

**Санкт-Петербургский политехнический университет
Петра Великого
Институт машиностроения, материалов и транспорта**

На правах рукописи

Гунделах Филипп Викторович

**Управление робототехническими устройствами на основе интерфейса
«мозг-компьютер»**

Направление подготовки 15.06.01 Машиностроение

Код и наименование

Направленность 15.06.01_03 Роботы, мехатроника и робототехнические системы

Код и наименование

НАУЧНЫЙ ДОКЛАД

об основных результатах научно-квалификационной работы (диссертации)

Автор работы: Гунделах Ф. В.
Научный руководитель: профессор,
д.т.н, Лопота А.В.

Санкт Петербург – 2020

Научно-квалификационная работа выполнена в ВШ/на кафедре Института машиностроения, материалов и транспорта, федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого»

Директор ВШ:

– *Мацко Ольга Николаевна,*
к.т.н., доцент

Научный руководитель:

– *Лопота Александр Витальевич,*
д.т.н., профессор

Рецензент:

– *Даляев Игорь Юрьевич,*
к.т.н, ученое звание,
ЦНИИ РТК, зам. главного
конструктора по робототехнике
и роботостроению

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

В мире на данный момент более 700 миллионов человек с ограниченными возможностями. Для многих людей с нарушениями подвижности, повседневные задачи, такие как одевание, приём пищи и т.п. вызывают трудности, им требуется помощь других людей.

Использование устройств, помогающих взаимодействовать с окружением самостоятельно и обеспечивающих мобильность, может существенно улучшить их качество жизни. Такими устройствами могут быть мобильные роботы, в том числе и гуманоидного класса.

Использование интерфейсов «мозг-компьютер» (ИМК) в составе систем управления является перспективным способом взаимодействия обездвиженного человека и робота.

Мобильные роботы с такими системами управления могут быть использованы для помощи людям с ограниченными двигательными возможностями как в условиях клиник, так и в домашних условиях. В настоящее время ИМК применимы в системах реабилитации и протезирования людей с нарушениями двигательных функций. Так, например, с помощью ИМК можно управлять, инвалидными креслами, протезами конечностей или экзоскелетом.

Для систем управления роботизированными устройствами большой интерес представляют неинвазивные интерфейсы, использующие сигналы мозга без операционного вмешательства, например, на основе электроэнцефалограммы (ЭЭГ). Однако в этой области существует множество нерешённых проблем, в частности в области декодирования сложных ЭЭГ сигналов, для чего в настоящее время разрабатываются новые классы классифицирующих систем, основанных на нейросетях, методе опорных векторов (SVM) и т.д. Эти исследования должны обеспечить достаточную точность декодирования сигналов и диапазон различных образов, соответствующих моторной активности. На решение проблемы

управления роботизированными устройствами на основе неинвазивных ИМК и классификации сложных ЭЭГ сигналов, описывающих воображаемые моторные образы, направлена предлагаемая работа.

Цель и задачи исследования

Цель: разработка методов и алгоритмов, применимых для управления мобильными роботами и другими исполнительными устройствами на базе ИМК.

Задачи:

1) разработка и исследование методов предварительной обработки ЭЭГ сигналов воображаемых моторных движений, включая фильтрацию сигнала и выделение признаков;

2) разработка и исследование методов классификации ЭЭГ паттернов воображаемых моторных движений, необходимых для управления роботизированными устройствами;

3) разработка программного обеспечения системы управления роботизированными устройствами на основе неинвазивных ИМК.

4) Применение разработанной системы для управления роботизированными устройствами, повышающими качество жизни людей с ограниченными возможностями.

Научная новизна

1) Новые методы предобработки ЭЭГ сигналов, связанные с получением признаков образов воображаемых моторных движений, основанные на совместной обработке сигнала во временной, частотной и пространственной областях.

2) Новые методы классификации ЭЭГ сигналов воображаемых моторных движений, основанные на применении модифицированной иерархической системы классификации, классификатора на основе римановой геометрии (КРГ) и глубоких нейронных сетей.

3) Новый алгоритм позволяющий производить классификацию воображаемых моторных движений в режиме реального времени, позволяющий управлять техническими устройствами на основе ИМК.

Теоретическая и практическая значимость

В теоретическом плане разработаны новые методы и алгоритмы предварительной обработки непрерывных во времени сигналов одновременно во временной и частотной областях, а также методы классификации пространственно-временных паттернов. В практическом плане разработан комплекс двигательной реабилитации и управления исполнительными устройствами на базе неинвазивного нейрокомпьютерного интерфейса. Комплекс разработан на основе портативного электроэнцефалографа «SmartBCI». ПО реализует в реальном времени алгоритмы регистрации ЭЭГ сигналов, фильтрации сигналов, удаления артефактов и распознавания ЭЭГ паттернов воображаемых моторных команд.

Применяются специальные игровые среды, обеспечивающие визуальную обратную связь в реальном времени для подкрепления успешно распознанных воображаемых движений оператора.

Показано, что такие классификаторы могут обеспечить точность 60-80% при распознавании от двух до четырех классов воображаемых движений в режиме реального времени, по одной пробе. Эти результаты соответствуют мировому уровню исследований.

Результаты работы использованы в гранте РФФИ офи-м 2016-19 гг.

Апробация работы

Результаты работы были апробированы в рамках конференций: СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ В ПРОЕКТИРОВАНИИ И УПРАВЛЕНИИ (2017), II Международная конференция «Обработка сигналов изображения и звука в контексте нейротехнологий» SPCN-2017, 28-й МЕЖДУНАРОДНОЙ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКОЙ КОНФЕРЕНЦИИ «ЭКСТРЕМАЛЬНАЯ РОБОТОТЕХНИКА (ЭР-2017)», 13th International Conference on

Electromechanics and Robotics "Zavalishin's Readings" ER(ZR)-2018, THE 5TH INTERNATIONAL CONFERENCE BCI: SCIENCE AND PRACTICE. SAMARA 2019, а также в рамках гранта РФФИ 16-29-08296_офи-м.

Публикации

Изложенные в диссертации материалы опубликованы в виде 7 статей, в том числе 2 из них в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ, и 2 из них проиндексированы Scopus.

Представление научного доклада: основные положения

- Разработаны новые методы предварительной обработки ЭЭГ сигналов воображаемых моторных движений, включая фильтрацию сигнала и выделение признаков.

- Разработаны новые методы классификации ЭЭГ паттернов воображаемых моторных движений.

- Разработан прототип программно-аппаратного комплекса двигательной реабилитации и управления исполнительными устройствами.

Структура работы

Диссертационная работа состоит из введения, 3-х глав, заключения и списка литературы. Объем работы составляет 78 печатных страниц, 16 рисунков, 1 таблицу. Библиография содержит 63 наименования.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении приведено обоснование актуальности темы работы, представлена структура работы, сформулированы цель и задачи исследования.

В первой главе формализована постановка задач исследования, произведён анализ проблемной области, описаны возможные подходы к созданию ИМК, а также обоснована актуальность разработки системы управления робототехническими устройствами с помощью ИМК на основе воображаемых движений.

Во второй главе описаны подходы к обработке сигналов, выделению признаков и их последующей классификации.

Третья глава посвящена результатам исследований и экспериментов.

В заключении обобщены результаты исследований и произведён их анализ. Также сформулированы перспективы дальнейших исследований.

Объекты, (предмет) и методы исследования

Объект исследования: взаимодействие роботов и технических систем с человеком-оператором.

Предмет исследования: управление роботизированными устройствами с помощью интерфейса “мозг-компьютер”.

Для решения задач и достижения цели применялись различные методы цифровой обработки сигналов, методы анализа данных с применением теории вероятности, а также методы и алгоритмы машинного обучения.

Результаты и их обсуждение

В работе предлагается использовать для управления роботизированными устройствами ИМК на основе ЭЭГ. Для работы такой системы необходимо устройство регистрации – электроэнцефалограф. Для распознавания паттернов ЭЭГ сигналов, относящихся к воображаемым моторным командам, поступающий с устройства регистрации сигнал необходимо предварительно обработать, после чего можно извлекать признаки. Полученные признаки подаются на вход классификатора и формируется решение о классе команды (рисунок 1).



Рисунок 1. Обобщенная схема ИМК на базе ЭЭГ сигнала

Для продуктивного использования в составе системы управления, ИМК должен работать в режиме реального времени, поэтому считывать ЭЭГ

сигнал нужно непрерывно. Чтобы обеспечить выполнение таких требований, использована многопоточная парадигма. Обработка происходит следующим образом: по окончании текущей пробы поток обработки (поток 2) считывает относящиеся к ней данные, производит предобработку ЭЭГ сигнала, извлекает признаки в спектральной, временной и пространственной областях, после чего происходит классификация и выводится её результат. Параллельно с этим поток получения данных (поток 1) начинает получать данные следующей пробы (рисунок 2).

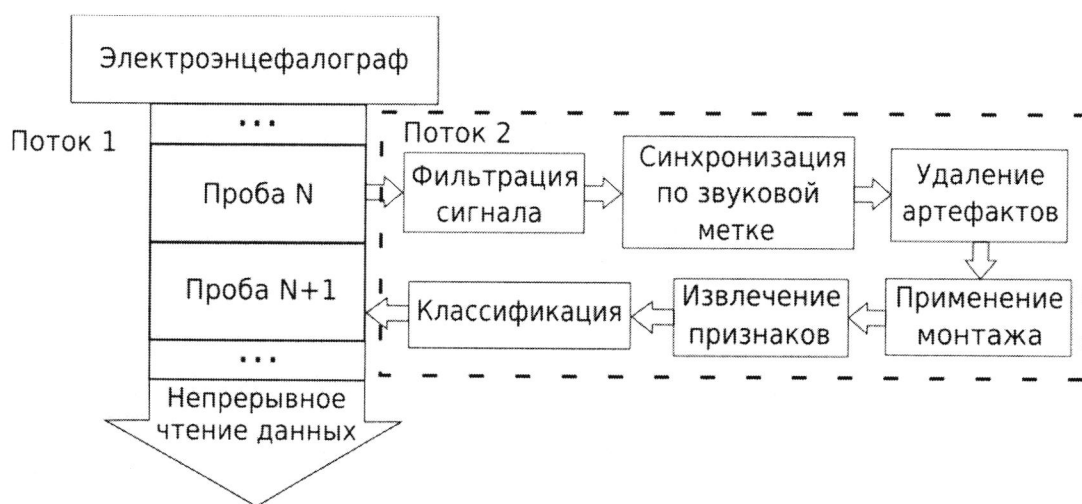


Рисунок 2 – Схема системы классификации в реальном времени

Время классификации не выходит за рамки 150 миллисекунд, что позволяет связать акт воображаемых движений с обратной связью системы управления и можно утверждать о распознавании в реальном масштабе времени.

Предобработка ЭЭГ сигнала включает в себя как временную (БИХ фильтры), так и пространственную (монтажи) фильтрацию, удаление артефактов.

На этапе извлечения признаков из предварительно обработанной ЭЭГ использованы разные подходы. В роли характеристических признаков выступают как характеристики самого сигнала – временные (длина кривой,

площадь под графиком) и спектральные (спектральная мощность в определённых частотных областях), так и результаты дополнительных преобразований сигнала (кепстральные коэффициенты, ковариационные матрицы в римановом пространстве). Выделение признаков также может быть неотрывной частью алгоритма классификации (сверточные нейронные сети).

В ходе исследований опробованы различные методы классификации: сверточные нейросети (CNN), классификатор на основе римановой геометрии (КРГ) и модифицированный иерархический классификатор разработанный с применением нейросетей метода опорных векторов.

Использованная сверточная нейросеть состоит из 5 слоев (conv1 -> pool1 -> conv2-> pool2 -> полносвязный).

1-й слой является сверточным. Он выделяет 12 признаков (результат: матрица $350 \times N \times 12$). Функция активации – Rectified linear unit (ReLU).

2-й слой pool1 - слой с максимальным объединением, на выходе которого матрица 175×12 .

3-й слой, conv2, также является сверточным и выделяет 64 признаков, в результате чего получается матрица 175×64 , функция активации слоя - ReLU.

4-й слой pool2 – ещё один слой с максимальным объединением результатом работы которого является матрица размера 25×64 .

5-й слой полносвязный, он состоит из 512 нейронов, для определения класса используется метод оптимизации softmax.

На вход такой сети подается матрица, строки которой включают пробы ЭЭГ-сигнала.

В КРГ для сравнения ковариационных матриц используется специфичное определение расстояния. Благодаря такому определению, относящиеся к одному классу матрицы проб ЭЭГ сигнала, оказываются ближе друг к другу в новом метрическом пространстве.

Этот метод классификации использует симметричные положительно-определенные ковариационные матрицы, описывающие дисперсию

многомерной величины (проба $X_i \in \mathbb{R}^{E \times T}$). Ковариационная матрица C_i описывается следующим образом:

$$C = \frac{1}{T-1} \cdot (X_i - M[X_i]) \cdot (X_i - M[X_i])^T,$$

где $M[X_i]$ – вектор математического ожидания значений сигнала для разных отведений ЭЭГ.

Элементами главной диагонали ковариационной матрицы являются дисперсии сигналов. Остальные элементы матрицы являются ковариациями сигналов пары каналов. Уменьшение дисперсии указывает на наличие десинхронизации (уменьшения амплитуды сигнала). Таким образом, ковариационные матрицы позволяют выявить явление десинхронизации и на основании этого определять класс, к которому следует отнести пробу.

Для применения римановой геометрии необходимо ввести новую метрику, позволяющую лучше различать ковариационные матрицы. Чтобы обеспечить возможность работы традиционных средств классификации, необходимо отобразить полученное метрическое пространство на касательное евклидово пространство при этом выражение для соответствующих ковариационным матрицам векторов на гиперплоскости будет выглядеть следующим образом:

$$S_i = \text{Log}_C(C_i) = C^{\frac{1}{2}} \log m(C^{-\frac{1}{2}} C_i C^{-\frac{1}{2}}) C^{\frac{1}{2}},$$

где $\log m$ – матричный логарифм, а ковариационная матрица C – точка, в которой строится касательное пространство.

В рамках исследования применялась классификация с использованием римановой геометрии на основе алгоритма MDM (Minimum Distance to Mean) – для каждого класса в пространстве признаков подсчитывается средняя точка, на основе которой присваивается тот класс, к которому она ближе (обобщение метода k-ближайших соседей).

Ещё один использованный метод распознавания воображаемых движений – иерархический комитет классификаторов, включающий в себя искусственные нейронные сети (ИНС) и классификаторы на основе метода опорных векторов (SVM).

Такой двухуровневый классификатор был модифицирован для одновременного учета нескольких типов признаков. В составе нижнего уровня комитета применялись две ИНС и два классификатора SVM, а на верхнем уровне находится ИНС, принимающая финальное решение о принадлежности к классу.

В качестве признаков попарно использовались как ранее имевшиеся признаки: площадь под кривой сегмента сигнала, сложность кривой, так и новые признаки: коэффициенты дискретных и непрерывных вейвлет-преобразований, кепстральные коэффициенты и средняя мощность сигнала в диапазонах частот. Классификаторы нижнего уровня принимают на вход признак разных типов и принимают решения по классификации данного сигнала ЭЭГ. Эти решения обобщаются в виде вектора и подаются на вход ИНС верхнего уровня, которая выполняет окончательную классификацию, т.е. относит анализируемый сигнал ЭЭГ к одному из классов. Таким образом, есть возможность выбора наилучших признаков для классификации.

Нейросеть верхнего уровня обучается на основе результатов классификации нижнего уровня. ИНС верхнего уровня выбирает оптимальное решение, определяя значимость решений каждого из классификаторов нижнего уровня.

Помимо этого, для оптимизации качества обучения комитета классификаторов, произведен предварительный анализ выделенных признаков. Показано, что размер пространства признаков, в общем случае, зависит от количества окон, на которые разбивается сигнал при выделении признаков, а также от количества используемых отведений (каналов) ЭЭГ.

Для выделения наиболее информативных признаков добавлено использование t-критерия Стьюдента. Для пары классов движений, с помощью t-критерия, поэлементно сравниваются признаки во всех окнах для каждого канала. Пары параметров канал-окно, для которых признаки больше всего различаются для двух разных классов движений, используются в дальнейшем для обучения классификатора.

Обычно используется некоторое наперёд заданное количество наиболее различных пар канал-окно. Стоит отметить, что для выделения признаков во временной и частотной областях используются разные параметры ширины окна и сдвига, т.к. окна имеют разную природу.

Использование только наиболее информативных признаков существенно повышает качество обучения, а также сокращает время обучения.

Тестирование ИМК проводилось при участии десяти пациентов, проходящих реабилитацию после перенесенного инсульта. Каждый пациент проходил в среднем по 10 сессий. Результаты некоторых пациентов свидетельствуют о серьёзном прогрессе, в то же время другие пациенты испытывали трудности при обучении работе с ИМК и не продемонстрировали динамики улучшения точности классификации (рисунок 3). Приведенный ниже график демонстрирует изменение с течением времени точности классификации у пациентов на примере двух пациентов: пациент MAX (положительная динамика) и пациент SON (отсутствие динамики). Важно отметить, что у пациентов, показавших повышение точности классификации, отмечался выраженный прогресс в восстановлении нарушенных в результате инсульта функций. У пациентов с результатами на уровне случайного порога распознавания, выраженного прогресса восстановления функций не отмечено, что может быть связано, в числе прочего, с неправильным выполнением задания вследствие неправильного понимания предложенной инструкции или с невыполнением задания по разным причинам.



Рисунок 3 – Изменение точности классификации с течением времени

Обучение классификатора в ходе каждой сессии проводилось на основе данных, собранных в ходе последних трех сессий, что исключает возможность объяснения повышения точности в последующих сессиях увеличением количества собранных данных.

Поскольку принципиально разные методы извлечения признаков и классификации показывают схожие картины динамики, можно утверждать о влиянии опыта и навыков пациента на качество классификации. Также, можно предположить, что часть пользователей не способна научиться пользоваться системой, либо им необходимо более длительное время для овладения такими навыками. Возможно, нужен другой подход к обучению таких пользователей.

Тестирование ИМК с использованием комитета классификаторов показало следующие результаты. Максимальная точность классификации при тестировании системы составила 93%. Вероятность правильной классификации двух типов воображаемых команд у пациентов, успешно освоивших работу с ИМК, составила $63 \pm 9\%$, что превышает случайный порог в 50%. Средняя точность классификации на сессиях, проводимых после успешного освоения навыка работы с ИМК, составила $70 \pm 10\%$. Необходимо отметить, что в ходе исследований некоторая часть испытуемых

не смогла обучиться навыку эффективной работы с ИМК на основе ЭЭГ сигналов.

Результаты тестирования КРГ оказались несколько ниже результатов тестирования комитета классификаторов: максимальная достигнутая точность распознавания составила 83%; вероятность правильной классификации двух типов команд составила $60 \pm 8\%$ (при случайном пороге в 50%); средняя точность классификации после овладения пациентом навыком работы с ИМК составила $64 \pm 8\%$.

Самые низкие показатели точности классификации были получены при тестировании CNN классификаторов: максимальная точность классификации составила 72%; вероятность правильной классификации двух разных воображаемых движений при случайном пороге 50% составила $54 \pm 10\%$; средняя точность классификации после овладения пациентом навыком работы с ИМК составила $63 \pm 6\%$.

Результаты тестирования ИМК с разными классификаторами наглядно представлены в таблице 1.

Таблица 1. Результаты тестирования

Классификатор	Комитет классификаторов	CNN	КРГ(риманова геометрия)
Точность	$70 \pm 10\%$	$63 \pm 6\%$	$64 \pm 8\%$
Макс. точность	93%	72%	83%

Полученные данные позволяют предполагать, что освоение навыка работы с ИМК позволит управлять внешними устройствами. Накопление опыта работы с ИМК будет способствовать повышению точности классификации и сделает управление более эффективным и комфортным для оператора. Накопление проб для классификации может способствовать повышению точности классификации, тем не менее это может затруднить соотнесение результата с актом моторного воображения из-за нарушения рамок работы в реальном времени.

Проведенное исследование показало возможность распознавания двух типов моторных команд при использовании комитета классификаторов с точностью до 80%. Это открывает принципиальную возможность удаленного управления ассистивными робототехническими устройствами при помощи подобного ИМК, для чего требуется как минимум четыре класса команд, например, для формирования воображаемых команд перемещения и поворотов. В связи с этим в дальнейшем использовался каскадный метод классификации: вначале выбирается тип движения (повороты или перемещение), после чего выбирается конкретное действие (направо-налево, вперед-стоп).

Рисунок 4 иллюстрирует структуру системы с ИМК, предназначенной для управления ассистивным робототехническим устройством с мобильной платформой.



Рисунок 4. Структура системы управления мобильным роботом с применением интерфейса «мозг-компьютер»

Проведены эксперименты по управлению гуманоидным роботом, а также мобильной робототехнической платформой, оснащенной системой технического зрения, с помощью описанной системы ИМК на основе

воображаемых моторных команд. При тестировании точность классификации 4-х команд составила $56 \pm 8\%$.

Результаты эксперимента показали возможность обучения классификатора ИМК четырем командам, описанным выше, а также возможность управления на их основе антропоморфным роботом и мобильной платформой. Такое управление оказалось практически применимым в связи с наличием у данных роботизированных устройств встроенных систем преодоления препятствий и систем технического зрения.

Заключение

Разработан прототип программно-аппаратного комплекса двигательной реабилитации и управления исполнительными устройствами, а также соответствующего ПО.

При разработке комплекса были применены новые подходы и методы предварительной обработки ЭЭГ сигналов воображаемых моторных движений, включая фильтрацию сигнала и выделение признаков: коэффициенты дискретных и непрерывных вейвлет-преобразований, кепстральные коэффициенты и средняя мощность сигнала в диапазонах частот. Это позволило достаточно эффективно решать проблему распознавания моторных команд по ЭЭГ (классификации воображаемых движений).

Разработаны новые методы классификации ЭЭГ паттернов воображаемых моторных движений: на основе CNN (сверточных нейросетей), модифицированного иерархического классификатора и классификатора работающего в римановом пространстве (КРГ). В качестве основного типа классификатора ЭЭГ-паттернов воображаемых движений использован модифицированный комитет классификаторов, позволяющий реализовать совместный учет нескольких типов признаков.

Прототип комплекса тестировался в игровой среде «Фруктовый сад», а также с мобильной робототехнической платформой и антропоморфным роботом. Модуль игры выполнен в виде отдельного приложения.

Показано, что точность классификации также зависит от навыков человека-оператора.

Продемонстрирована возможность практического использования ИМК на основе воображаемых движений для управления робототехническими устройствами.

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

Публикации в изданиях, рецензируемых ВАК

1. Станкевич Л.А. Управление роботом с использованием интерфейса «мозг-компьютер» / Л.А. Станкевич, Ф.В. Гунделах // Робототехника и техническая кибернетика. – №2(15). – Санкт-Петербург : ЦНИИ РТК. – 2017. – С. 52-56.

2. Гунделах, Ф. В., Станкевич, Л. А., Сонькин, К. М., Нагорнова, Ж. В., & Шемякина, Н. В. (2020). Применение интерфейсов «мозг-компьютер» в ассистивных технологиях. Труды СПИИРАН, 19(2), 277-301. <https://doi.org/10.15622/sp.2020.19.2.2>

Публикации в других изданиях

3. Гунделах Ф.В. Классификация сигналов мозга в неинвазивном интерфейсе «мозг-компьютер» / Ф.В. Гунделах, Л.А. Станкевич // Системный анализ в проектировании и управлении: сб научн. тр. XXI Междунар. науч.-практ. конф. 29-30 июня 2017 года. Ч. 1. – СПб.: Изд-во Политехн. ун-та, 2017. – 464 с.

4. Станкевич Л.А. Взаимодействие между человеком и роботом на базе неинвазивного интерфейса «мозг-компьютер» / Л.А. Станкевич, К.М. Сонькин, Ф.В. Гунделах // «Экстремальная робототехника», сборник тезисов Международной научно-технической конференции. – СПб: Издательско-полиграфический комплекс "Гангут", 2017. - 272 с.

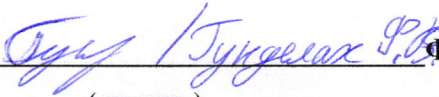
5. Gundelakh, F., Stankevich, L., & Sonkin, K. (2018). Mobile robot control based on noninvasive brain-computer interface using hierarchical classifier of imagined motor commands. In MATEC Web of Conferences (Vol. 161, p. 03003). EDP Sciences.

6. Nagornova, Z., Gundelakh, P., Shemyakina, N., Stankievich, L., & Sonkin, K. (2019). Neurophysiological effects of a motor training with game feedback based on Brain-Computer Interface “i-BrainTech”. In THE 5TH

INTERNATIONAL CONFERENCE BCI: SCIENCE AND PRACTICE.
SAMARA 2019 (pp. 16-17)

7. Gundelakh, F., Stankevich, L., Kapralov, N.V., Ekimovskii, J.V. Cyber-Physical System Control Based on Brain-Computer Interface // Lecture Notes in Networks and Systems, 2020.

Аспирант


(подпись)

ФИО