

На правах рукописи



Бабич Николай Александрович

**УПРАВЛЕНИЕ ТРАНСПОРТНЫМ СРЕДСТВОМ НА
ОСНОВЕ НЕЙРОИНТЕРФЕЙСА
С ПРИМЕНЕНИЕМ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ**

2.3.1 – Системный анализ, управление и обработка информации, статистика

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Санкт-Петербург – 2025

Работа выполнена в Институте проблем машиноведения Российской академии наук (ИПМаш РАН).

Научный руководитель:

доктор технических наук, профессор
Фрадков Александр Львович

Официальные оппоненты:

Куркин Семен Андреевич,
доктор физико-математических
наук, доцент, ФГБОУ ВО
Российский экономический
университет имени Г.В. Плеханова

Станкевич Лев Александрович,
кандидат технических наук, доцент,
ФГАОУ ВО Санкт-Петербургский
политехнический университет Петра
Великого, Институт механики,
машиностроения и транспорта,
Высшая школа автоматизации и
робототехники

Ведущая организация:

ФГАОУ ВО Национальный
исследовательский Нижегородский
государственный университет им.
Н.И. Лобачевского

Защита состоится «01» декабря 2025 г. в 18 часов 00 минут на заседании диссертационного совета ИПМАШ 2.3.1. в ИПМаш РАН по адресу: 199178, г. Санкт-Петербург, Большой пр. В.О., д. 61.

С диссертацией можно ознакомиться в ОНТИ ИПМаш РАН по адресу: 199178, г. Санкт-Петербург, Большой пр. В.О., д. 61 и на сайте <https://ipme.ru>.

Автореферат разослан «01» ноября 2025 года.

Ученый секретарь
диссертационного совета ИПМАШ 2.3.1,
доктор технических наук,

И.Б. Фуртат

Общая характеристика работы

В последние годы в инженерии, медицине и биологических исследованиях всё чаще используется понятие «интерфейс мозг-компьютер (ИМК)» или «нейроинтерфейс». ИМК — физический интерфейс приёма или передачи сигналов между живыми нейронами биологического организма (например, мозгом животного) с одной стороны, и электронным устройством (например, компьютером) с другой стороны.

Одним из наиболее значимых направлений применения нейроинтерфейсов является управление техническими системами. Решение данной задачи способствует расширению возможностей реабилитации пациентов с нарушениями двигательных функций, повышению эффективности роботизированных протезов, а также открывает перспективы дистанционного управления объектами, находящимися в труднодоступных или опасных условиях. Современный подход к реализации подобных систем основан на создании программно-аппаратных комплексов, обеспечивающих регистрацию и обработку сигналов электроэнцефалограммы (ЭЭГ) в реальном времени.

В России исследования в области систем с нейроинтерфейсами активно ведутся несколькими сильными коллективами, среди которых следует упомянуть группы А.Я. Каплана (МГУ), М.А. Лебедева (Сколтех, НИУ ВШЭ), А.Е. Храмова (БФУ им. И.Канта), В.Б. Казанцева (ННГУ, Нижний Новгород), А.Е. Осадчего (НИУ ВШЭ), С.Л. Шишкина, М.И. Бурцева (НИЦ "Курчатовский институт), Л.А. Станкевича (СПб ПУ Петра Великого), коллектив РНИМУ им. А.А. Пирогова и коллектив Института высшей нервной деятельности и нейрофизиологии РАН (А.А. Фролов, П.Д. Бобров и др.). Среди зарубежных ученых следует упомянуть К. Фристона (K. Friston, UK), Э. Шёлля (E. Schoell, TU Berlin), Ю. Куртса (J. Kurths), В.К. Джирсу (V.K. Jirsa) и др. Зарубежные публикации по тематике нейроинтерфейсов активно

появляются с начала 2000-х годов, при этом существует ряд обзорных работ, посвящённых в том числе интерфейсам, использующим ЭЭГ сигналы.

Работы по созданию и использованию программно-аппаратных комплексов на основе неинвазивных ИМК ведутся также в ИПМаш РАН. Совместно с Институтом мозга человека РАН предложены подходы к применению ЭЭГ для ранней диагностики шизофрении, а в сотрудничестве с кафедрой высшей нервной деятельности и психофизиологии СПбГУ — методы анализа самоинициированных движений на основе вызванных потенциалов. Важным классом задач управления на основе интерфейсов является нейроинтерфейсное управление подвижными объектами и транспортными средствами, где разнообразие видов поведения и управляющих действий относительно невелико, что упрощает распознавание и классификацию сигналов.

Таким образом, актуальность разработки нейроинтерфейсных систем и технологий обуславливается тем, что они позволяют решать целый комплекс важных практических задач, связанных с применением систем управления с нейроинтерфейсами для облегчения условий жизни людям с ограниченными возможностями, для реабилитации после различных травм, инсультов, для бионического протезирования и других. Решение подобных задач осложняется тем, что в условиях задачи имеется значительная неопределённость, требующая разработки соответствующих методов обработки сигналов и управления.

Целью данной работы является разработка экспериментальной системы управления транспортными средствами на основе нейроинтерфейса с применением машинного обучения. Из всего множества транспортных средств для разработки системы управления в данной работе выбрана инвалидная коляска, являющаяся важным техническим средством взаимодействия с миром для людей с ограниченными возможностями. В качестве решаемой задачи была выбрана задача распознавания воображаемых движений (motor imagery). В рамках этой задачи выполняется распознавание

паттернов активности мозга при воображаемых движениях – движение левой рукой и движение правой рукой. В качестве объекта управления используется роботизированное инвалидное кресло. Управление креслом в данном случае подразумевает его поворот, движение вперёд или остановку в зависимости от текущей активности мозга пользователя нейроинтерфейса.

Основными **задачами** данной работы являются:

- описание технических средств нейроинтерфейса, а также общий алгоритм взаимодействия узлов системы управления;
- математическое описание задачи сбора данных и управления оборудованием на основе нейроинтерфейса;
- описание алгоритмов предобработки сигналов ЭЭГ, алгоритмов формирования признаков и классификации намерений испытуемого совершить движение на основе машинного обучения, описание алгоритмов адаптации;
- разработка программного комплекса для реализации системы управления нейроинтерфейсом с учётом разработанных алгоритмов;
- разработка методики проведения тестирования для проверки работоспособности разработанной системы управления и проведение экспериментов по управлению поворотом инвалидного кресла с помощью нейроинтерфейса.

Объектами исследования являются алгоритмы обработки сигналов ЭЭГ, методы классификации данных, программное обеспечение, реализующие методы и алгоритмы управления.

Предметом исследования является разработка новых методов и алгоритмов обработки сигналов ЭЭГ, а также разработка программного обеспечения.

Методы исследования. Для достижения поставленной цели использовались методы искусственного интеллекта, технологии разработки программного обеспечения.

Научная новизна. На защиту выносятся следующие результаты диссертационной работы:

- дано формальное математическое описание процесса сбора и обработки сигналов ЭЭГ для нейроинтерфейсных систем управления транспортным средством. Разработана структура системы управления, выбраны ее составные элементы;

- выбраны алгоритмы предобработки, анализа и классификации сигналов ЭЭГ, разработан алгоритм принятия решений и управления;

- разработана модификация классификатора k-ближайших соседей – метод почти ближайших соседей (FANN), что позволило снизить зависимость от значения числа k и повысить точность распознавания;

- разработан алгоритм классификации сигналов ЭЭГ с учётом дрейфа параметров, а также дообучения классификатора, который представляет собой метод адаптации системы управления, позволяющий повысить точность распознавания сигналов ЭЭГ;

- разработана программная платформа на языке Python, позволяющая реализовывать системы управления для нейроинтерфейсов. На её основе разработана система управления, описанная в работе.

- разработан план эксперимента для тестирования разработанной системы управления. Проведены эксперименты с реальными испытуемыми, выполнен расчёт точности работы системы.

Научная и практическая значимость результатов. В диссертационной работе получены новые методы, алгоритмы и программы, позволяющие выполнять обработку сигналов ЭЭГ для управления инвалидным креслом с помощью активности головного мозга человека. Разработанная система управления может служить основой для будущих исследований и разработок нейроинтерфейсов, а также послужить прототипом потребительского устройства. Часть результатов диссертации получена при поддержке гранта Министерства науки и высшего образования Российской Федерации № 075-15-2021-573 (мегагранта).

Также результаты исследований отражены в свидетельстве на программы для ЭВМ: Бабич Н.А., Фрадков А.Л. «Программа трехпозиционного управления роботизированными механизмами с помощью сигналов ЭЭГ». Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2025618163, 02.04.2025. Заявка № 2025615087 от 11.03.2025.

Достоверность результатов подтверждается результатами численного моделирования, а также результатами экспериментальных проверок работоспособности разработанных и реализованных алгоритмов, методов и программ.

Апробация результатов. Результаты диссертационных исследований докладывались на научных конференциях, форумах:

1. Балтийский форум нейронаук, искусственного интеллекта и сложных систем (BF-NAICS 2021), доклад, Калининград, Россия, 13-15 сентября 2021.
2. Балтийский форум нейронаук, искусственного интеллекта и сложных систем (BF-NAICS 2022), доклад, Калининград, Россия, 14-16 сентября, 2022.
3. Балтийский форум нейронаук, искусственного интеллекта и сложных систем (BF-NAICS 2024), постерная секция, Калининград, Россия, 19-21 сентября, 2024.
4. Международная научная конференция по механике «Десятые Поляховские чтения». Секционный доклад. Санкт-Петербург, Россия, 23-27 сентября, 2024.
5. Алгоритм классификации сигналов с учётом дрейфа параметров на основе метода рекуррентных целевых неравенств. XXVII конференция молодых ученых «Навигация и управление движением» с международным участием. Санкт-Петербург, Россия, 18-21 марта, 2025.

Результаты также рассматривались и обсуждались на многочисленных семинарах ИПМаш РАН.

Публикации. Результаты диссертационного исследования опубликованы в шести научных работах [1-6]. Из них 2 – в изданиях из перечня научных журналов, рекомендованных Высшей аттестационной

комиссией для публикации основных научных результатов диссертаций и журналов, входящих в «Белый список», 4 – в изданиях, входящих в базы цитирования Web of Science и Scopus, 2 – в изданиях, входящих в РИНЦ.

Объём и структура работы. Диссертация объёмом 114 страниц состоит из введения, четырёх глав, заключения, списка литературы (61 источник) и приложения.

Содержание работы

В **первой главе** работы приводится анализ развития систем управления на основе нейроинтерфейсов.

Во **второй главе** описывается математическая постановка задачи управления оборудованием. Описываются методы предобработки сигналов ЭЭГ, их анализа, принятия решений о выдаче сигнала управления.

Аппаратная часть используемого нейроинтерфейса основана на стандартном медицинском электроэнцефалографе, доступном в коммерческой продаже. Электроэнцефалограф осуществляет регистрацию мозговой активности испытуемого и передаёт данные ЭЭГ на управляющий модуль, где производится их последовательная обработка: фильтрация, выделение признаков, классификация и принятие решения о формировании управляющего воздействия на исполнительный блок инвалидного кресла. При необходимости осуществляется дополнительное обучение классификатора на вновь полученных данных.

Размер кадра T определяется, исходя из того, что, с одной стороны, число отсчетов (N) в кадре должно быть не менее 500-1000, чтобы уменьшить погрешность статистических оценок. В работе было выбрано $T = 2с$, $N = 500$. Расчет и выдача управляющих воздействий происходит для каждого кадра в моменты $t_k = kT$. Предобработка измерений внутри кадра выполняется по следующему алгоритму.

Для каждого кадра к сигналу $X(t)$ применяется некоторое преобразование G , выполняющее фильтрацию сигнала в заданном диапазоне частот: $g(t)=G(t_k, x(t), \omega_1, \omega_2)$, где $g(t)$ – сигнал после выполнения предобработки сигнала $x(t)$, $t_{k-1} < t < t_k$, ω_1, ω_2 – нижняя и верхняя границы диапазона фильтрации, соответственно. В нашей работе были выбраны значения $\omega_1 = 8 \text{ Гц}$ и $\omega_2 = 30 \text{ Гц}$. Такой диапазон фильтрации выбран исходя из результатов работ на схожую тематику, а также в следствие собственных экспериментов – такой диапазон позволял получить лучшие результаты. В качестве фильтра был выбран фильтр Баттерворта.

После завершения этапа предобработки сигналов следует процедура анализа и распознавания (классификации) измеренных ЭЭГ-сигналов с последующей выдачей управляющих воздействий. Классификация направлена на решение трёх типов распознавания.

Во-первых, распознавание воображаемых движений руками для решения задачи поворота инвалидного кресла. Выделяется два класса – воображаемое движение левой рукой и воображаемое движение правой рукой.

Во-вторых, распознавание воображаемых движений обеими руками одновременно для реализации движения инвалидного кресла вперёд. В данном случае также выделяется два класса – первый соответствует сигналам ЭЭГ, возникающим при непосредственно воображаемых движениях обеими руками одновременно, а второй – сигналам, соответствующим фоновой активности мозга (воображаемые движения не совершаются).

В-третьих, распознавание ритмов головного мозга для решения задачи остановки инвалидного кресла. Выделяется два типа (класса) состояний ритмов головного мозга – характерные для состояния, когда испытуемый хочет остановить движение, представляя препятствие перед собой и характерные для спокойного состояния испытуемого.

Обработка выполняется на наборе кадров (в эпохе содержится S кадров), включающих SN измерений, до момента поступления следующего стимула. В данной работе в качестве базового классификатора применялся метод k -

ближайших соседей, а также его усовершенствованная версия — метод нечетких почти ближайших соседей. Предлагаемая модификация метода kNN основана на введении так называемых *радиально нечетких векторов*. Радиально нечетким (R-нечетким) вектором будем называть нечеткое множество $X \subset R^n$, имеющее функцию принадлежности $d_X(x) = R(|x-y|/f)$, где $R(a)$ – невозрастающая скалярная функция на $[0, \infty)$, такая, что $R(0) = 1$, $R(1) = 0$, $R(a) = 0$ при $a > 1$. Например, можно взять $R(a) = 1 - a$ при $0 \leq a \leq 1$, $R(a) = 0$ при $a > 1$. Вектор $y \in R^n$ называется центром радиально нечеткого вектора X , а число $f > 0$ – коэффициентом нечеткости. Очевидно, степень принадлежности радиально нечеткого вектора определяется расстоянием от него до заданного центра. Мы будем рассматривать формально более общий случай, когда ключевую роль играет расстояние не до центра, а до некоторого шара, имеющего тот же центр, а именно, до шара, описанного вокруг множества ближайших соседей.

Модификация метода kNN состоит в том, что все векторы выборки x_i считаются R-нечеткими векторами с функциями принадлежности

$$d_i(x) = R((||x - x_i || - R_k)_+ / f)), \quad (1)$$

где R_k, f – параметры алгоритма (положительные числа), $(.)_+$ – положительная часть числа, равная самому числу, если оно положительно и нулю в противном случае. Алгоритм метода начинает работать так же, как и алгоритм обычного kNN. задается целое число k , при поступлении нового тестового вектора y находится $N_k(y)$ – множество k ближайших к y векторов выборки x_i . Затем определяется величина R_k , равная максимуму $||y-x_i||$ по всем $x_i \in N_k(y)$. Очевидно, R_k – радиус шара, описанного вокруг множества ближайших соседей тестового вектора y . Далее вычисляются веса w_i векторов выборки, равные значениям их функций принадлежности $d_i(y)$, см. (1). Сравнение точности классификации для методов kNN и FANN для разных значений k представлено на рисунке 1.

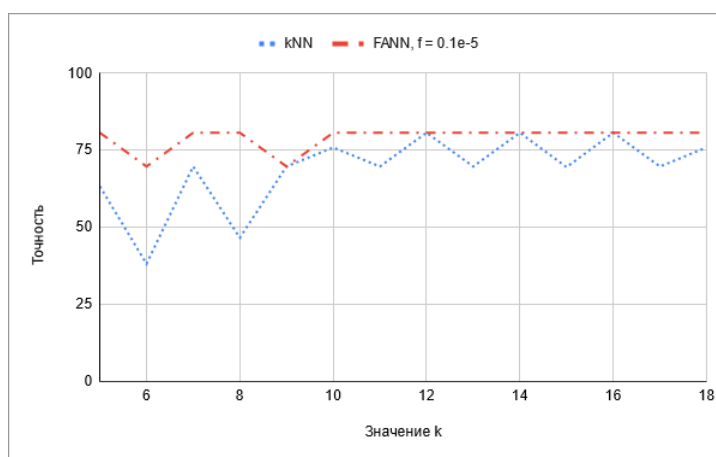


Рисунок 1 – Сравнение точности классификации для разных значений k для методов kNN и FANN

Ключевым преимуществом метода FANN по сравнению с классическим kNN является меньшая чувствительность к выбору параметра k и устойчивое достижение высокой точности классификации практически при любых его значениях.

Опыт исследований по управлению движением инвалидных колясок через нейроинтерфейсы показывает, что в ходе тренировки происходит не только обучение системы управления, адаптирующейся к свойствам головного мозга и двигательной системы пациента, но и адаптация человека к особенностям работы при взаимодействии с компьютерной системой через нейроинтерфейс. В данной работе предлагается способ учесть одновременно оба процесса адаптации в разрабатываемой системе управления.

Обозначим через x_k набор значений признаков на k -м шаге (эпохе) процесса. Вектор коэффициентов разделяющей гиперплоскости на k -м шаге обозначим через Θ_k , $k=1,2,\dots$. В качестве алгоритма машинного обучения классификации через адаптацию параметров Θ_k можно взять один из существующих алгоритмов: МНК, SVM и др. При этом задача обучения сводится к нахождению с некоторой точностью «идеального» вектора решения Θ_k , обеспечивающего хорошее качество классификации, например, ее оптимальность в том или ином смысле. В работе в качестве базового алгоритма берется один из наиболее простых и эффективных, а именно,

алгоритм обучения по методу рекуррентных целевых неравенств (МРЦН) В.А. Якубовича.

В настоящей работе предлагается распространить алгоритмы решения РЦН на случай, когда «идеальный» набор параметров разделяющей гиперплоскости дрейфует во времени из-за адаптационных процессов в организме человека-пациента. Предполагается, что дрейф параметров происходит достаточно медленно и переход от каждой эпохи к следующей описывается линейным законом изменения «идеального» вектора Θ_{*k} параметров разделяющей гиперплоскости:

$$\Theta_{*k} = \Theta_{*0} + ak, \quad (2)$$

где Θ_{*0} – начальное значение вектора параметров, a – поправка, задающая направление и скорость изменения (дрейфа) параметров Θ_{*k} . За основу берется стандартный алгоритм «полоска» метода РЦН. В известных результатах по методу РЦН предполагается, что измеряемый выход (решение человека) на k -м шаге y_k связан с входами и параметрами линейной моделью с ограниченным возмущением

$$y_k = \Theta_*^T x_k + \varphi_k, k = 1, 2, \dots \quad (3)$$

Возмущение φ_k может порождаться неточностью модели, погрешностями измерения и другими причинами. Считается, что φ_k ограничено: $|\varphi_k| < \Delta\varphi$, где $\Delta\varphi > 0$.

В диссертации рассматривается случай, когда вектор Θ_* меняется в соответствии с законом дрейфа (2), в котором вектор параметров дрейфа a неизвестен. Предлагается обобщение алгоритма «полоска» на случай переменного φ_* , включающий блок оценки скорости дрейфа a . Для описания предлагаемого алгоритма введем обозначения:

$$\bar{\Theta}_* = \begin{bmatrix} \Theta_{*0} \\ a \end{bmatrix}, \bar{x}_k = \begin{bmatrix} x_k \\ kx_k \end{bmatrix}, \bar{\Theta}_k = \begin{bmatrix} \Theta_k \\ a_k \end{bmatrix}, \quad (4)$$

где a_k – текущая оценка скорости дрейфа a . Модель реакции человека (3) для введенных обозначений принимает вид

$$y_k = \bar{\Theta}_*^T \bar{x}_k + \varphi_k, \quad (5)$$

а алгоритм оценивания параметров решения и скорости дрейфа решения можно записать в виде

$$\begin{cases} \Theta_{k+1} = \Theta_k - \gamma \frac{(\gamma_k - \Theta_k^T x_k - a_k^T x_k k)}{\|x_k\|^2 (1+k^2)} x_k, k = 1, 2, \dots \\ a_{k+1} = a_k - \gamma \frac{(\gamma_k - \Theta_k^T x_k - a_k^T x_k k)}{\|x_k\|^2 (1+k^2)} x_k k, k = 1, 2, \dots \end{cases} \quad (6)$$

Соотношения (7) применяются при нарушении неравенства

$$|y_k - \Theta_k^T x_k - a_k^T x_k k| < \Delta. \quad (7)$$

В противном случае, т.е. при выполнении (8) оценки не меняются:

$$\Theta_{k+1} = \Theta_k, a_{k+1} = a_k. \quad (8)$$

Величины $\gamma > 0, \Delta > 0$ являются параметрами алгоритма. Подбор параметров алгоритма выполнялся экспериментально.

Для принятия решения о том, какой управляющий сигнал следует отправить на объект управления, используются полученные от классификаторов матрицы ошибок E_1, E_2 и E_3 .

Для принятия решения об отправке соответствующего управляющего сигнала необходимо вычислить долю верно распознанных участков сигнала в общем числе сигналов для каждой матрицы ошибок.

Для задачи поворота инвалидного кресла влево или вправо $P_L(t_k) = e_{1,11}(t_k) / S$, и $P_R(t_k) = e_{1,22}(t_k) / S$, где $0 \leq P_L \leq 1$ – вероятность наступления события, состоящего в том, что система верно распознала сигнал поворота налево, $0 \leq P_R \leq 1$ – частота наступления события, состоящего в том, что система верно распознала сигнал поворота направо, S – число элементов сигнала в кадре. Тогда $\Delta P = P_L - P_R$. Если $\Delta P > P_1$, то сигнал управления y_i принимает значение 1, если $\Delta P < P_2$, то y_i принимает значение -1, что соответствует повороту влево и вправо соответственно, P_1 и P_2 – некоторые пороговые значения. Если ни одно из этих условий не выполняется (состояние неопределённости), то $y_i = 0$. В данной работе $P_1 = 0.2$ и $P_2 = -0.2$.

Для задачи движения инвалидного кресла вперёд $P_F(t_k) = e_{2,11}(t_k) / S$, где $0 \leq P_F \leq 1$ – вероятность наступления события, состоящего в том, что система

верно распознала сигнал движения вперёд. Если $P_F > P_3$, то сигнал управления u_i принимает значение 2. В данной работе $P_3 = 0.85$.

Для задачи остановки инвалидного кресла $P_S(t_k) = e_{3,11}(t_k) / S$, где $0 \leq P_S \leq 1$ – вероятность наступления события, состоящего в том, что система верно распознала сигнал остановки движения. Если $P_S > P_3$, то сигнал управления u_i принимает значение 3. В данной работе $P_4 = 0.8$.

В третьей главе работы описывается структура программной платформы и её компонентов. Для упрощения процесса исследований и проведения экспериментов была разработана специализированная программная платформа. На базе программной платформы также была реализована система управления, использованная при проведении экспериментов и разработан графический интерфейс специально для проведения экспериментов. Это ПО с множеством модулей, позволяющее эффективно и удобно проводить испытания, связанные с управлением инвалидным креслом при помощи активности мозга. Модульная архитектура позволяет достаточно быстро менять источники и способы обработки сигналов ЭЭГ и изменять их параметры. Графический интерфейс позволяет контролировать различные параметры эксперимента, например, тип и время проведения эксперимента, параметры сигналов ЭЭГ.

В четвёртой главе работы описывается процесс тестирования разработанной системы управления, приводится план проведения экспериментов и результаты экспериментальной проверки работоспособности системы.

В экспериментах испытуемый сидит в инвалидном кресле (MET COMPACT 15), снабженным устройством дистанционного управления, на него надет головной убор со встроенной электродной сеткой беспроводного электроэнцефалографа (NeoRecCAP, 21 отведение).

Целью проведения экспериментов была оценка эффективности выбранных подходов. И инвалидное кресло, и электроэнцефалограф подключены к устройству управления – ноутбуку. Для экспериментальной

проверки работоспособности разработанных моделей и алгоритмов всего было проведено более 40 экспериментов с пятью испытуемыми в общей сложности. От всех испытуемых было получено информированное согласие на участие в экспериментах.

Для оценки корректности решения задачи управления для каждого типа эксперимента также было введено понятие успешности распознавания $P = D / K$, где D – количество успешных эпох, K – общее количество эпох в сессии. Успешной эпоха считается в том случае, если инвалидное кресло двигалось в рамках этой эпохи в нужном направлении более чем 50% времени.

Первый тип эксперимента был направлен на тестирование поворота инвалидного кресла. Всё время эксперимента делится на несколько интервалов – эпох, длящихся по 6-10 секунд. Каждая эпоха начинается с подачи звукового сигнала, который говорит испытуемому, в какую сторону нужно повернуть кресло (влево или вправо). Задача испытуемого за каждую эпоху – попытаться представить себе движение левой или правой рукой (в зависимости от звукового сигнала) таким образом, чтобы инвалидное кресло повернулось влево или вправо соответственно.

На этапе принятия решения о повороте происходит сохранение ЭЭГ сигнала при удачных попытках управления (когда тип поданного звукового сигнала совпадает с классом распознанного воображаемого движения). Эти сохранённые отрезки сигнала ЭЭГ дополняют собой набор данных для обучения классификатора. Таким образом, возникает эффект адаптации алгоритма под конкретного испытуемого, позволяющий лучше распознавать его намерения.

Дообучение системы управления происходит через определённые промежутки времени, называемые сессиями. Один эксперимент длительностью 20-30 минут может состоять из 3-5 сессий и контрольного тестирования (валидации). Контрольное тестирование выполняется после окончания всех сессий сбора данных и дообучения системы.

Таким образом, каждое испытание проводилось по плану, описанному ранее. Одно испытание продолжительностью 27.5 минуты состояло из 4 сессий: первая и вторая сессии длились по 2.5 минуты, остальные две по 10 минут каждая. После этого выполнялось контрольное тестирование, состоящее в том, что испытуемый должен за 2.5 минуты выполнить поворот инвалидного кресла не менее 10 раз.

Испытания показали, что разработанный подход позволяет существенно повысить успешность распознавания воображаемых движений левой и правой рукой. За время испытания происходит адаптация как системы управления (классификатора), так и испытуемого. Таким образом, успешность распознавания в ходе испытания повысилась более, чем вдвое. На первой сессии успешность распознавания $P_{ER} \approx 0.4$ (40%), а во время контрольного тестирования – $P_{ER} \approx 0.9$ (90%).

Второй тип эксперимента – эксперимент с движением инвалидного кресла вперёд. В данном эксперименте задачей испытуемого было заставить инвалидное кресло двигаться вперёд с помощью воображаемых движений обеими руками одновременно. Движение начинается со стартовой позиции после длинного звукового сигнала. После короткого звукового сигнала испытуемый останавливается и самостоятельно возвращается на стартовую позицию, после чего процесс начинается заново. Весь эксперимент длится 7.5 минут – 15 эпох управления.

Таким образом, испытания показали, что разработанный метод обеспечивает приемлемую успешность распознавания воображаемых движений левой и правой рукой одновременно. Средняя успешность распознавания $P_{EF} \approx 0.66$ (66%).

Третий тип эксперимента – эксперимент с остановкой инвалидного кресла. В данном эксперименте задачей испытуемого была остановка инвалидного кресла с помощью воображения препятствия перед собой.

По умолчанию кресло двигалось вперёд по прямой, а испытуемый в определённый момент должен был представить препятствие и тем самым

спровоцировать остановку кресла. Этот момент был заранее обозначен. Затем испытуемый должен был вручную вернуться на стартовую позицию с помощью элементов управления, расположенных на инвалидном кресле, где процесс начинался заново. Весь эксперимент длится 6 минут – 20 эпох управления.

Таким образом, испытания показали, что разработанный метод обеспечивает хорошую успешность распознавания намерений остановить инвалидное кресло. Средняя успешность распознавания $P_{ES} \approx 0.8$ (80%).

Проведенные эксперименты показали, что помимо адаптации (обучения) системы управления инвалидным креслом в процессе эксперимента также происходит и адаптация (тренировка) испытуемого. Это означает, что чем дольше испытуемый пытается выполнять задачи управления с помощью активности своего головного мозга, тем чаще у него должно это получаться. И действительно, было замечено, что в течение одной сессии (т.е. в течение времени, когда параметры обучения неизменны) способность испытуемого совершать воображаемые движения так, чтобы получить правильную реакцию системы управления, растёт.

В заключении приведены основные результаты работы.

Публикации автора по теме диссертации

1. N. Babich and A. Fradkov, "Brain Controlled Wheelchair: System Description and Fuzzy Almost Nearest Neighbors Classification", 2024 Sixth International Conference Neurotechnologies and Neurointerfaces (CNN), Kaliningrad, Russian Federation, 2024, pp. 11-14, doi: 10.1109/CNN63506.2024.10705827.
2. N. Babbysh, "Computing brain rhythm indicators of EEG signal," 2021 5th Scientific School Dynamics of Complex Networks and their Applications (DCNA), Kaliningrad, Russian Federation, 2021, pp. 32-35, doi: 10.1109/DCNA53427.2021.9587284.
3. N. Babbysh, "Data classification using interferential neural network model," 2022 6th Scientific School Dynamics of Complex Networks and their Applications

(DCNA), Kaliningrad, Russian Federation, 2022, pp. 31-33, doi: 10.1109/DCNA56428.2022.9923199.

4. Бабич Н.А. Программная платформа для чтения, обработки и анализа данных ЭЭГ // Программная инженерия. 2023. №5. С.254–260.

5. Бабич Н.А., Фрадков А.Л. Управление поворотом транспортного средства на основе нейроинтерфейса. В сборнике: X Поляховские чтения. Материалы международной научной конференции по механике. Санкт-Петербург, 2024. С. 594-597.

6. Бабич Н.А., Фрадков А.Л. Трехпозиционное управление транспортным средством на основе нейроинтерфейса с применением машинного обучения. Информатика и автоматизация, 2025, №1, С. 5-29.