствах они используют в своих сухие активные электроды, со сменной частью, покрытие Ag/AgCl. В устройстве «NeuroPlay-8Cap» 8 электродов Fp1, Fp2, C3, C4, P3, P4, O1 и O2, в монополярном монтаже, референтные электроды расположены на мочках ушей. Частота дискретизации 125 Гц, и более высокое соотношение сигнал/шум чем у «Mitsar-EEG-SmartBCI». Данные передаются по протоколу Bluetooth 4.0, до 15 метров.

«Mitsar-EEG-SmartBCI» и «NeuroPlay-8Cap» имеют свое программное обеспечение (ПО), с помощью которого можно записывать ЭЭГ сигнал, сохранять его и ставить метки, смотреть соотношения ритмов головного мозга. «Мицар» в своем ПО предоставляют возможность рассчитывать спектры и многие другие показатели, которыми обладают ЭЭГ данные. «Нейроботикс» предоставляет другого класса ПО, подходящее для знакомства с энцефалографией и Интерфейсами «мозг-компьютер», интерфейс прост и понятный и меньше функций. Но помимо оборудования, которое можно использовать для записи, проставления меток и отслеживания ритмов головного мозга у «Нейроботикс» есть еще ряд программных

продуктов для нейротренингов и нейроигры. Для их использования достаточно иметь оборудование от «Нейроассистивных технологий», проверить, что с каждого электрода идет стабильный сигнал без помех и можно использовать данное ПО. Большинство текущих разработок компании используемых ПО за основу берут биологические ритмы мозга, используя их разницу как, например, управляющий сигнал в играх. Данные разработки позволяют достаточно быстро продемонстрировать людям незнакомым с технологией ИМК, что она из себя представляет.

Оборудование «Mitsar-EEG-SmartBCI» и «NeuroPlay-8Cap» можно подключить к протоколу Labstreaminglayer (LSL), используемому в научных исследованиях. Данный протокол позволяет передавать ЭЭГ на сторонние программные пакеты. Именно он использовался в данном исследовании для передачи данных в разработанный программный комплекс.

В испытании с оборудованием «Mitsar-EEG-SmartBCI» приняло участие 3 человека в пяти сессиях по записи данных моторных воображаемых движений нижних конечностей. Дополнительно было еще три сессии с онлайн классификацией данных. У всех испытуемых до этого не было опыта в участии в подобного вида экспериментах, участие было добровольным, согласно этическим нормам и правилам проведения исследований с участием волонтеров (Хельсинкская декларация 1964 г. с последующими изменениями и дополнениями). Возраст испытуемых был от 25 до 27 лет, ведущей рукой является правая. У испытуемых не было никаких неврологических расстройств. Результаты оффлайн классификации данных можно увидеть в Таблице 1, про них будет более подробно расписано далее.

В испытании с оборудованием «NeuroPlay-8Cap» приняло участие 4 человека в четырех сессиях по записи данных моторных воображаемых движений нижних конечностей. Дополнительно было еще три сессии с онлайн классификацией данных. Испытуемый под №1 учувствовал в

эксперименте повторно, но с новым видом оборудования, у остальных участников не было опыта участия в экспериментах по ИМК. Участники №2, №3, №4 выбирались случайным образом. Участие было добровольным и также сопровождалось этическими нормами и правилами, отраженными в Хельсинской декларации 1964 г. Возраст испытуемых был от 22 до 28 лет, ведущей рукой у большинства является правая, кроме испытуемого №3. У испытуемых не было никаких неврологических расстройств. Результаты оффлайн классификации данных можно увидеть в Таблице 2, про них будет более подробно расписано далее.

Перед началом эксперимента каждому добровольцу рассказывалось, из чего состоит сам эксперимент для чего нужны собранные данные. Кратко про технологию ИМК, при желании после эксперимента с испытуемым мог ознакомиться со своими результатами и дополнительными материалами по теме ИМК, от подобных исследований до нейроигр и нейротренингов. После водной части на испытуемом размещалось оборудование. Для «Mitsar-EEG-SmartBCI» размещение оборудования на голове испытуемого и достижение необходимого сопротивления по каждому отведению занимало приблизительно 20 минут. После этого шла тестовая запись ЭЭГ данных, с открытыми глазами и закрытыми по минуте. На данном этапе наблюдалась разница между альфа и бета ритмами, количество морганий за определенный период времени. Также испытуемого просили потренироваться выполнить целевое движение: отрывание носка ноги от пола и возвращение его обратно, сосредоточившись на кинестетических ощущениях. После этого происходил процесс записи данных.

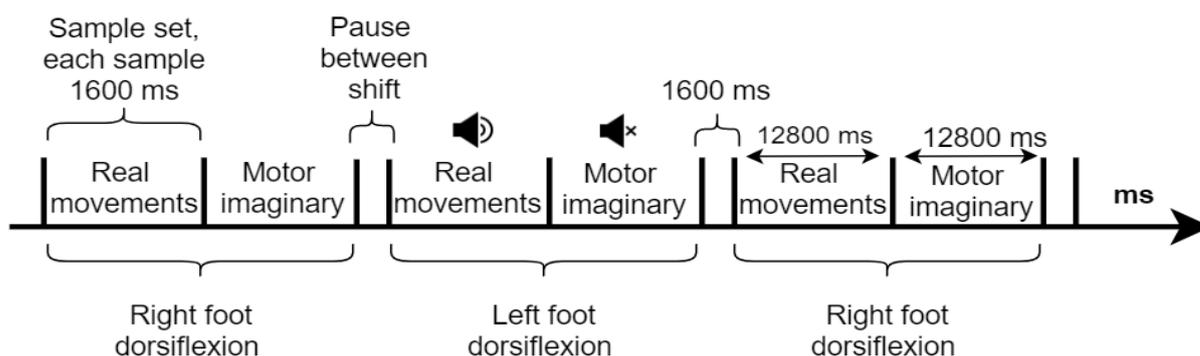


Рисунок 3 – протокол записи ЭЭГ данных

Протокол записи ЭЭГ данных состоял из двух частей: реальной и воображаемой части. Его схематичное представление можно увидеть на Рисунке 3. Во время эксперимента испытуемые располагались в удобном кресле/компьютерном стуле перед экраном компьютера, где им демонстрировались изображения правой или левой ноги, а зависимости от того какую ногу видел испытуемый, той ногой он совершал реальные или воображаемые движения. Во время части с воображаемыми движениями участников просили по возможности сократить количество морганий. На совершение одного движение был выделен отрезок 1600 мс. В части с реальными движениями для пользователя присутствовал звук, чтобы создать определенный ритм, с которым следует выполнять движения. Когда наступала часть с моторными воображаемыми движениями, то звук прекращался, а испытуемые были проинструктированы выполнять моторные воображаемые движения нижних конечностей с заданной ритмикой. Каждый небольшой отрезок записи данных содержит по 8 реальных и 8 воображаемых движений. На смену изображения ног была отведена пауза в 1600мс. По окончании записи ЭЭГ данных у нас получалось всего 128 пробы с реальными движениями для одной ноги и 128 с воображаемыми. Пауза во время смены изображений длилась 1600мс. Для классификации использовались пробы только с воображаемыми движениями ног, часть с реальными отбрасывалась. Одна сессия записи данных длилась примерно 15

минут.

Перед началом классификации из записей исключались глазодвигательные артефакты – такие как моргание, медленные и быстрые волны, фрагменты сигналов ЭЭГ с амплитудой более 100 мкВ. Далее вместо построения вектора признаков строились ковариационные матрицы и производилось вычисление MRDM, описанного во второй главе.

При оффлайн анализе данных для испытуемых не было создано обратной связи, которая предполагается в полноценном ИМК. Такая ситуация считается нормальной во время подбора и тестирование алгоритма, который должен использоваться в полноценной системе с обратной связью.

Выше было описано, что производилась онлайн классификация данных. В этой реализации программного комплекса пользователю отображалось на экране компьютера сообщение о результатах классификации на экране сразу, после части с записью данных. Для участия в онлайн эксперименте с оборудованием «Mitsar-EEG-SmartBCI» был выбран испытуемый №3, так как у него более высокие результаты классификации данных в оффлайн эксперименте. Результаты классификации с оборудованием «Mitsar-EEG-SmartBCI» в трех онлайн сессиях 65% и 68%, 66%. Для участия в онлайн эксперименте с оборудованием «NeuroPlay-8Cap» был выбран испытуемый № 4, так как у него более высокие результаты классификации данных в оффлайн эксперименте. Результаты классификации с оборудованием «NeuroPlay-8Cap» в трех онлайн сессиях 65%, 66%, 71%

На данном этапе исследования производится тестирование алгоритма классификации для распознавания моторных воображаемых движений нижних конечностей с использованием оборудования «Mitsar-EEG-SmartBCI» и «NeuroPlay-8Cap», в дальнейшем планируется сделать реализацию обратной связи, внедрив разработанный алгоритм в игру, которую можно будет использовать как здоровым пользователям, так и в условиях нейрореабилитации постинсультных пациентов.

Таблица 1

Результаты офлайн классификации воображаемых движений ног для трех испытуемых в пяти испытаниях с оборудованием «Mitsar-EEG-SmartBCI»

Испытуемый	Сессия 1	Сессия 2	Сессия 3	Сессия 4	Сессия 5	Среднее
№1	68%	70%	82%	73%	75%	74%
№2	65%	63%	65%	71%	72%	67%
№3	67%	72%	74%	69%	85%	73%

Таблица 2

Результаты офлайн классификации воображаемых движений ног для четырех испытуемых в четырех испытаниях с оборудованием «NeuroPlay-8Cap»

<i>Испытуемый</i>	<i>Сессия 1</i>	<i>Сессия 2</i>	<i>Сессия 3</i>	<i>Сессия 4</i>	<i>Среднее</i>
№1	68%	70%	82%	75%	74%
№2	66%	64%	69%	81%	70%
№3	67%	72%	77%	69%	71%
№4	72%	74%	73%	79%	75%

Список литературы

1. F. Bui, T. Moraitis, V. De Feo, F. Diotalevi, C. Bartolozzi, G. Indiveri, and A. Vato, "A Bidirectional BrainMachine Interface Featuring a Neuromorphic Hardware Decoder," *Frontiers in Neuroscience*, vol. 10, Dec. 2016.
2. D. C. Irimia, R. Ortner, G. Krausz, C. Guger, and M. S. Poboroniuc, "BCI Application in Robotics Control," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 45, pp. 1869–1874, May 2012.
3. M. Tariq, P. M. Trivailo, and M. Simic, "EEG-Based BCI Control Schemes for Lower-Limb Assistive Robots," *Frontiers in Human Neuroscience*, vol. 12, 2018. Publisher: Frontiers.

4. J. Meng, S. Zhang, A. Bekyo, J. Olsoe, B. Baxter, and B. He, “Noninvasive Electroencephalogram Based Control of a Robotic Arm for Reach and Grasp Tasks,” *Scientific Reports*, vol. 6, p. 38565, Dec. 2016. Number: 1 Publisher: Nature Publishing Group.
5. R. H. Abiyev, N. Akkaya, E. Aytac, I. Günsel, and A. Çagman, “Brain-Computer Interface for Control of Wheelchair Using Fuzzy Neural Networks,” Sept. 2016.
6. J. Tang, Y. Liu, D. Hu, and Z. Zhou, “Towards BCI-actuated smart wheelchair system,” *BioMedical Engineering OnLine*, vol. 17, Aug. 2018.
7. R. Li, X. Zhang, Z. Lu, C. Liu, H. Li, W. Sheng, and R. Odekhe, “An Approach for Brain-Controlled Prostheses Based on a Facial Expression Paradigm,” *Frontiers in Neuroscience*, vol. 12, 2018. Publisher:Frontiers.
8. S. Yahud and N. A. Abu Osman, “Prosthetic Hand for the Brain-computer Interface System,” in *3rd Kuala Lumpur International Conference on Biomedical Engineering 2006* (F. Ibrahim, N. A. A. Osman, J. Usman, and N. A. Kadri, eds.), IFMBE Proceedings, (Berlin, Heidelberg), pp. 643–646, Springer, 2007.
9. L. E. H. van Dokkum, T. Ward, and I. Laffont, “Brain computer interfaces for neurorehabilitation—its current status as a rehabilitation strategy post-stroke,” *Annals of Physical and Rehabilitation Medicine*, vol. 58, pp. 3–8, Feb. 2015.
10. R. G. Lupu, D. C. Irimia, F. Ungureanu, M. S. Poboroniuc, and A. Moldoveanu, “BCI and FES Based Therapy for Stroke Rehabilitation Using VR Facilities,” Apr. 2018. ISSN: 1530-8669 Pages. Publisher: Hindawi Volume: 2018.
11. A. A. Frolov, O. Mokienko, R. Lyukmanov, E. Biryukova, S. Kotov, L. Turbina, G. Nadareyshvily, and Y. Bushkova, “Post-stroke Rehabilitation Training with a Motor-Imagery-Based Brain-Computer Interface (BCI)-Controlled Hand Exoskeleton: A Randomized Controlled Multicenter Trial,”

- Frontiers in Neuroscience, vol. 11, 2017. Publisher: Frontiers.
12. M. A. Cervera, S. R. Soekadar, J. Ushiba, J. d. R. Millán, M. Liu, N. Birbaumer, and G. Garipelli, “Brain computer interfaces for post-stroke motor rehabilitation: a meta-analysis,” *Annals of Clinical and Translational Neurology*, vol. 5, pp. 651–663, Mar. 2018.
 13. D. Zhang, D. Cao, and H. Chen, “Deep Learning Decoding of Mental State in Non-invasive Brain ComputerInterface,” arXiv:1911.05661, Nov. 2019. arXiv: 1911.05661.
 14. A. Myrden and T. Chau, “A Passive EEG-BCI for Single-Trial Detection of Changes in Mental State,” *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 25, pp. 345–356, Apr. 2017.
 15. T. S. Rached and A. Perkusich, “Emotion Recognition Based on Brain-Computer Interface Systems,” *Brain Computer Interface Systems - Recent Progress and Future Prospects*, June 2013. Publisher: IntechOpen.
 16. E. Maby, M. Perrin, O. Bertrand, G. Sanchez, and J. Mattout, “BCI Could Make Old Two-Player Games Even More Fun: A Proof of Concept with “Connect Four”,” *Advances in Human-Computer Interaction*, December 2012.
 17. I. Martišius and R. Damaševicius, “A Prototype SSVEP Based Real Time BCI Gaming System,” *Computational Intelligence and Neuroscience*, March 2016.
 18. L.-D. Liao, C.-Y. Chen, I.-J. Wang, S.-F. Chen, S.-Y. Li, B.-W. Chen, J.-Y. Chang, and C.-T. Lin, “Gaming control using a wearable and wireless EEG-based brain-computer interface device with novel dry foam based sensors,” *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 9, p. 5, Jan. 2012.
 19. J. V. Erp, F. Lotte, and M. Tangermann, “Brain-computer interfaces: Beyond medical applications,” *Computer*, vol. 45, no. 4, p. 26–34, 2012.
 20. L. F. Nicolas-Alonso and J. Gomez-Gil, “Brain Computer Interfaces, a Review,” *Sensors (Basel, Switzerland)*, vol. 12, pp. 1211–1279, Jan. 2012.

21. G. Buzsaki, *Rhythms of the Brain*. Oxford ; New York: Oxford University Press, illustrated edition ed., June 2011.
22. Y. Yang and A. Raine, “Prefrontal Structural and Functional Brain Imaging findings in Antisocial, Violent, and Psychopathic Individuals: A Meta-Analysis,” *Psychiatry research*, vol. 174, pp. 81–88, Nov. 2009.
23. E. K. Miller, D. J. Freedman, and J. D. Wallis, “The prefrontal cortex: categories, concepts and cognition,” *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, vol. 357, pp. 1123–1136, Aug. 2002.
24. G. H. Klem, H. O. Lüders, H. H. Jasper, and C. Elger, “The ten-twenty electrode system of the International Federation. The International Federation of Clinical Neurophysiology,” *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology. Supplement*, vol. 52, pp. 3–6, 1999.
25. L. Avanzino, A. Giannini, A. Tacchino, E. Pelosin, P. Ruggeri, and M. Bove, “Motor imagery influences the execution of repetitive finger opposition movements,” *Neuroscience Letters*, vol. 466, no. 1, pp. 11–15, 2009.
26. C. Neuper, R. Scherer, M. Reiner, and G. Pfurtscheller, “Imagery of motor actions: Differential effects of kinesthetic and visual–motor mode of imagery in single-trial EEG,” *Cognitive Brain Research*, vol. 25, no. 3, pp. 668–677, 2005.
27. A. Guillot, C. Collet, V. A. Nguyen, F. Malouin, C. Richards, and J. Doyon, “Brain activity during visual versus kinesthetic imagery: an fMRI study,” *Human Brain Mapping*, vol. 30, pp. 2157–2172, July 2009.
28. G. Pfurtscheller and F. H. Lopes da Silva, “Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles,” *Clin Neurophysiol*, vol. 110, pp. 1842–57, Nov. 1999.
29. C. Vidaurre and B. Blankertz, “Towards a Cure for BCI Illiteracy,” *Brain Topography*, vol. 23, no. 2, pp. 194–198, 2010.
30. M. C. Thompson, “Critiquing the Concept of BCI Illiteracy,” *Science and Engineering Ethics*, vol. 25, pp. 1217–1233, Aug. 2019.

31. G. Pfurtscheller and A. Aranibar, "Event-related cortical desynchronization detected by power measurement of the scalp EEG," *Clinical Neurophysiology*, vol. 42, pp. 817–826, 1977.
32. G. Pfurtscheller and A. Berghold, "Patterns of cortical activation during planning of voluntary movement," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 72, no. 3, p. 250–258, 1989.
33. W. Klimesch, G. Pfurtscheller, W. Mohl, and H. Schimke, "Event-related desynchronization, erd-mapping and hemispheric differences for words and numbers," *International Journal of Psychophysiology*, vol. 8, no. 3, p. 297–308, 1990.
34. G. Pfurtscheller, "Event-related synchronization (ERS): an electrophysiological correlate of cortical areas at rest," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 83, pp. 62–69, July 1992.
35. G. Pfurtscheller and C. Neuper, "Motor imagery and direct brain-computer communication," *Proceedings of the IEEE*, vol. 89, pp. 1123–1134, July 2001.
36. S. Fok, R. Schwartz, M. Wronkiewicz, C. Holmes, J. Zhang, T. Somers, D. Bundy, and E. Leuthardt, "An EEG-based brain computer interface for rehabilitation and restoration of hand control following stroke using ipsilateral cortical physiology.," *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*, vol. 2011, pp. 6277–6280, 2011.
37. F. P. Ron Kohavi, "Special issue on applications of machine learning and the knowledge discovery process," *Glossary of Terms*, no. 30, pp. 271–274, 1998.
38. X. Jiang, G.-B. Bian, and Z. Tian, "Removal of Artifacts from EEG Signals: A Review," *Sensors*, vol. 19, p. 987, Feb. 2019.
39. J. Urigüen and B. Zaporain, "EEG artifact removal – State-of-the-art and guidelines," *Journal of neural engineering*, vol. 12, p. 031001, Apr. 2015.

40. X. Chen, A. Liu, J. Chiang, Z. J. Wang, M. J. McKeown, and R. K. Ward, "Removing Muscle Artifacts From EEG Data: Multichannel or Single-Channel Techniques?," *IEEE Sensors Journal*, vol. 16, pp. 1986–1997, Apr. 2016. Conference Name: *IEEE Sensors Journal*.
41. S. Devuyst, T. Dutoit, P. Stenuit, M. Kerkhofs, and E. Stanus, "Removal of ECG artifacts from EEG using a modified independent component analysis approach," in *2008 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 5204–5207, Aug. 2008. ISSN: 1558-4615.
42. F. Lotte, L. Bougrain, A. Cichocki, M. Clerc, M. Congedo, A. Rakotomamonjy, and F. Yger, "A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces: a 10 year update," *Journal of Neural Engineering*, vol. 15, no. 3, p. 031005, 2018.
43. Faller J. et al. Autocalibration and recurrent adaptation: Towards a plug and play online ERD-BCI // *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. – 2012. – T. 20. – №. 3. – C. 313-319.
44. López-Larraz E. et al. del-Ama, Joan Aranda, Javier Minguez, Angel Gil-Agudo, and Luis Montesano. 2016. "Control of an Ambulatory Exoskeleton with a Brain–Machine Interface for Spinal Cord Injury Gait Rehabilitation." // *Frontiers in Neuroscience*. – T. 10.
45. McCrimmon C. M. et al. A small, portable, battery-powered brain-computer interface system for motor rehabilitation // *2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. – IEEE, 2016. – C. 2776-2779.
46. Do A. H. et al. Brain-computer interface controlled functional electrical stimulation device for foot drop due to stroke // *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. – IEEE, 2012. – C. 6414-6417.
47. King C. E. et al. Operation of a brain-computer interface walking simulator

- for individuals with spinal cord injury //Journal of neuroengineering and rehabilitation. – 2013. – Т. 10. – №. 1. – С. 1-14.
48. Choi J. et al. Developing a motor imagery-based real-time asynchronous hybrid BCI controller for a lower-limb exoskeleton //Sensors. – 2020. – Т. 20. – №. 24. – С. 7309.
49. Steyrl D. et al. Random forests in non-invasive sensorimotor rhythm brain-computer interfaces: a practical and convenient non-linear classifier //Biomedical Engineering/Biomedizinische Technik. – 2016. – Т. 61. – №. 1. – С. 77-86.
50. Wang H. et al. The control of a virtual automatic car based on multiple patterns of motor imagery BCI //Medical & biological engineering & computing. – 2019. – Т. 57. – №. 1. – С. 299-309.
51. Congedo M., Barachant A., Bhatia R. Riemannian geometry for EEG-based brain-computer interfaces; a primer and a review //Brain-Computer Interfaces. – 2017. – Т. 4. – №. 3. – С. 155-174.
52. Капралов Н. В., Нагорнова Ж. В., Шемякина Н. В. Методы классификации ЭЭГ-паттернов воображаемых движений //Информатика и автоматизация. – 2021. – Т. 20. – №. 1. – С. 94-132.
53. Guan S., Zhao K., Yang S. Motor imagery EEG classification based on decision tree framework and Riemannian geometry //Computational intelligence and neuroscience. – 2019. – Т. 2019.
54. Трофимов А.Г., Скругин В.И. Системы нейрокомпьютерного интерфейса. Обзор // Информационные технологии, № 2, 2011. С. 2-11
55. Barachant A., Bonnet S., Congedo M., Jutten C. Multiclass Brain-Computer Interface Classification by Riemannian Geometry. IEEE Trans. Biomed. Eng. 2012. vol. 59. no. 4. pp. 920–928.
56. Barachant A., Bonnet S., Congedo M., Jutten C. Classification of covariance matrices using a Riemannian-based kernel for BCI applications. Neurocomputing. 2013. vol. 112. pp. 172–178.

57. Congedo M., Barachant A. A special form of SPD covariance matrix for interpretation and visualization of data manipulated with Riemannian geometry. Proceedings of the Bayesian Inference and Maximum Entropy Methods in Science and Engineering. 2014. pp. 495–503.
58. Yger F., Berar M., Lotte F. Riemannian approaches in brain-computer interfaces: a review //IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering. – 2016. – T. 25. – №. 10. – C. 1753-1762.

Объекты, (предмет) и методы исследования

Объектом исследования в работе являются ЭЭГ сигнал, представляющий из себя запись биоэлектрического сигнала мозга человека, записанный с поверхности кожи головы.

Предметом исследования в работе являются методы, алгоритмы и программные средства, анализа и классификации ЭЭГ данных.

В работе использовались следующие методы исследования: машинное обучение, методы искусственного интеллекта, методы анализа временных рядов, методы вычислительной математики, математической статистики, компьютерного моделирования, системного анализа, теории информации, и нейроинформатики.

При разработке программного комплекса и математическом моделировании использовались язык программирования Python 3.6, MATLAB (в частности EEGLab).

Результаты и их обсуждение

В рамках диссертационного исследования выполнена разработка программного комплекса для классификации моторных воображаемых движений нижних конечностей методами римановой геометрии.

Анализ результатов эксперимента, представленного в третьей главе позволил выявить причины такого уровня классификации: (1) вовлеченность испытуемого; (2) большое количество артефактов; (3) большое количество каналов для записи ЭЭГ-данных; (4) плохая настройка классификатора.

При низкой вовлеченности результаты классификации могут быть ниже, большое количество глазодвигательных артефактов, которые находятся в пробе в моменте воображения влияют на итоговый результат. Большое количество каналов для записи ЭЭГ-данных приводит к увеличению ковариационной матрицы, точность становится хуже, скорость вычислений

увеличивается. По мере роста размерности ковариационной матрицы требуется больше выборок для построения неособых/невырожденных ковариационных матриц. Когда создаются почти сингулярные/вырожденные ковариационные матрицы, они не могут быть эффективно обработаны с помощью римановой геометрии. В этом случае методы, основанные на евклидовой геометрии, превзойдут риманову геометрию.

В развитие этого эксперимента предполагается увеличить точность классификатора за счет более тщательной настройки его параметров. Если результаты онлайн классификации останутся на уровне первых экспериментов, для оборудования «Mitsar-EEG-SmartBCI» предлагается сократить количество электродов с 18 до 9, отобрав электроды, расположенные на сенсомоторной области коры головного мозга: F3, Fz, F4, C3, Cz, C4, P3, Pz, P4. Эти шаги должны помочь лучше настроить классификатор.

Эти результаты показывают, что требуется доработка текущей версии классификатора и тестирование его на большем количестве испытуемых с использованием различного монтажа и настройки классификатора. После этого данную разработку можно будет использовать в ИМК для нейрореабилитации, управлении внешними устройствами или аватарами в компьютерных играх или других задачах, что расширяет текущую область разработок в сфере ИМК.

Заключение

В данной работе рассматриваются ИМК, в основе которых лежит моторное воображение. Акцент сделан на распознавание воображаемых движений нижних конечностей, поскольку в продолжение данного исследования планируется доработать текущий классификатор, для его возможного применения для управления в играх, генератором походки, экзоскелетами или другими устройствами.

Для классификации был выбран алгоритм на основе римановой геометрии, который позволяет вычислять ковариационные матрицы для каждой ЭЭГ пробы и вычислять расстояние между ними в римановом пространстве. Поскольку ковариационные матрицы содержат пространственную информацию (например, 24 канала ЭЭГ покрывают весь скальп головы испытуемого), этот подход позволяет объединить пространственную фильтрацию и классификацию в один уникальный шаг.

Офлайн тестирование классификатора на основе риманова расстояния с использованием оборудования «Mitsar-EEG-SmartBCI» дало среднюю точность 71,34% для трех испытуемых в пяти сессиях, для оборудования «NeuroPlay-8Cap» для четырех испытуемых в четырех сессиях 72,5%. Онлайн тестирование показало среднюю точность 66,4% для «Mitsar-EEG-SmartBCI» и 67,34% «NeuroPlay-8Cap». Эти результаты показывают, что требуется доработка текущей версии классификатора и тестирование его на большем количестве испытуемых с использованием различного монтажа и настройки классификатора.

Анализ результатов эксперимента позволил выявить причины такого уровня классификации: (1) вовлеченность испытуемого; (2) большое количество артефактов; (3) большое количество каналов для записи ЭЭГ-данных; (4) плохая настройка классификатора.

Поле подтверждения надежности новой версии классификатора, путем повторных экспериментов, данную разработку можно будет использовать в ИМК для нейрореабилитации, управлении внешними устройствами или аватарами в компьютерных играх или других задачах, что расширяет текущую область разработок в сфере Интерфейсов «мозг-компьютер».

Выполненная работа обладает высокой теоретической значимостью, практической значимостью.

Список работ, опубликованных по теме научно-квалификационной работы (диссертации)

Публикации в изданиях, входящих в Перечень ВАК

1. Zuravska A., Stankevich L. A. Application of a Non-invasive Interface “Brain-Computer” for Classification of Imaginary Movements //International Conference System Analysis In Engineering And Control. – Springer, Cham, 2022. – С. 512-521. (Scopus, ВАК)
2. Zuravska A. Classification of imaginary leg movements based on Riemannian geometry //2022 VIII International Conference on Information Technology and Nanotechnology (ITNT). – IEEE, 2022. – С. 1-4. (Scopus, ВАК)
3. Prokofev A.A., Ivnova D.V., Zuravska A. «MYO-chat» – a new computer control system for people with disabilities //2022 XXI International Conference on Neuroinformatics (принята) (Scopus, ВАК)

Публикации в других изданиях

1. Журавская А., Станкевич Л. А., Управление мобильным роботом на основе нейроинтерфейса, //сборник Международной научно-технической конференции «Экстремальная робототехника 2022» (принята). РИНЦ
2. Фирсов А. Н., Журавская А. О МЕТОДАХ ТЕОРИИ ПОДОБИЯ И РАЗМЕРНОСТИ // SAEC. 2020. №2. РИНЦ
3. Журавская А., Станкевич Л. А. ПРИМЕНЕНИЕ НЕИНВАЗИВНОГО ИНТЕРФЕЙСА «МОЗГ-КОМПЬЮТЕР» ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ВООБРАЖАЕМЫХ ДВИЖЕНИЙ НИЖНИХ КОНЕЧНОСТЕЙ ЧЕЛОВЕКА // SAEC. 2021. РИНЦ

Аспирант _____ **Журавская А.**

(подпись)