

А.Л. ФРАДКОВ, Н.А. БАБИЧ
**ТРЕХПОЗИЦИОННОЕ УПРАВЛЕНИЕ ТРАНСПОРТНЫМ
СРЕДСТВОМ НА ОСНОВЕ НЕЙРОИНТЕРФЕЙСА
С ПРИМЕНЕНИЕМ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ**

Фрадков А.Л., Бабич Н.А. Трехпозиционное управление транспортным средством на основе нейроинтерфейса с применением машинного обучения.

Аннотация. Интерфейс мозг-компьютер представляет собой сложную систему, позволяющую управлять внешними электронными устройствами с помощью активности головного мозга. Эта система включает в себя несколько элементов – устройство считывания сигналов активности головного мозга, аппаратно-программный комплекс, выполняющий обработку и анализ этих сигналов, а также объект управления. Основную сложность представляет разработка методов и алгоритмов, способных правильно распознавать и предсказывать намерения человека, который использует этот интерфейс, чтобы обеспечить решение задач управления. В данной работе описывается математическая постановка задачи управления транспортным средством и предложенная алгоритмическая структура разработанной системы управления. Описываются методы преобработки сигналов ЭЭГ, их анализа, принятия решений о выдаче сигнала управления, описывается структура программной реализации этих методов, а также результаты экспериментальной проверки работоспособности системы. Для классификации сигналов ЭЭГ используются методы машинного обучения. Предложен новый метод классификации в машинном обучении – метод нечетких почти ближайших соседей, являющийся модификацией классического метода k-ближайших соседей и снижающий зависимость решения от выбора параметра k. Алгоритмы обработки сигналов ЭЭГ и управления реализованы на языке программирования Python. В качестве объекта управления рассматривается инвалидное кресло с дистанционным управлением, а в качестве задачи управления – поворот кресла вправо или влево. Для экспериментальной проверки работоспособности разработанной модели и алгоритмов всего было проведено более 15 испытаний с 5 испытуемыми в общей сложности. Разработанный и описанный в данной статье подход и его программная реализация в ходе испытаний продемонстрировали эффективность в задачах управления поворотом инвалидного кресла. Также было уделено особое внимание ресурсоёмкости программной реализации. Методы и алгоритмы были реализованы с учётом требований, возникающих при выполнении вычислений на малопроизводительных устройствах с ограниченным количеством памяти.

Ключевые слова: нейроинтерфейс, управление, машинное обучение, ЭЭГ, активность мозга, KNN.

1. Введение. В последние годы в технике, медицине, биологии все чаще употребляется термин "интерфейс мозг-компьютер (ИМК)" или "нейроинтерфейс". Под нейроинтерфейсами понимаются технологии и устройства, позволяющие передавать информацию из мозга непосредственно на внешние устройства, в качестве которых могут выступать смартфон, компьютер, протез или транспортное средство, оснащенное электронной системой управления и любые другие электронные устройства [1 – 9].

Работоспособный нейроинтерфейс позволяет создавать различные приборы и устройства, управляемые "силой мысли", обучать компьютер диагностике состояния пациента или домашнего животного, облегчать связь с окружающим миром людей с ограниченными возможностями и т.д. Ниже будут рассматриваться только неинвазивные нейроинтерфейсы, не требующие хирургического вмешательства, которые предпочтительны по критериям удобства и безопасности. Обычно они основаны на измерении сигналов электроэнцефалографа (ЭЭГ).

Одной из интереснейших и важнейших задач для решения которых применяются нейроинтерфейсы, является управление оборудованием «силой мысли». Ее решение позволит расширить возможности реабилитации пациентов с нарушениями двигательного аппарата, улучшить качество робототехнических протезов, откроет новые возможности управления объектами, находящимися в труднодоступных и опасных областях и т.д. Современный подход к решению подобных задач состоит в создании программно-аппаратных комплексов, позволяющих измерять и обрабатывать сигналы электроэнцефалограммы (ЭЭГ) в режиме реального времени [1, 2]. Такие комплексы должны позволять производить предобработку сигналов ЭЭГ с целью снижения уровня шума и удаления артефактов, выделять информативные признаки, фиксировать и классифицировать намерения человека совершать то или иное движение. Результаты классификации передаются на исполнительные устройства, подключенные к оборудованию или транспортным средствам, что при правильной работе всего комплекса позволяет совершить задуманное движение.

Ниже описывается постановка задачи управления оборудованием на основе нейроинтерфейса – системы, осуществляющей взаимодействие мозга человека с компьютером.

Характерной отличительной особенностью рассматриваемой задачи является трехпозиционность управления: на каждом шаге регулятор принимает одно из трех возможных решений (влево-стоп-вправо, вперед-стоп-назад и т.п.). Подобный выбор множества управленческих решений позволяет существенно упростить реализацию системы в условиях неопределенности. Построение алгоритмической структуры системы является одним из основных результатов работы. Другим научным результатом является новый алгоритм классификации в машинном обучении, являющийся модификацией классического метода ближайших соседей.

Опишем структуру данной работы. Обзору основных существующих публикаций по управлению транспортными средствами на основе нейроинтерфейса в России и за рубежом посвящен раздел 2. В разделе 3 описываются технические и программные средства предлагаемого нейроинтерфейса и общий алгоритм взаимодействия узлов установки при работе, описывается структура одного из разработанных комплексов, применимых к управлению роботизированными устройствами, в том числе инвалидными робоколясками. Постановка задачи сбора информации с нейроинтерфейса дается в разделе 4. В разделах 5 и 6 описываются алгоритмические средства предобработки сигналов ЭЭГ, алгоритмы формирования признаков и классификации намерений испытуемого совершить движение на основе машинного обучения, алгоритм выдачи управляющего воздействия. Основной научный результат работы – модифицированный метод ближайших соседей – представлен в разделе 7. В разделах 8 и 9 описываются методика и результаты проведения экспериментов по проверке работоспособности подхода в задаче управления поворотом инвалидной коляски.

2. Работы по управлению мехатронными и робототехническими системами на основе неинвазивных нейроинтерфейсов. В литературе описан целый ряд разработок неинвазивных нейроинтерфейсов для управления мехатронными и робототехническими системами. В течение нескольких лет ведутся разработки в СПб ФИЦ РАН (СПИИРАН) совместно с СПбПУ Петра Великого [4 – 6]. В работе [4] предложена классификация электроэнцефалографических паттернов воображаемых движений пальцами руки. В работе [5] описан новый подход к классификации пространственно-временных паттернов активности мозга на основе нейроморфных нейронных сетей. В [6] рассматриваются вопросы применения интерфейсов мозг-компьютер в ассистивных технологиях. Описываются и сравниваются классификаторы, основанные на методе опорных векторов, искусственных нейронных сетях и римановой геометрии.

Известны результаты по управлению мобильным роботом ScEdBo (school educational robot) и мехатронной рукой, разработанными в STEM-центре ТУСУРа [7]. В [7] приведен также обзор существующих на потребительском рынке нейроинтерфейсов.

В работе [8] предложено устройство, реализованное на платформе аналого-цифрового регистратора типа Arduino Mega 2560. Устройство позволяет распознавать ЭЭГ-сигналы мозговой активности и вырабатывать сигналы для управления

роботизированными механизмами типа бионические протезы, роботизированные инвалидные коляски, экзоскелеты и др. Принципы построения нейроуправляемого автомобиля для мобилизации людей с двигательным дефицитом – нейромобили описаны в [9].

Множество публикаций по нейроинтерфейсам появилось за рубежом, начиная с начала 2000-х годов. Опубликован целый ряд обзоров таких публикаций, в том числе посвященных нейроинтерфейсам на основе ЭЭГ [10 – 12].

Многие работы посвящены применению нейроинтерфейсов в медицине. Рассматривались возможности применения нейроинтерфейсов к реабилитации пациентов с поражением головного мозга после инсульта [13], при параличе нижних конечностей [14], в психиатрии [15]. Целый ряд исследований, в том числе экспериментальных исследований, посвящено использованию нейроинтерфейсов для управления инвалидными колясками, обзоры [16, 17], где упомянуто более 40 работ, опубликованных, начиная с 2005 года. В ряде работ, например, [18, 19], проводится сравнение решений, основанных на использовании для классификации различных известных алгоритмов машинного обучения. Делается вывод, что для классификации сигналов ЭЭГ наилучшие результаты дают метод k ближайших соседей (k NN) и метод опорных векторов (SVM). Однако публикаций в российских источниках, где были бы описаны экспериментальные результаты по управлению инвалидными колясками на основе нейроинтерфейсов авторам найти не удалось. Исключение составляют разработки, в которых используются дополнительно, измерения движений глаз человека, т.е. использующих, фактически, интерфейс «мозг-глаз-компьютер» [20].

Разработка подходов к созданию программно-аппаратных комплексов на основе неинвазивных нейроинтерфейсов уже несколько лет ведется в ИПМаш РАН [21 – 24]. Совместно с Институтом мозга человека РАН (ИМЧ РАН) разработаны подходы к использованию сигналов ЭЭГ для ранней диагностики шизофрении в психиатрии [22]. Совместно с кафедрой высшей нервной деятельности и психофизиологии СПбГУ разработаны подходы к исследованию самоиницированных движений на основе вызванных потенциалов [23].

Значительный интерес представляет использование для управления с нейроинтерфейсами сигналов так называемой нейрообратной связи (НОС или ЭЭГ-БОС), позволяющей головному мозгу регулировать параметры своей электрической активности

на основе информации об успехе или неудаче текущих решений, поступающей из внешнего мира непосредственно через органы чувств. В контуре НОС используются данные ЭЭГ, отражающие изменение потенциала электрического поля на поверхности головы (скальпе) испытуемого. После предобработки данных ЭЭГ производится их классификация методами машинного обучения, на основе которой вырабатывается управляющее воздействие для реализации соответствующего движения робота или мехатронного устройства. Информация об успехе или неудаче реализации намерений (решений) позволяет испытуемому скорректировать свою мозговую активность и адаптироваться к условиям эксперимента. Альтернативная реализация принципа НОС состоит в том, что результаты мозговой активности предъявляются испытуемому в виде, например, визуального стимула (высоты столбика на экране, яркости экрана) с заданием изменять эти параметры в желательном направлении. В такой парадигме испытуемый, сосредотачиваясь на сигнале НОС, старается запомнить связь между параметром и своим состоянием. Параметры ЭЭГ и локализация электродов, образующие протокол НОС, выбираются в зависимости от задачи. Подход к реализации НОС на основе адаптивной модели активности головного мозга предложен в [24]. Возможности адаптивных моделей нейрональной активности на основе сетей нейронов ФитцХью-Нагумо исследованы в [25]. Проблема формирования сигнала нейророботической связи является достаточно сложной, т.к. на данный момент не существует чётких правил предъявления стимула, которых надо придерживаться, чтобы помочь испытуемому наиболее эффективно (например, с точки зрения затраченного времени) справиться с задачей.

3. Задачи управления оборудованием на основе нейроинтерфейса. Технические средства используемого нами нейроинтерфейса включают стандартный медицинский электроэнцефалограф, доступный из имеющихся в продаже. Кроме того, используются стандартные средства связи роботизированного оборудования с компьютером (ноутбуком) по каналу Wi-Fi или Bluetooth (например, реализованные в контроллере конструктора ТРИК) и специально разработанный интерфейсный блок для инвалидного кресла. На рисунке 1 схематически показан процесс взаимодействия между компонентами системы управления и другими блоками.

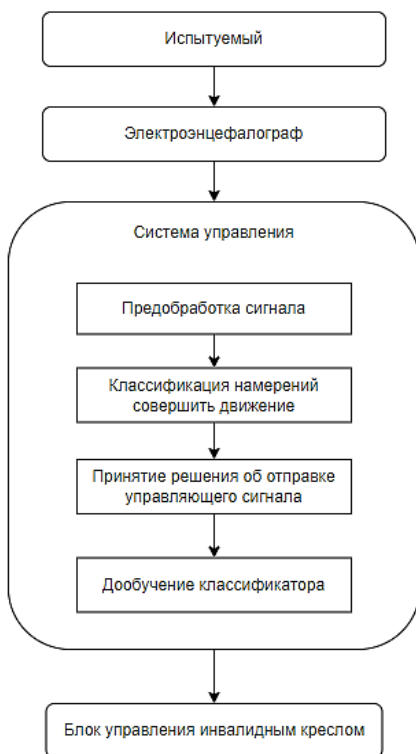


Рис. 1. Схематическое изображение взаимодействия составляющих частей системы

Электронцефалограф регистрирует активность мозга испытуемого и отправляет сигналы ЭЭГ на систему управления, там сигналы проходят через предобработку, классификацию, затем принимается решение о подаче управляющего сигнала на блок управления инвалидным креслом. При необходимости происходит дообучение классификатора.

Далее описаны математические постановки основных задач, решаемых системой: задач сбора информации, предобработки измерений, классификации намерений совершить движение и принятия решения об отправке управляющего сигнала. Описаны применяемые алгоритмы и программы, приводится типовой план экспериментов. В качестве примера приводится описание и результаты одной серии экспериментов.

4. Постановка задачи сбора информации с нейроинтерфейса.

Опишем математическую постановку задачи управления оборудованием на основе нейроинтерфейса. Пусть $X(t)$, $t > 0$ – векторный сигнал ЭЭГ, а $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}$, где $i=1, \dots, M$ – последовательные результаты измерений сигнала с i -го канала (отведения) электроэнцефалографа (измеряются на самом деле разности потенциалов между текущим и некоторым референтным электродом). Величины $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}$ относятся к моментам времени $t_{01}, t_{02}, \dots, t_{0N}$, где $t_{0j} = t_0 + j\Delta t$, через t_0 обозначено время начала сбора данных, Δt – шаг сбора данных (sampling interval) $j=1, \dots, N$. Обычно $t_0=0$, $\Delta t = T/N$, где T – величина интервала сбора данных (кадра). Результаты измерений сигнала в следующем кадре обозначаются через $x_{i,N+1}, x_{i,N+2}, \dots, x_{i,2N}$ и т.д. Время начала k -го кадра обозначается через t_k , так, что $t_{kj} = t_k + j\Delta t$ – моменты измерений в k -м кадре.

Размер кадра T определяется, исходя из того, что, с одной стороны, число отсчетов в кадре должно быть не менее 500-1000, чтобы уменьшить погрешность статистических оценок. С другой стороны, размер кадра T не должен быть большим, чтобы не вносить больших запаздываний в контур управления. В нашей работе было выбрано $T=2c$, $N=500$, $\Delta t=4mc=0.004 c$. Близкая модель, основанная на анализе вызванных потенциалов Р300, описана в [26].

5. Предобработка измерений. 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 [24, 25], а также вследствие собственных экспериментов – такой диапазон позволял получить лучшие результаты.

К фильтру предъявляется условие гладкости амплитудно-частотной характеристики (АЧХ). В качестве фильтра был выбран фильтр Баттерворта, т.к. его АЧХ максимально гладкая на частотах полосы пропускания и снижается практически до нуля на частотах полосы подавления. В общем случае фильтр 2-го порядка описывается следующим уравнением [27, 28]:

$$Y(t_{kj}, j) = b_0X(t_{kj}) + b_1X(t_{kj-1}) + b_2X(t_{kj-2}) + a_1Y(t_{kj-1}) + a_2Y(t_{kj-2}), \quad (1)$$

где $X(t_{kj})$ – входные данные, $Y(t_{kj})$ – выходные данные, a и b – весовые коэффициенты фильтра, $j=1,2,\dots,N$ – номер отсчета в кадре, $t_{kj}=t_k+j\Delta t$. В промежутках между отсчетами считаем выходной сигнал фильтра постоянным: $g(t)=g(t_{kj})$ при $t_{kj-1}<t<t_{kj}$. Начальные условия фильтра задаются нулевыми.

6. Классификация намерений совершить движение. За этапом предобработки следует этап анализа (классификации) измеряемых сигналов и выдачи управляющих сигналов. Он начинается с подачи звукового или светового сигнала, сообщающего испытуемому, в какую сторону он должен повернуть транспортное средство: влево или вправо. В наших экспериментах использовались звуковые сигналы. Повороту влево соответствовал короткий звуковой сигнал (0.5 с), а повороту вправо – длинный (2 с). Производится анализ полученного предобработанного сигнала ЭЭГ $g(t)$ и определение в каждый момент времени значения вектора признаков, используемых далее для обучения системы и распознавания намерения испытуемого.

Следующий этап – обучение системы с целью определения принадлежности текущего значения вектора признаков к одному из двух классов, соответствующих намерениям совершить движение влево или вправо. Этап обучения включает обработку сигналов нескольких кадров (эпохи) и длится до подачи следующего звукового сигнала. Для классификации может использоваться один из известных алгоритмов машинного обучения (SVM, KNN, RF и др.) [29 – 32]. Если эпоха содержит S кадров, то в ней содержится SN измерений.

Часто классифицирующая функция строится как линейная, что соответствует разделению классов гиперплоскостью. Однако во многих практических задачах классы не являются линейно разделимыми и решение задачи усложняется. В нашей работе в качестве классификатора использовался стандартный метод k -ближайших соседей, а также его модификация, так называемый «метод нечетких почти ближайших соседей», который будет описан в следующем разделе.

В конце каждой эпохи, завершающейся подачей нового звукового сигнала, проводится анализ обученной системы. А именно, по значению $H(t_k, g)$, вычисляется матрица ошибок $E(t_k)=||e_{ab}(t_k)||$, $a,b=1,2$ предсказания того, к какому классу относится сигнал. Вычисления проводятся следующим образом: элементы матрицы $E(t_k)$, расположенные на главной диагонали, равны числу правильно классифицированных значений сигнала $g(t)$ за предыдущую эпоху, т.е.

при $t_{k-5} < t < t_k$. Иначе говоря, $e_{11}(t_k)$ – число верно распознанных испытуемым поворотов налево, а $e_{22}(t_k)$ – число верно распознанных испытуемым поворотов направо. Соответственно, $e_{12}(t_k)$ и $e_{21}(t_k)$ – количества неверно распознанных поворотов.

Полученная матрица ошибок E используется для принятия решения о том, какой управляющий сигнал следует отправить на объект управления на следующем этапе. Для принятия решения необходимо вычислить доли верно распознанных сигналов (кадров) в общем числе сигналов: $P_L(t_k) = e_{11}(t_k) / S$, и $P_R(t_k) = e_{22}(t_k) / S$, где $0 \leq P_L \leq 1$ – частота 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 кадров в предыдущей эпохе.

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, $P_1 P_2$ – некоторые пороговые значения. Если ни одно из этих условий не выполняется (состояние неопределённости), то $y_i = 0$. В нашей работе $P_1 = 0.2$ и $P_2 = -0.2$.

7. Метод ближайших соседей и его модификация. Напомним, что в стандартном методе ближайших соседей (kNN) из выборки S кадров формируется массив (выборка) из SN M -мерных векторов $x_i \in R^M$, $i=1, \dots, SN$, где N – число измерений в кадре (в нашем случае $N=500$). Среди них могут быть векторы из класса А (поворот налево) и из класса В (поворот направо). При появлении нового (тестового) вектора u вычисляются расстояния от u до всех остальных векторов выборки и выбираются k ближайших к u векторов. Для удобства распознавания k берется нечетным. Считается, что вектор u принадлежит классу А, если число векторов x_i из класса А среди ближайших к нему больше, чем число векторов из класса В. В противном случае считается, что вектор u принадлежит классу В. Обычно рекомендуется брать $3 < k < 11$.

Достоинством метода kNN является его простота, а недостатками – большой объем вычислений, выполняемых нерекуррентно и зависимость результатов от выбора числа k . Метод может быть очень чувствителен к выбору k . Например, при выборе $k=9$, если среди ближайших соседей есть пять векторов из класса А и четыре вектора из класса В, то тестовый вектор будет отнесен к классу А. Однако, если увеличить число k до $k=11$ и оба из несколько более далеких дополнительных векторов окажутся принадлежащими классу В, то и тестовый вектор будет отнесен к классу В.

Также достоинством метода kNN является и то, что он не требует делимости классов А и В гиперплоскостью или какой-то другой простой поверхностью. Важно, что в задачах распознавания сигналов ЭЭГ предположение о делимости классов, по-видимому, несправедливо и поэтому в экспериментах по анализу ЭЭГ метод kNN зачастую дает более высокий процент верно распознанных тестовых векторов. Эта закономерность подтверждается и в наших экспериментах, что обуславливает выбор метода kNN для дальнейших исследований.

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

$$d_i(x) = R((\|x - x_i\| - R_k)_+ / f), \quad (2)$$

где R_k, f – параметры алгоритма (положительные числа), $(\cdot)_+$ – 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 $d_i(y)$ (2). Очевидно, веса ближайших соседей равны 1, а веса векторов, расположенных от тестового вектора на

расстоянии больше, чем $R_k + f$ равны нулю. Т.е. достаточно вычислять веса векторов, расположенных от тестового вектора на расстоянии от R_k до $R_k + f$. Наконец, сравниваются суммы весов векторов из класса А и из класса В. Тестовый вектор относится к тому классу, сумма весов которого больше.

Таким образом, по сравнению с методом kNN в предлагаемом методе кроме соседей учитываются «почти соседи» – векторы обучающей выборки, находящиеся от тестового вектора на расстоянии, не более, чем на величину f превышающем радиус шара, описанного вокруг множества ближайших соседей. При этом вес, с которым учитываются «почти соседи» тем меньше, чем дальше от этого шара они находятся. Если параметр нечеткости f настолько мал, что множество «почти соседей» пусто, то модифицированный метод совпадает с методом kNN. Метод можно назвать методом «нечетких почти ближайших соседей» (Fuzzy Almost Nearest Neighbors – FANN). Описанная модификация легко обобщается на случай распознавания нескольких (более, чем двух) классов.

Следует отметить, что имеется достаточно много публикаций, описывающих «нечеткие» расширения метода kNN [33, 34, 35]. Однако большинство из них, вслед за пионерской работой [33] (имеющей более 3000 цитирований в Google Scholar) основаны на введении нечеткого отношения принадлежности точки к классу, т.е. на нечеткой классификации. Функция принадлежности строится эвристически как функция расстояний векторов выборки до тестового вектора. В предлагаемом алгоритме классификация остается четкой и принимаемое решение совпадает с методом kNN при малой степени вводимой нечеткости. Таким образом можно реализовать плавный переход от метода kNN к новому методу, что позволяет обеспечить преемственность подходов.

Одним из достоинств метода FANN по сравнению с классическим kNN является то, что FANN менее требователен к выбору значения числа k и практически во всех случаях обеспечивает максимальную точность классификации. Сравнение точности классификации для методов kNN и FANN для разных значений k представлено на рисунке 2.

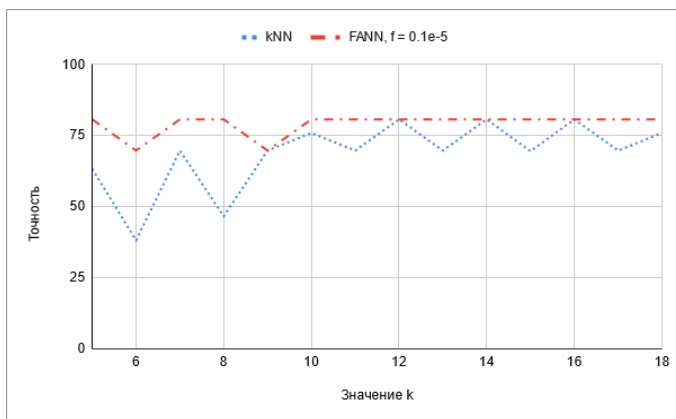


Рис. 2. Сравнение точности классификации для разных значений k для методов kNN и FANN

Совокупность алгоритмов сбора и предобработки сигналов ЭЭГ, отбора признаков и классификации сигналов была реализована в виде программной платформы [36]. Программная платформа содержит набор средств для автоматизированной обработки сигналов ЭЭГ и их анализа, в том числе методами машинного обучения. Платформа имеет гибкую архитектуру и состоит из модулей, что позволяет применять её при исследовании данных ЭЭГ для различных целей. Данные могут быть получены как из файлов, так и напрямую от электроэнцефалографа в режиме реального времени. Графический интерфейс предоставляет удобный способ конфигурирования модулей платформы. Рассматриваемая платформа предоставляет открытый для пользователя программный интерфейс взаимодействия. Это позволяет использовать платформу как библиотеку для построения собственных приложений для работы с данными ЭЭГ. Это обстоятельство особенно полезно, например, на этапе, прототипирования нового устройства, выполняющего роль управляющего блока в некоторой системе, использующей данные с электроэнцефалографа. Разработчику достаточно импортировать настройки окружения, реализовать связь с источником данных и объектом управления.

8. Постановка эксперимента. Целью проведения экспериментов была оценка эффективности выбранного подхода. В эксперименте испытуемый сидит в инвалидном кресле, снабженном устройством дистанционного управления, на него надета электродная шапочка беспроводного электроэнцефалографа.

В экспериментах использовалось инвалидное кресло MET COMPACT 15. Кресло оборудовано пультом управления и блоком дистанционного управления, поддерживающим отправку команд по Wi-Fi согласно протокола управления двигателем.

В экспериментах также использовался беспроводной электроэнцефалограф NeoRecCAP [37], который имеет 21 отведение, т.е. $M = 21$. NeoRecCAP может записывать ЭЭГ, метки событий от ИК-триггеров и акселерометра в файлы различных форматов (EDF+ 16 bit, BDF+ 24 bit, GDF 32 bit и т.д.) или передавать эти данные в LSL-поток (Lab Streaming Layer) для анализа сторонним программным обеспечением. NeoRecCAP может применяться для обучения, научных исследований и разработок в области ЭЭГ и нейромашинных интерфейсов. На рисунке 3 схематично показано расположение электродов электроэнцефалографа на поверхности головы (стандартная система 10/20).

И инвалидное кресло, и электроэнцефалограф подключены к устройству управления – ноутбуку.

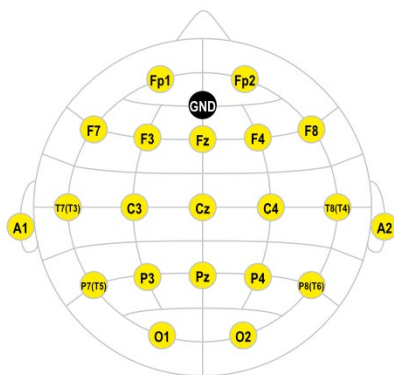


Рис. 3. Схематичное изображение положения электродов на поверхности головы испытуемого (система 10/20)

Все 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.

Таким образом, эксперимент состоит из нескольких этапов: подача звукового сигнала, который говорит испытуемому, в какую сторону нужно повернуть; реакция испытуемого; обработка и анализ сигнала на устройстве управления; принятие решения и выдача управляющего сигнала на объект управления (инвалидное кресло). Схематически этот процесс показан на рисунке 4.

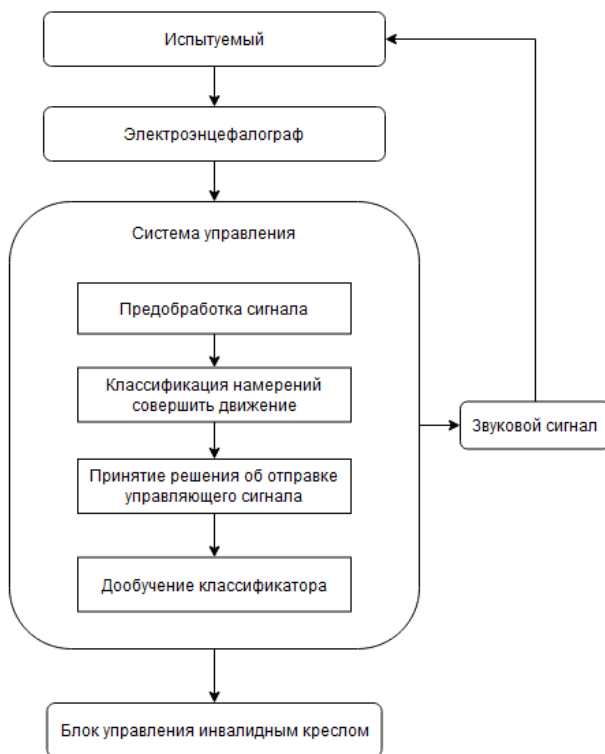


Рис. 4. Схематическое изображение взаимодействия составляющих частей системы в экспериментах

Алгоритм управления был реализован на языке программирования Python. 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 датасет 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.

Для оценки корректности работы системы в целом также было введено понятие общей точности 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.

9. Результаты. Для экспериментальной проверки работоспособности разработанной модели и алгоритмов всего было проведено более 15 экспериментов с пятью испытуемыми в общей сложности. От всех испытуемых было получено информированное согласие на участие в экспериментах. На рисунке 5 показано инвалидное кресло, в котором сидит испытуемый.



Рис. 5. Фотография испытуемого, сидящего в инвалидном кресле во время проведения испытаний

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 точность распознавания воображаемых движений. За время испытания происходит адаптация как системы управления (классификатора), так и испытуемого. На рисунке 6 показан график изменения точности распознавания во время первой сессии, а на рисунке 7 – график изменения точности распознавания во время контрольного тестирования.

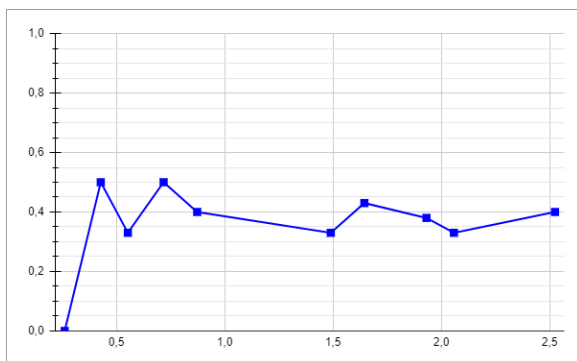


Рис. 6. График изменения точности распознавания (вертикальная ось) во времени (горизонтальная ось, минуты) на первой сессии

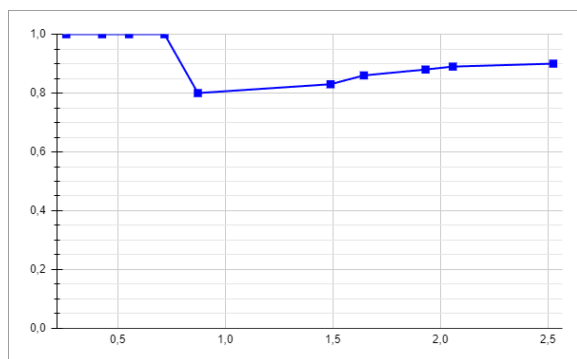


Рис. 7. График изменения точности распознавания (вертикальная ось) во времени (горизонтальная ось, минуты) в процессе контрольного тестирования

Таким образом, сравнивая рисунки 6 и 7 можно отметить, что точность распознавания в ходе испытания повысилась более, чем вдвое. На первой сессии точность распознавания $P \approx 0.4$ (40%), а во время контрольного тестирования – $P \approx 0.9$ (90%).

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 (и, соответственно, поворот инвалидного кресла в нужную сторону), растёт. Это выражается в том, что значение P возрастает в течение сессии.

Заключение. Разработанный и описанный в данной статье подход и его программная реализация в ходе испытаний продемонстрировали эффективность в задачах управления поворотом инвалидного кресла. В процессе контрольного тестирования люди, участвовавшие в экспериментах, демонстрировали способность выполнять поворот инвалидного кресла вправо и влево с точностью ~90%, что не уступает результатам других известных работ и представляется неплохим результатом для первой обкатки подхода. Предложенная в данной работе модификация классического метода к ближайших соседей, как показано, снижает требования к производительности бортового компьютера кресла и упрощает подбор параметров алгоритма классификации.

Реализованный программный комплекс позволяет автоматизировать процесс обучения системы управления, что упрощает практическое применение подхода в системах управления движением транспортного средства. Этот процесс не требует привлечения специалистов и может быть выполнен самим испытуемым. При этом ноутбук, на котором реализована система, для удобства испытуемого может быть расположен на самом транспортном средстве.

Также было уделено особое внимание ресурсоёмкости программной реализации. Методы и алгоритмы были реализованы с учётом требований, возникающих при их выполнении на низкопроизводительных устройствах с ограниченным объемом

памяти. Программная реализация может быть адаптирована для выполнения на, например, микропроцессорных устройствах Orange Pi 3B [38] без существенной потери скорости обработки сигналов ЭЭГ. Этот микрокомпьютер может иметь до 8 гигабайт оперативной памяти, позволяет выполнять многопоточную обработку данных на 4 процессорных ядрах, при этом имеет умеренное энергопотребление (порядка 6 Вт при максимальной нагрузке), а также небольшие габариты.

Таким образом, предложенный подход к управлению поворотом транспортного средства на основе нейроинтерфейса показал свою перспективность.

Дальнейшие исследования будут направлены на повышение точности распознавания и реализацию задач управления дополнительными типами движения (например, движением вперед и торможением). Представляет интерес также математическое моделирование и исследование процессов обучения и адаптации как системы управления движением, так и самих испытуемых. Перспективным подходом к совершенствованию подобных процессов представляется использование метода рекуррентных целевых неравенств и адаптивных математических моделей нейронов (модели ФитцХью-Нагумо, Хиндмарша-Роуза и т.п) и моделей биологических нейронных сетей, построенных на их основе. Некоторые результаты в этих направлениях были получены недавно в ИПМаш РАН [22, 39].

Литература

1. Левицкая О.С., Лебедев М.А. Интерфейс мозг–компьютер: будущее в настоящем // Вестник РГМУ. 2016. № 2. С. 4–16.
 2. Каплин А.Я., Кочетова А.Г., Шишкин С.Л., Басюл И.А., Ганин И.П., Васильев А.Н., Либуркина С.П. Экспериментально-теоретические основания и практические реализации технологии «интерфейс мозг-компьютер» // Бюллетень сибирской медицины. 2013. № 12(2). С. 21–29.
 3. Лунев Д.В., Полетыкин С.К., Кудрявцев Д.О. Нейроинтерфейсы: обзор технологий и современные решения // Современные инновации, системы и технологии. 2022. № 2(3). С. 117–126.
 4. Станкевич Л.А., Сонькин К.М., Нагорнова Ж.В., Хоменко Ю.Г., Шемякина Н.В. Классификация электроэнцефалографических паттернов вообразаемых движений пальцами руки для разработки интерфейса мозг-компьютер // Труды СПИИРАН. 2015. Т. 3(40). С. 163–182.
 5. Гунделах Ф.В., Станкевич Л.А. Классификация пространственно-временных паттернов на основе нейроморфных сетей // Информатика и автоматизация. 2024. Т. 23. № 3. С. 886–908.
 6. Гунделах Ф.В., Станкевич Л.А., Сонькин К.М., Нагорнова Ж.В., Шемякина Н.В. Применение интерфейсов «мозг-компьютер» в ассистивных технологиях // Труды СПИИРАН. 2020. Т. 19. № 2. С. 277–301.
 7. Лобода Ю.О., Функ А.В., Гасымов З.А., Рачкован О.А. Управление мехатронными системами нейроинтерфейсом // XIII Международная научно-
- 22 Информатика и автоматизация. 2025. Том 24 № 1. ISSN 2713-3192 (печ.)
ISSN 2713-3206 (онлайн) www.ia.spcras.ru

- практическая конференция «Электронные средства и системы управления», посвященная 55-летию ТУСУРа (г. Томск, 29 ноября – 1 декабря 2017 г.). 2017. С. 143–146.
8. Бодин О.Н., Солодимова Г.А., Спиркин А.Н. Нейроинтерфейс для управления роботизированными устройствами // Измерение. Мониторинг. Управление. Контроль. 2019. № 4(30). С. 70–76.
 9. Мионов В.И., Лобов С.А., Крылова Н.П., Гордлеева С.Ю., Каплан А.Я., Буйлова Т.В., Бахшиев А.В., Щуровский Д.В., Вагнер В.О., Кастальский И.А., Ли А.Н., Казанцев В.Б. Разработка нейроуправляемого автомобиля для мобилизации людей с двигательным дефицитом – нейромобиля // Современные технологии в медицине (CTM). 2018. Т. 10. № 4. С. 49–56.
 10. Rashid Mamunur, Sulaiman Norizam, P.P. Abdul Majeed Anwar, Musa Rabi Muazu, Ab. Nasir Ahmad Fakhri, Bari Bifta Sama, Khatun Sabira. Current Status, Challenges, and Possible Solutions of EEG-Based Brain-Computer Interface: A Comprehensive Review. *Frontiers in Neurorobotics*. 2020. vol. 14. DOI: 10.3389/fnbot.2020.00025.
 11. Varbu K., Muhammad N., Muhammad Y. Past, Present, and Future of EEG-Based BCI Applications. *Sensors*. 2022. vol. 22. no. 9. DOI: 10.3390/s22093331.
 12. Yadav H., Maini S. Electroencephalogram based brain-computer interface: Applications, challenges, and opportunities. *Multimedia Tools and Applications*. 2023. vol. 82. pp. 47003–47047.
 13. Сазонова Н.Н., Дегтярев С.В., Сазонова Е.С. Аппаратно-программный комплекс на основе нейроинтерфейса и vt-технологии в системе реабилитации пациентов с поражением головного мозга после инсульта // Информационные технологии в управлении, автоматизации и мехатронике: Сборник научных статей 4-й Международной научно-технической конференции (г. Курск, 7 апреля 2022 г.). 2022. С. 180–183.
 14. Боброва Е.В., Решетникова В.В., Вершинина Е.А., Гришин А.А., Исаев М.Р., Бобров П.Д., Герасименко Ю.П. Оценка эффективности управления мозг-компьютерным интерфейсом при обучении воображению движений верхних и нижних конечностей // Журнал высшей нервной деятельности им. И.П. Павлова. 2023. Т. 73. № 1. С. 52–61.
 15. Каплан А.Я. Некоторые теоретические и практические основания к реализации нейроинтерфейсных технологий в психиатрии // Психическое здоровье человека и общества. Актуальные междисциплинарные проблемы. Научно-практическая конференция (г. Москва, 30 октября 2017 г.). Москва: КДУ, 2018. С. 366–372.
 16. Wang H., Yan F., Xu T., Yin H., Chen P., Yue H., Chen C., Zhang H., Xu L., He Y., Bezerianos A. Brain-Controlled Wheelchair Review: From Wet Electrode to Dry Electrode, From Single Modal to Hybrid Modal, From Synchronous to Asynchronous. *IEEE Access*. 2021. vol. 9. pp. 55920–55938.
 17. Fernandez-Rodriguez A., Velasco-Alvarez F., Ron-Angevin R. Review of real brain-controlled wheelchairs. *Journal of neural engineering*. 2016. vol. 13. no. 6. DOI: 10.1088/1741-2560/13/6/061001.
 18. Sha’abani M.N.A.H., Fuad N., Jamal N., Ismail M.F. kNN and SVM Classification for EEG: A Review. *Lecture Notes in Electrical Engineering*. Springer, Singapore. 2020. vol. 632. pp. 555–565.
 19. Palumbo A., Gramigna V., Calabrese B., Ielpo N. Motor-Imagery EEG-Based BCIs in Wheelchair Movement and Control: A Systematic Literature Review. *Sensors* 2021. vol. 21. no. 18. DOI: 10.3390/s21186285.
 20. Яшин А.С., Васильев А.Н., Шишкин С.Л. Чем квазидвижения полезны для изучения произвольных движений? Взгляд со стороны нейронаук, психологии и философии. *Гены и Клетки*. 2023. Т. 18. № 4. С. 649–652.

21. Babbysh N. Computing brain rhythm indicators of EEG signal. 5th Scientific School Dynamics of Complex Networks and their Applications (DCNA), Kaliningrad, Russian Federation. IEEE, 2021. pp. 32–35.
22. Shanarova N., Pronina M., Lipkovich M., Ponomarev V., Müller A., Kropotov J. Application of Machine Learning to Diagnostics of Schizophrenia Patients Based on Event-Related Potentials. *Diagnostics*. 2023. vol. 13. no. 3. DOI: 10.3390/diagnostics13030509.
23. Lipkovich M., Knyazeva V., Aleksandrov A., Shanarova N., Sagatdinov A., Fradkov A. Evoked Potentials Detection During Self-Initiated Movements Using Machine Learning Approach. 2023 Fifth International Conference on Neurotechnologies and Neurointerfaces (CNN). Kaliningrad, Russian Federation, 2023. pp. 47–50.
24. Овод И.В., Осадчий А.Е., Пупышев А.А., Фрадков А.Л. Формирование нейророботической связи на основе адаптивной модели активности головного мозга // *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*. 2012. № 2. С. 36–41.
25. Rybalko A., Fradkov A. Identification of Two-Neuron FitzHugh-Nagumo Model Based on the Speed-Gradient and Filtering. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*. 2023. vol. 33. no. 8. DOI: 10.1063/5.0159132.
26. Обухов С.А., Степанов В.П., Рудаков И.В. Математическая модель нейророботического интерфейса на основе анализа вызванных потенциалов Р300 // *Вестник РГГУ. Серия: Информатика. Информационная безопасность. Математика*. 2021. № 2. С. 48–67.
27. Chen Z, Wang Y, Song Z. Classification of Motor Imagery Electroencephalography Signals Based on Image Processing Method. *Sensors (Basel)*. 2021. vol. 21(14). DOI: 10.3390/s21144646.
28. Lun X., Liu J., Zhang Y., Hao Z., Hou Y., A Motor Imagery Signals Classification Method via the Difference of EEG Signals Between Left and Right Hemispheric Electrodes. *Frontiers in Neuroscience*. 2022. vol. 16. DOI: 10.3389/fnins.2022.865594.
29. Васильев В.П., Муро Э.Л., Смольский С.М. Основы теории и расчета цифровых фильтров: учебное пособие, 2-изд., стер. // М.: НИЦ ИНФРА-М. 2024. 272 с.
30. Hussin S.F., Birasamy G., Hamid Z. Design of Butterworth Band-Pass Filter // *Politeknik and Kolej Komuniti Journal of Engineering and Technology*. 2016. vol. 1. no. 1. pp. 32–46.
31. Haykin S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation Second Edition*. 2019. 1104 p.
32. Mohri M., Rostamizadeh A., Talwalkar A. *Foundations of Machine Learning*. The MIT Press. 2012. 504 p.
33. 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.
34. Keller J.M., Gray M.R., Givens J.A. A fuzzy K-nearest neighbor algorithm // *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1985. vol. 15. no. 4. pp. 580–585.
35. Kumbure M.M., Luukka P. A generalized fuzzy k-nearest neighbor regression model based on Minkowski distance // *Granular Computing*. 2022. vol. 7. pp. 657–671.
36. Бабич Н.А. Программная платформа для чтения, обработки и анализа данных ЭЭГ // *Программная инженерия*. 2023. № 5. С. 254–260.
37. Официальная страница электроэнцефалографа NeoRecCAP. URL: <https://mks.ru/product/neo-rec-cap/> (дата обращения: 10.04.2024).
38. Официальная страница процессорного модуля Orange-Pi-3B. URL: <http://www.orange-pi.org/html/hardware/computer-and-microcontrollers/details/Orange-Pi-3B.html> (дата обращения: 03.05.2024).

39. Kovalchukov A. Approximate Hindmarsh-Rose model identification: application to EEG data // 7th Scientific School on Dynamics of Complex Networks and their Applications (DCNA). 2023. pp. 151–154.

Фрадков Александр Львович — д-р техн. наук, профессор, главный научный сотрудник, Институт проблем машиноведения РАН. Область научных интересов: математическое моделирование, адаптивное и интеллектуальное управление нелинейными системами, машинное обучение, кибернетическая физика. Число научных публикаций — 800+. fradkov@mail.ru; Большой проспект В.О., 61, 199178, Санкт-Петербург, Россия.

Бабич Николай Александрович — аспирант, Институт проблем машиноведения РАН. Область научных интересов: математическое моделирование, обработка сигналов, машинное обучение. Число научных публикаций — 15. nickware@mail.ru; Большой проспект В.О., 61, 199178, Санкт-Петербург, Россия.

Поддержка исследований. Работа поддержана Министерством науки и высшего образования Российской Федерации (проект № 124041500008-1).

A. FRADKOV, N. BABICH
**THREE-POSITION VEHICLE CONTROL BASED ON NEURAL
INTERFACE USING MACHINE LEARNING**

Fradkov A., Babich N. Three-Position Vehicle Control Based on Neural Interface Using Machine Learning.

Abstract. The brain-computer interface is a complex system that allows you to control external electronic devices using brain activity. This system includes several elements – a device for reading brain activity signals, a hardware and software complex that processes and analyzes these signals, and a control object. The main challenge here is the development of methods and algorithms that can correctly recognize and predict the intentions of the person who uses this interface to provide solutions to control problems. This paper describes the mathematical formulation of the equipment control problem. Methods for preprocessing EEG signals, analyzing them, and making decisions about issuing a control signal are described; the structure of the software implementation of these methods is described, as well as a plan for experimental testing of the performance of the entire system that forms the brain-computer interface. For classification of EEG signals the methods of machine learning are used. A modification of the k-nearest neighbors method is proposed – the so-called fuzzy almost nearest neighbors method. An algorithm for the adaptive classification of EEG taking into account the drift of the parameters of the subject's model based on the method of recurrent objective inequalities (ROI) has also been developed. The control algorithm was implemented in the Python programming language. A remote-controlled wheelchair is considered as a control object, and turning the chair to the right or left is considered as a control task. To experimentally test the performance of the developed model and algorithms, more than 15 tests were carried out with five subjects in total. The approach developed and described in this article and its software implementation during testing demonstrated its effectiveness in the tasks of controlling the rotation of a wheelchair. Special attention was also paid to the resource intensity of the software implementation. Methods and algorithms were implemented taking into account the requirements that arise when performing calculations on low-performance devices with a limited amount of memory.

Keywords: neural interface, BCI, control, machine learning, EEG, brain activity, KNN.

References

1. Levickaja O.S., Lebedev M.A. [Brain-computer interface: the future in the present]. Vestnik RGMU – Bulletin of the Russian State Medical University. 2016. no. 2. pp. 4–16. (In Russ.).
2. Kaplan A.Ja., Kochetova A.G., Shishkin S.L., Basjul I.A., Ganin I.P., Vasil'ev A.N., Liburkina S.P. [Experimental and theoretical foundations and practical implementations of the brain-computer interface technology]. B'ulleten' sibirskoj mediciny – Bulletin of Siberian Medicine. 2013. no. 12(2). pp. 21–29. (In Russ.).
3. Lunev D.V., Poletykin S.K., Kudrjavcev D.O. [Neural interfaces: review of technologies and modern solutions]. Sovremennye innovacii, sistemy i tehnologii – Modern innovations, systems and technologies. 2022. no. 2(3). pp. 117–126. (In Russ.).
4. Stankevich L.A., Son'kin K.M., Nagornova Zh.V., Homenko Ju.G., Shemjakina N.V. [Classification of electroencephalographic patterns of imaginary movements of the fingers for the development of a brain-computer interface]. Trudy SPIIRAN – SPIIRAN Proceedings. 2015. vol. 3(40). pp. 163–182. (In Russ.).

5. Gundelach F.V., Stankevich L.A. [Classification of spatiotemporal patterns based on neuromorphic networks]. *Informatika i avtomatizaciya – Informatics and Automation*. 2024. vol. 23. no. 3. pp. 886–908. (In Russ.).
6. Gundelach F.V., Stankevich L.A., Son'kin K.M., Nagornova Zh.V., Shemjakina N.V. [Application of brain-computer interfaces in assistive technologies]. *Trudy SPIIRAN – SPIIRAN Proceedings*. 2020. vol. 19. no. 2. pp. 277–301. (In Russ.).
7. Loboda Ju.O., Funk A.V., Gasyimov Z.A., Rachkovan O.A. *Upravlenie mehatronnymi sistemami nejrointerfejsom [Control of mechatronic systems using a neural interface]*. XIII Mezhdunarodnaja nauchno-prakticheskaja konferencija, posvjashhennaja 55-letiju TUSURa [XIII International scientific and practical conference dedicated to the 55th anniversary of TUSUR]. 2017. pp. 143–146. (In Russ.).
8. Bodin O.N., Solodimova G.A., Spirkin A.N. [Neural interface for controlling robotic devices]. *Izmerenie. Monitoring. Upravlenie. Kontrol' – Measurement. Monitoring. Management. Control*. 2019. no. 4(30). pp. 70–76. (In Russ.).
9. Mironov V.I., Lobov S.A., Krylova N.P., Gordleeva C.Ju., Kaplan A.Ja., Bujlova T.V., Kazancev V.B. [Development of a neuro-controlled car to mobilize people with motor deficits – a neuromobile]. *Sovremennye tehnologii v medicine – Modern technologies in medicine*. 2018. vol. 10. no. 4. pp. 49–56. (In Russ.).
10. Rashid Mamunur, Sulaiman Norizam, P.P. Abdul Majeed Anwar, Musa Rabiu Muazu, Ab. Nasir Ahmad Fakhri, Bari Bifta Sama, Khatun Sabira. *Current Status, Challenges, and Possible Solutions of EEG-Based Brain-Computer Interface: A Comprehensive Review*. *Frontiers in Neurorobotics*. 2020. vol. 14. DOI: 10.3389/fnbot.2020.00025.
11. Varbu K., Muhammad N., Muhammad Y. *Past, Present, and Future of EEG-Based BCI Applications*. *Sensors*. 2022. vol. 22. no. 9. DOI: 10.3390/s22093331.
12. Yadav H., Maini S. *Electroencephalogram based brain-computer interface: Applications, challenges, and opportunities*. *Multimedia Tools and Applications*. 2023. vol. 82. pp. 47003–47047.
13. Sazonova N.N., Degtjarev S.V., Sazonova E.S. *Apparatno-programmnyj kompleks na osnove nejrointerfesa i vr-tehnologii v sisteme rehabilitacii pacientov s porazheniem golovnogo mozga posle insulta [Hardware and software complex based on a neural interface and VR technology in the rehabilitation system for patients with brain damage after a stroke]*. *Informacionnye tehnologii v upravlenii, avtomatizacii i mehatronike: Sbornik nauchnyh statej 4-j Mezhdunarodnoj nauchno-tehnicheskoj konferencii [Information technologies in control, automation and mechatronics: Collection of scientific articles of the 4th International Scientific and Technical Conference]*. 2022. pp. 180–183.
14. Bobrova E.V., Reshetnikova V.V., Verшинina E.A., Grishin A.A., Isaev M.R., Bobrov P.D., Gerasimenko Ju.P. [Evaluation of the effectiveness of brain-computer interface control in teaching the imagination of movements of the upper and lower extremities]. *Zhurnal vysshej nervnoj dejatel'nosti im. I.P. Pavlova – Journal of Higher Nervous Activity named after I.P. Pavlov*. 2023. vol. 73. no. 1. pp. 52–61.
15. Kaplan A.Ja. *ekotorye teoreticheskie i prakticheskie osnovanija k realizacii nejrointerfejsnyh tehnologij v psihiatrii [Some theoretical and practical grounds for the implementation of neural interface technologies in psychiatry]* *Psihicheskoe zdorov'e cheloveka i obshhestva. Aktual'nye mezhdisciplinarnye problemy. Nauchno-prakticheskaja konferencija [Mental health of individuals and society. Current interdisciplinary problems. Scientific and practical conference]*. Moscow: CDU, 2018. pp. 366–372. (In Russ.).
16. Wang H., Yan F., Xu T., Yin H., Chen P., Yue H., Chen C., Zhang H., Xu L., He Y., Bezerianos A. *Brain-Controlled Wheelchair Review: From Wet Electrode to Dry Electrode, From Single Modal to Hybrid Modal, From Synchronous to Asynchronous*. *IEEE Access*. 2021. vol. 9. pp. 55920–55938.

17. Fernandez-Rodriguez A., Velasco-Alvarez F., Ron-Angevin R. Review of real brain-controlled wheelchairs. *Journal of neural engineering*. 2016. vol. 13. no. 6. DOI: 10.1088/1741-2560/13/6/061001.
18. Sha'abani M.N.A.H., Fuad N., Jamal N., Ismail M.F. kNN and SVM Classification for EEG: A Review. *Lecture Notes in Electrical Engineering*. Springer, Singapore. 2020. vol. 632. pp. 555–565.
19. Palumbo A., Gramigna V., Calabrese B., Ielpo N. Motor-Imagery EEG-Based BCIs in Wheelchair Movement and Control: A Systematic Literature Review. *Sensors* 2021. vol. 21. no. 18. DOI: 10.3390/s21186285.
20. Yashin A.S., Vasil'ev A.N., SHishkin S.L. [How are quasi-movements useful for learning voluntary movements? A view from neuroscience, psychology and philosophy]. *Geny i Kletki – Genes and Cells*. 2023. vol. 18. no. 4. pp. 649–652. (In Russ.).
21. Babbysh N. Computing brain rhythm indicators of EEG signal. 5th Scientific School Dynamics of Complex Networks and their Applications (DCNA), Kaliningrad, Russian Federation. IEEE, 2021. pp. 32–35.
22. Shanarova N., Pronina M., Lipkovich M., Ponomarev V., Müller A., Kropotov J. Application of Machine Learning to Diagnostics of Schizophrenia Patients Based on Event-Related Potentials. *Diagnostics*. 2023. vol. 13. no. 3. DOI: 10.3390/diagnostics13030509.
23. Lipkovich M., Knyazeva V., Aleksandrov A., Shanarova N., Sagatdinov A., Fradkov A. Evoked Potentials Detection During Self-Initiated Movements Using Machine Learning Approach. 2023 Fifth International Conference on Neurotechnologies and Neurointerfaces (CNN). Kaliningrad, Russian Federation, 2023. pp. 47–50.
24. Ovod I.V., Osadchij A.E., Pupyshv A.A., Fradkov A.L. [Formation of neurofeedback based on an adaptive model of brain activity]. *Nejrokomp'yutery – Neurocomputers*. 2012. no. 2. pp. 36–41. (In Russ.).
25. Rybalko A., Fradkov A. Identification of Two-Neuron FitzHugh-Nagumo Model Based on the Speed-Gradient and Filtering. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*. 2023. vol. 33. no. 8. DOI: 10.1063/5.0159132.
26. Obuhov S.A., Stepanov V.P., Rudakov I.V. [Mathematical model of a brain-computer interface based on the analysis of evoked potentials P300]. *Vestnik RGGU. Serija: Informatika. Informacionnaja bezopasnost'. Matematika – Bulletin of the Russian State University for the Humanities. Series: Computer Science. Information Security. Mathematics*. 2021. no. 2. pp. 48–67. (In Russ.).
27. Chen Z, Wang Y, Song Z. Classification of Motor Imagery Electroencephalography Signals Based on Image Processing Method. *Sensors (Basel)*. 2021. vol. 21(14). DOI: 10.3390/s21144646.
28. Lun X., Liu J., Zhang Y., Hao Z., Hou Y., A Motor Imagery Signals Classification Method via the Difference of EEG Signals Between Left and Right Hemispheric Electrodes. *Frontiers in Neuroscience*. 2022. vol. 16. DOI: 10.3389/fnins.2022.865594.
29. Vasil'ev V.P., Muro Je.L., Smol'skij S.M. *Osnovy teorii i rascheta cifrovyyh fil'trov: uchebnoe posobie, 2-e izd., ster.* [Fundamentals of the theory and calculation of digital filters: textbook, 2nd ed.]. Moscow: NIC INFRA-M. 2024. 272 p. (In Russ.).
30. Hussin S.F., Birasamy G., Hamid Z. Design of Butterworth Band-Pass Filter. *Politeknik and Kolej Komuniti Journal of Engineering and Technology*. 2016. vol. 1. no. 1. pp. 32–46.
31. Haykin S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation Second Edition*. 2019. 1104 p.
32. Mohri M., Rostamizadeh A., Talwalkar A. *Foundations of Machine Learning*. The MIT Press. 2012. 504 p.
- 28 Информатика и автоматизация. 2025. Том 24 № 1. ISSN 2713-3192 (печ.)
ISSN 2713-3206 (онлайн) www.ia.spcras.ru

33. Kapralov N.V., Nagornova Zh.V., Shemjakina N.V. [Methods for classifying EEG patterns of imaginary movements]. *Informatika i avtomatizacija – Informatics and Automation*. 2021. vol. 20. no. 1. pp. 94–132.
34. Keller J.M., Gray M.R., Givens J.A. A fuzzy K-nearest neighbor algorithm. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1985. vol. 15. no. 4. pp. 580–585.
35. Kumbure M.M., Luukka P. A generalized fuzzy k-nearest neighbor regression model based on Minkowski distance. *Granular Computing*. 2022. vol. 7. pp. 657–671.
36. Babich N.A. [Software platform for reading, processing and analyzing EEG data]. *Programmaja inzhenerija – Software Engineering*. 2023. no. 5. pp. 254–260. (In Russ.).
37. Oficial'naja stranica jelektroencefalografaja NeoRecCAP [Official page of the electroencephalograph NeoRecCAP]. Available at: <https://mks.ru/product/neoreccap/> (accessed 10.04.2024). (In Russ.).
38. Oficial'naja stranica processornogo modulja Orange-Pi-3B [Official page of the Orange-Pi-3B processor module]. Available at: <http://www.orangepi.org/html/hardWare/computerAndMicrocontrollers/details/Orange-Pi-3B.html> (accessed 03.05.2024).
39. Kovalchukov A. Approximate Hindmarsh-Rose model identification: application to EEG data. 7th Scientific School on Dynamics of Complex Networks and their Applications (DCNA). 2023. pp. 151–154.

Fradkov Alexander — Ph.D., Dr.Sci., Professor, Chief researcher, Institute for Problems in Mechanical Engineering of the Russian Academy of Sciences. Research interests: mathematical modeling, adaptive and intelligent control, nonlinear systems, machine learning, cybernetic physics. The number of publications — 800+. fradkov@mail.ru; 61, Bolshoi Av. of V.O., 199178, St. Petersburg, Russia; office phone.

Babich Nickolay — Postgraduate student, Institute for Problems in Mechanical Engineering of the Russian Academy of Sciences. Research interests: mathematical modeling, signal processing, machine learning. The number of publications — 15. nickware@mail.ru; 61, Bolshoi Av. of V.O., 199178, St. Petersburg, Russia; office phone.

Acknowledgements. The research was supported by the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation (project no. 124041500008-1).