

На правах рукописи



Сонькин Константин Михайлович

**СИСТЕМА КЛАССИФИКАЦИИ
ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАФИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ
ВООБРАЖАЕМЫХ ДВИЖЕНИЙ МЕЛКОЙ МОТОРИКИ
ДЛЯ ИНТЕРФЕЙСА МОЗГ-КОМПЬЮТЕР**

05.11.16 – Информационно-измерительные и управляющие системы
(медицина)

Автореферат

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Санкт-Петербург – 2016

Работа выполнена в федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого».

Научный руководитель: кандидат технических наук, доцент
Станкевич Лев Александрович

Официальные оппоненты: **Дорогов Александр Юрьевич,**
доктор технических наук, профессор,
профессор кафедры автоматки и процессов
управления ФГАОУ ВО «Санкт-
Петербургский государственный
электротехнический университет «ЛЭТИ» им.
В.И. Ульянова (Ленина)»

Осадчий Алексей Евгеньевич,
кандидат технических наук, доцент,
профессор департамента анализа данных и
искусственного интеллекта факультета
компьютерных наук ФГАОУ ВО
«Национальный исследовательский
университет «Высшая школа экономики»

Ведущая организация: **Федеральное государственное бюджетное
учреждение науки Санкт-Петербургский
институт информатики и автоматизации
Российской академии наук**

Защита состоится «30» июня 2016 г. в 17.00 часов на заседании диссертационного совета Д 212.229.10 на базе ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого» по адресу: 195251 Санкт-Петербург, ул. Политехническая, 21, 9-й учебный корпус, а. 121

Отзывы и замечания по автореферату в двух экземплярах, заверенные печатью, просьба высылать по вышеуказанному адресу на имя ученого секретаря диссертационного совета.

С диссертацией можно ознакомиться в фундаментальной библиотеке ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого» и на сайте <http://www.spbstu.ru/science/defences/>

Автореферат разослан « _____ » _____ 2016 г.

Ученый секретарь

диссертационного совета



Богач Наталья Владимировна

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования и степень ее разработанности.

Тематика диссертации связана с актуальным научным направлением - исследованием возможностей и путей совершенствования информационно-измерительных и управляющих систем (ИИУС) комплексов реабилитации, протезирования и мониторинга, использующих биоэлектрические сигналы центральной нервной системы человека. Такие ИИУС измеряют биоэлектрические сигналы, генерируемые мозгом или периферийными отделами центральной нервной системы, обрабатывают их для формирования информационных сигналов и используют эти сигналы для управления внешними устройствами или определения ментальных состояний человека. Фактически формируются искусственные выходы мозга и нервной системы, которые далее могут быть использованы для замены, восстановления, усиления, дополнения или улучшения естественных выходов центральной нервной системы.

Большинство таких ИИУС строится на базе интерфейсов «мозг-компьютер» (ИМК). ИМК, по существу, является средством коммуникации между мозгом и компьютерными устройствами без осуществления движений. Это - система, которая инвазивными (с хирургическим вмешательством) или неинвазивными способами измеряет сигналы биоэлектрической активности мозга, декодирует их и формирует сигналы, соответствующие определенным классам распознанных образов.

Неинвазивные ИМК наиболее часто строятся на основе электроэнцефалографии (ЭЭГ). Основу таких ИМК составляют системы анализа и классификации сигналов ЭЭГ. Проведение междисциплинарных исследований для совершенствования этих систем является главной целью диссертационной работы. Эта проблема в настоящее время является актуальной, поскольку ее решение позволяет увеличить эффективность ИМК и ИИУС в целом и обеспечить их практическое применение.

Разработки неинвазивных ИМК активно ведутся разными исследовательскими группами по всему миру. В России ряд научных коллективов и организаций проводит исследования, связанные с созданием ИМК, многие из которых известны на международном уровне. В их числе коллективы под руководством А. Я. Каплана (МГУ им. М.В. Ломоносова), К.В. Анохина (НИЦ «Курчатовский институт»), А. А. Фролова и Г.А. Иваницкого (ИВНД и НФ РАН), В. Н. Кироя (НИИ нейрокибернетики им. А.Б. Когана ЮФУ), В.Б. Казанцева (ННГУ им. Н.И. Лобачевского), А. Е. Осадчего (НИУ «ВШЭ») и другие.

В настоящее время ИМК применяются для управления вспомогательными устройствами: протезами конечностей, экзоскелетом, инвалидными креслами, функциональными электростимуляторами мышц, а также для реабилитации,

например, в постинсультном восстановительном периоде. В немедицинских целях ИМК применяются, в частности, для управления техническими устройствами в экстремальных условиях и оценки состояния человека в режиме реального времени.

Анализ этой предметной области показал существование тренда мировых исследований по созданию неинвазивных ИМК, основанных на воображаемых движениях. Такие исследования, в частности, активно ведутся ведущими зарубежными коллективами (Wolpaw et al., 1991; Krusienski et al., 2006; Pfurtscheller, 2000; Neuper et al., 2005; Blankertz et al., 2010; Doud et al., 2011) и др. Ключевой проблемой при разработке таких ИМК, использующих сигналы ЭЭГ, является повышение эффективности системы анализа регистрируемых сигналов и классификации выделенных из них паттернов воображаемых моторных команд.

Основной целью совершенствования ИМК, основанных на распознавании ЭЭГ паттернов, является увеличение эффективности по таким показателям, как: (1) количество степеней свободы, т. е. количества распознаваемых моторных команд; (2) быстродействие ИМК, (3) вероятность успешной классификации ЭЭГ паттернов.

Важными и нерешенными остаются вопросы повышения вероятности успешной классификации воображаемых движений мелкой моторики, например, пальцев одной руки. Решение этой трудной задачи требуется, прежде всего, для увеличения степеней свободы ИМК и может быть достигнуто путем применения новых подходов к выделению информативных зон ЭЭГ сигналов, вычислению признаков и классификации ЭЭГ паттернов воображаемых моторных команд. Не менее важной и также трудно решаемой является задача уменьшения времени формирования на выходе ИМК сигналов управления внешними устройствами, что требует разработки новых методов обработки ЭЭГ сигналов с минимальным накоплением попыток воображения движений.

Цель и задачи диссертационной работы.

Цель данной работы состоит в повышении эффективности ИМК путем разработки новых методов, алгоритмов и программ анализа ЭЭГ сигналов и классификации паттернов многоканальных ЭЭГ, соответствующих моторным командам.

Для достижения вышеуказанной цели в работе решаются следующие основные задачи:

1. Разработка математических методов анализа многоканальных сигналов ЭЭГ во временной области.
2. Разработка математических методов классификации многомерных ЭЭГ паттернов моторных команд.
3. Разработка алгоритмов выделения характерных признаков и классификации ЭЭГ паттернов моторных команд для масштабируемого комитета гетерогенных классификаторов.

4. Разработка программного пакета системы анализа и классификации, включающего программные модули регистрации, предобработки, анализа и классификации ЭЭГ паттернов в парадигме ИМК.

Решение и практическая реализация данных задач позволит создать комплексную систему анализа и классификации сигналов ЭЭГ, которая может применяться в неинвазивных ИМК, формирующих сигналы управления исполнительными устройствами в ИИУС комплексов реабилитации и протезирования.

Предмет исследования - методы, алгоритмы и программные средства, анализа и классификации сигналов ЭЭГ.

Методы исследования.

В работе использовались методы искусственного интеллекта, эволюционное программирование, методы анализа временных рядов, методы вычислительной математики, теории вероятностей и математической статистики, теории информации, компьютерного моделирования, нейроинформатики.

При математическом моделировании и разработке программного обеспечения использовалась среда MATLAB и язык программирования C++.

Научные результаты и их новизна.

1. Предложен новый метод анализа многоканальных сигналов ЭЭГ. Новизна состоит в том, что определяются наиболее информативные участки сигналов и эффективные параметры для выделения классифицирующих признаков сигналов во временной области с использованием регрессионной модели в аналитической форме.

2. Предложен новый метод классификации выделенных ЭЭГ паттернов моторных команд. Новизна состоит в использовании комитета гетерогенных классификаторов, основанных на разных математических методах и демонстрирующих различную чувствительность к каждому из используемых пространств признаков.

3. Предложена новая методика регистрации, предварительной обработки сигналов ЭЭГ и выделения ЭЭГ паттернов моторных команд. Новизна состоит в том, что регистрируются сигналы, связанные с выполнением моторных команд в заданном ритме, и используются настраиваемые процедуры преобразования сигналов и выбора информативных каналов, обеспечивающие выделение ЭЭГ паттернов моторных команд.

Теоретическая значимость работы.

1. Предложенный метод анализа ЭЭГ сигналов путем построения регрессионной модели сигнала в аналитической форме с подбором базисных функций и их параметров с использованием генетического программирования позволил понять закономерности ЭЭГ сигналов и учесть такие временные характеристики ЭЭГ паттернов воображаемых моторных команд, как локализацию признаков во времени, длительность информативных участков, а также повысить быстроедействие при выделении признаков.

2. Предложенный метод классификации выделенных ЭЭГ паттернов моторных команд на основе комитета гетерогенных классификаторов, построенных на искусственных нейронных сетях и методе опорных векторов, позволил использовать разные признаковые пространства, учитывать временные особенности и многоканальность ЭЭГ сигналов и, в результате, повысить эффективность классификации многомерных ЭЭГ паттернов воображаемых моторных команд.

3. Предложенная методика регистрации и предобработки ЭЭГ сигналов, а также выделения ЭЭГ паттернов моторных команд позволила осуществлять эффективную классификацию воображаемых движений, обучение с биологической обратной связью и индивидуальную настройку системы классификации, что, в результате, обеспечило высокое быстродействие ИМК в системе управления внешними устройствами в реальном времени

Практическая значимость работы.

Разработанные методы, алгоритмы и программные средства позволили реализовать интегрированную систему классификации ЭЭГ паттернов моторных команд, которая может быть основой неинвазивных ИМК, используемых в составе ИИУС комплексов реабилитации, протезирования и мониторинга. Применение разработанной системы классификации на базе комитета гетерогенных локальных классификаторов обеспечивает возможность реализации ИМК реального времени. Разработанные программные средства могут быть использованы для прямого управления исполнительными устройствами в ИМК с биологической обратной связью, что особенно актуально для реабилитации пациентов с поражениями центральной нервной системы и управления роботизированными протезами кисти руки, а также другими исполнительными устройствами. В рамках данной работы была продемонстрирована возможность управления специально разработанной искусственной пятипалой кистью руки.

Положения, выносимые на защиту

1. Методы анализа многоканальных сигналов ЭЭГ во временной области на основе символьной регрессии и методы классификации многомерных ЭЭГ паттернов воображаемых моторных команд на основе двухуровневого комитета гетерогенных классификаторов.

2. Алгоритмы классификации, основанные на выделении и использовании нескольких пространств признаков во временной области и использовании комитета классификаторов на базе нейронных сетей и метода опорных векторов, позволившие повысить точность и быстродействие классификатора ЭЭГ паттернов моторных команд и обеспечить возможность реализации ИМК.

3. Программный комплекс регистрации, предобработки сигналов ЭЭГ, выделения и классификации ЭЭГ паттернов воображаемых моторных команд, обеспечивающий индивидуальный подход к выбору временных параметров генерации различительных признаков и предназначенный, в том числе, и для

использования при прямом управлении внешними устройствами в парадигме ИМК в реальном времени.

Степень достоверности и апробации. Обоснованность и достоверность полученных результатов обеспечивается корректностью применяемых методов исследования, а также соответствием теоретических положений и результатов экспериментальной проверки результатов разработанных методов, как на модельных данных, так и на экспериментальных данных, полученных при участии испытуемых.

На базе полученных научных результатов был разработан программный пакет системы регистрации, предобработки, анализа и классификации ЭЭГ паттернов моторных команд. Разработанный программный комплекс является основой программного обеспечения для систем ИМК реального времени.

Основные положения и результаты диссертационной работы были доложены и обсуждены на всероссийских и международных научных конференциях:

- XVIII Международная научно-техническая конференция "Нейроинформатика-2016" (Москва, 2016 г.)
- NEURONUS 2015 IBRO & IRUN Neuroscience Forum (Krakow, Poland, 2015)
- Society for Psychophysiological Research. 55th Annual Meeting (Seattle, USA, 2015)
- XVI Всероссийская научно-техническая конференция с международным участием "Нейроинформатика-2014" (Москва, 2014 г.)
- IV Съезд физиологов СНГ (Сочи – Дагомыс, 2014 г.)
- International Conference of Young Scientists "Automation & Control" (St. Petersburg, 2013)
- XV Всероссийская научно-техническая конференция "Нейроинформатика-2013" (Москва, 2013 г.)

Исследование было оценено экспертами Российского фонда фундаментальных исследований в рамках конкурса ориентированных фундаментальных исследований по актуальным междисциплинарным темам в 2013 году и поддержано грантом офи-м 13-01-12059.

Личный вклад автора

Все основные результаты получены лично автором или при его непосредственном участии.

Публикации.

Основные положения диссертации изложены в 12 печатных работах, в том числе в 4 работах в изданиях, рецензируемых ВАК РФ, и в 3, вошедших в международные системы цитирования Web of Science, Scopus.

Внедрение

На базе предложенных методов разработан комплекс программно-аппаратных средств в рамках интерфейса мозг-компьютер, который предполагается применить в управлении вспомогательными устройствами,

такими как протезы конечностей, инвалидные кресла, роботы-помощники и др., а также может использоваться в процессе реабилитационных мероприятий, например, после инсульта.

Применение системы возможно и для немедицинских целей: для управления техническими устройствами в экстремальных условиях и для оценки состояния человека в режиме реального времени.

Структура и объем работы.

Диссертационная работа состоит из введения, 4 глав, заключения, списка литературы и приложений.

Диссертация изложена на 163 страницах, содержит 36 рисунков, 4 таблицы и библиографический список из 126 наименований.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

В первой главе диссертации приведена постановка задачи работы и выполнен аналитический обзор разработок в области ИМК, основанных на различных способах регистрации сигналов активности мозга и методах их классификации. Обоснована рациональность построения ИМК с использованием неинвазивной технологии – электроэнцефалографии. Выявлены особенности сигналов ЭЭГ, требующие преодоления в процессе разработки надежных средств мультиклассового распознавания: 1) нестационарность ЭЭГ, 2) низкое соотношение сигнал/шум, 3) многоканальность, 4) наличие выбросов в выборках, 5) затратность по времени и ресурсам регистрации больших массивов данных для анализа.

На основании проведенного анализа методов классификации многоканальных ЭЭГ сформулированы подходы к совершенствованию систем классификации ЭЭГ паттернов. В плане увеличения количества возможных управляющих инструкций, формируемых по распознанным ЭЭГ паттернам, предлагается перейти от достаточно эффективно решаемой задачи классификации движений крупной моторики к трудно решаемой задаче анализа нейрофизиологических коррелят движений мелкой моторики (отдельных пальцев руки) и классификации их моторных команд. Для увеличения вероятности успешной классификации предлагается использование признаков пространств, учитывающих временные характеристики сигналов ЭЭГ, и комбинирование разнотипных классификаторов путем объединения их в комитет. Сопоставительный анализ методов классификации ЭЭГ паттернов продемонстрировал высокую, по сравнению с другими подходами, вероятность успешной классификации метода опорных векторов и многослойных искусственных нейронных сетей.

Вторая глава посвящена описанию методов анализа ЭЭГ сигналов во временной области, подходов по преобразованию сигналов и классификации

паттернов, составляющих необходимую основу для системы классификации ЭЭГ.

Входными сигналами для разрабатываемой системы классификации является электрическая активность мозга, регистрируемая при помощи электроэнцефалографии, которая является результатом сложной суммации электрических потенциалов многих нейронов, работающих в значительной степени независимо. Большинство систем анализа сигналов ЭЭГ и распознавания выявленных ЭЭГ паттернов основано на спектральном анализе. Однако переход в спектральную область сопряжен с потерей информации о временной локализации характерных признаков, в связи с чем остается неизвестной последовательность возникновения и длительность участков сигнала, связанных с искомым событием. Необходимо отметить, что, вследствие нестационарности ЭЭГ сигнала, для извлечения признаков с помощью методов спектрального анализа может потребоваться накопление значительного числа образцов сигналов, соответствующих определенному событию. Эти ограничения существенно снижают возможность применения спектральных методов анализа ЭЭГ сигналов для практической реализации в ИМК. С целью преодоления указанных ограничений и более глубокого понимания параметров временного окна, в котором выделяются характерные особенности сигналов, в диссертации применяются методы анализа ЭЭГ сигналов во временной области, основанные на символьной регрессии сигнала, и методы генерации признаков в скользящем временном окне.

Символьная регрессия – метод построения регрессионных моделей путем перебора произвольных суперпозиций функций из некоторого заданного набора гладких функций $G = \{g(x, y, \dots) \mid g : R \times \dots \times R \rightarrow R\}$. Множество всевозможных суперпозиций из не более, чем $r \in R$ функций $g \in G : \Omega_r = \{\omega(x) = (g_1 \circ g_2 \circ \dots \circ g_k)(x) \mid g_i \in G, i = \overline{1, k}, k \leq r\}$. Каждый элемент множества $\omega \in \Omega_r$ является гладкой функцией от вектора независимых переменных: $\omega = \omega(x), x = (x_1, \dots, x_n)^T$. Тогда регрессионная модель $f^{r,d}(w, x)$ задается следующим образом: $f^{r,d}(w, x) = w^T \cdot \left[\frac{1}{\Omega_r^d} \right] = w_0 + w_1 \omega_1(x) + \dots + w_d \omega_d(x)$, где $d \in R$; $w = (w_0, \dots, w_d)^T \in R^{d+1}$ - вектор параметров регрессионной модели

Для построения суперпозиции функций и поиска оптимальной регрессионной модели используется генетическое программирование и метод группового учета аргументов, согласно которому модель, доставляющая наилучшее приближение, отыскивается во множестве последовательно порождаемых моделей.

Требуется найти такую регрессионную модель $f^{r,d}(\tilde{w}, x)$, которая доставляет минимум функционалу $p(f^{r,d})$: $p(f^{r,d}) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (f^{r,d}(\tilde{w}, X_k) - y_k)^2}$, где X_k - строка матрицы X значений независимых переменных; y_k - компонента

вектора Y - соответствующее значение зависимой переменной; \tilde{w} - вектор оптимальных параметров для линейной регрессионной модели $f^{r,d}(w, x)$, найденный с помощью метода наименьших квадратов:

$$\tilde{w} = \arg \min_{w \in R^{d+1}} \left(\frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (f^{r,d}(w, X_k) - y_k)^2 \right).$$

Символьная регрессия позволяет автоматически генерировать регрессионную модель в аналитической форме, которая делает возможным определение структуры ЭЭГ паттернов мозговой активности. Такой подход открывает новые возможности для решения многих задач нейрофизиологии, таких как выявление паттернов аномальной активности, анализ связанной с событием синхронизации/десинхронизации и др.

В общем случае автоматически генерируемые регрессионные модели имеют нестационарную структуру. Для использования коэффициентов модели в качестве классифицирующих признаков необходимо выполнение условия о фиксированной структуре модели с постоянным числом членов. Вариантом фиксированной структуры модели, найденным на основании результатов проведенной серии исследований по символьной регрессии ЭЭГ сигналов, является суперпозиция тригонометрических функций следующего вида:

$a_1 \sin(b_1 x + c_1) + a_2 \sin(b_2 x + c_2) + \dots + a_n \sin(b_n x + c_n)$, где a_i, b_i, c_i – коэффициенты модели, $i=1:n$, n - число членов модели.

Коэффициенты такой модели могут выступать в качестве признаков для классификации в случае распознавания коротких участков ЭЭГ, содержащих выраженные особенности, либо служить основой для выбора временных параметров генерации признаков, таких как величина скользящего окна анализа и значение сдвига.

В диссертации реализован совместный учет двух *типов признаков* – площади сегмента под кривой сигнала в скользящем окне и длина кривой сегмента в скользящем окне. Заметим, что такие наборы признаков продемонстрировали свою эффективность при анализе ЭЭГ в клинике, поскольку они являются быстровычислимыми и не требуют специальных преобразований сигнала. По результатам классификации были выделены те временные интервалы сигнала (информативные участки), признаки которых вносили наибольший вклад в распознающую способность классификатора.

Для построения применимых на практике систем анализа и классификации ЭЭГ сигналов для ИМК реального времени целесообразно использование характерных признаков ЭЭГ сигнала, учитывающих временную локализацию информативных участков, обеспечивающих возможность индивидуальной настройки параметров их извлечения и вычисления которых не займет длительного времени.

Для предобработки ЭЭГ сигналов применены специальные *математические методы преобразования сигналов*. Снижение влияния объемного проведения и повышения пространственного разрешения сигналов

ЭЭГ достигнуто использованием методов преобразования к взвешенному среднему монтажу, разложения на независимые компоненты и преобразования к плотности источников тока.

Задача построения эффективных средств классификации является нетривиальной ввиду нестационарной природы ЭЭГ и линейной неразделимости характерных признаков (например, при классификации моторных команд мелкой моторики). Для повышения эффективности системы классификации предложен подход по построению комитета гетерогенных классификаторов, основанного на ассоциативном выводе. Мотивация по использованию комитета классификаторов базируется на трех положениях:

1. комитет может достичь уровня точности классификации тестовой выборки, недостижимого любым одним из членов в отдельности;
2. комитет имеет модульную структуру, которая разделяет комплексную задачу классификации на подзадачи, которые решаются отдельными членами комитета;
3. использование комитета классификаторов уменьшает вычислительную сложность решения задачи.

Построение комитета из набора классификаторов рассматривается как способ нивелирования известных ограничений слабых локальных классификаторов, которые комбинируются так, чтобы минимизировать ошибку итоговой классификации.

Построение комитета искусственных нейронных сетей для классификации ЭЭГ паттернов. Для классификации сложных образов необходимо выбирать многослойную топологию искусственной нейронной сети (далее просто нейронной сети). Вариантом такой сети является многослойный персептрон, для которого ответ сети для каждого выхода k вычисляется согласно следующему выражению:

$$y_k = \tilde{g} \left(\sum_{j=0}^M w_{kj}^{(2)} g \left(\sum_{i=0}^d w_{ji}^{(1)} x_i \right) \right),$$

$w_{ji}^{(1)}$ - веса первого скрытого слоя, $w_{kj}^{(2)}$ - веса второго скрытого слоя, g и \tilde{g} - функции активации соответствующих слоев. В данной работе локальные классификаторы реализованы в виде многослойного персептрона, состоящего из двух скрытых слоев и одного выходного. В качестве функции активации в скрытых слоях используется определенная в диапазоне (0,1) сигмоидная

функция $g(a) = \frac{1}{1 + \exp(-a)}$, а в выходном слое – линейная функция активации.

Формирование обучающих выборок для каждой из локальных нейронных сетей происходит из массивов признаков разных типов. Таким образом,

комитет нейронных сетей используется для совместного учета нескольких типов признаков.

Обобщение решений нейронных сетей первого уровня происходит с использованием принципа вложенной генерализации. Нелинейная нейронная сеть второго уровня обучается для объединения результатов классификаторов первого уровня, которые формирует выходные значения в виде вектора, в котором содержатся рассчитанные вероятности принадлежности текущей пробы к каждому из классов. Преимуществом этого подхода является обобщение результатов нейронных сетей первого уровня сетью второго уровня на основе обучения. Кроме того, такой комитет нейронных сетей является масштабируемым, то есть допускает добавление новых классификаторов нижнего уровня, основанных на новых пространствах признаков.

Комитет гетерогенных классификаторов. Для построения эффективных средств классификации ЭЭГ паттернов моторных команд применено комбинирование классификаторов, построенных на искусственных нейронных сетях и методе опорных векторов.

Метод опорных векторов относится к методам линейной классификации и заключается в разделении выборки на классы с помощью оптимальной разделяющей гиперплоскости, уравнение которой в общем случае имеет вид: $f(x) = w \cdot \phi(x) + b$. Классификатор на основе метода опорных векторов принимает решение о принадлежности данного вектора признаков x одному из двух классов в зависимости от того, с какой стороны от гиперплоскости он находится. Тогда вектор признаков x будет классифицирован в соответствии с тем, положительное или отрицательное значение имеет результат вычислений по следующей формуле

$$w \cdot \phi(x) + b = \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i (\phi(x_i) \cdot \phi(x)) + b = \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i K(x_i, x) + b,$$

где коэффициенты λ_i зависят от y_i - вектора меток класса принадлежности, и от значения скалярных произведений $K(x_i, x) = (\phi(x_i), \phi(x))$. Таким образом, для нахождения решающей функции необходимо знать значения скалярных произведений. Преобразования данных определяются функцией-ядром: $K(x_i, x_j) = (\phi(x_i), \phi(x_j))$. В случае линейной классификации функция-ядро имеет вид: $K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$.

Для перехода к нелинейной классификации методом опорных векторов применена нелинейная функция ядра. Это делает возможным поиск оптимальной разделяющей гиперплоскости в преобразованном пространстве признаков. В диссертации в качестве функции-ядра применена радиальная базисная функция Гаусса: $K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2)$, для $\gamma > 0$. Сопоставительный анализ эффективности линейной классификации и нелинейного подхода с использованием радиальной базисной функции показал преимущество нелинейного ядра при классификации ЭЭГ паттернов.

Для совместного учета двух типов признаков был разработан двухуровневый комитет классификаторов, первый уровень которого состоит из двух нейронных сетей и двух классификаторов на основе метода опорных векторов, а второй уровень - из нейронной сети, объединяющей результаты классификаторов первого уровня (рис. 1).

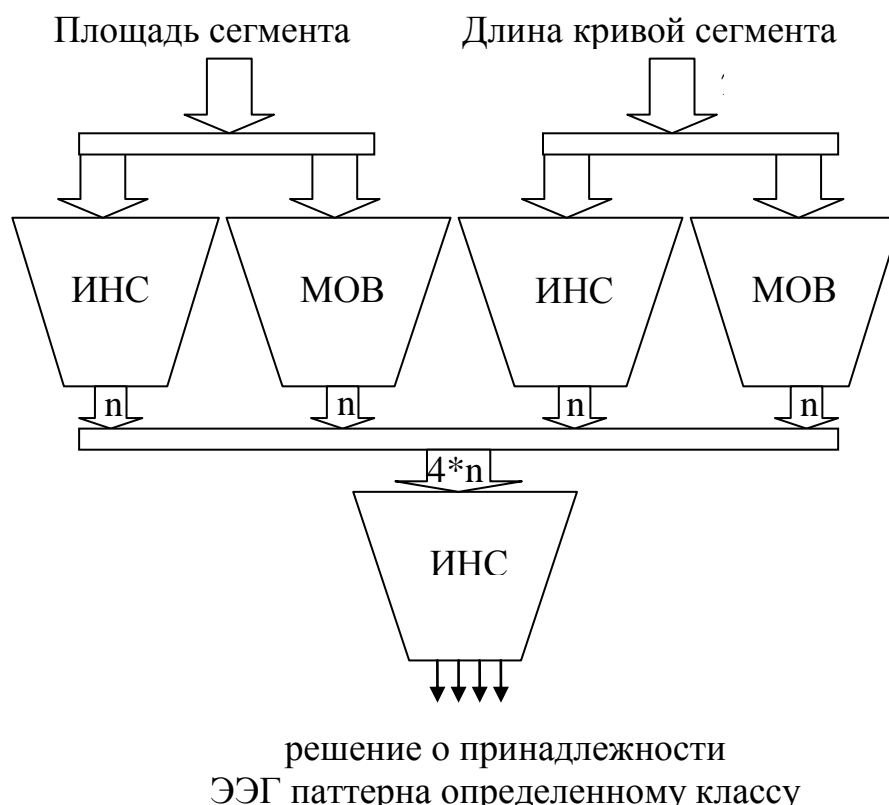


Рис. 1. Схема двухуровневого комитета гетерогенных классификаторов

Примечание: n – число распознаваемых классов, $4*n$ – размерность входного вектора для объединяющей ИНС второго уровня

Классификаторы первого уровня анализируют отдельные векторы признаков одного из типов и генерируют ответы об отнесении пробы к тому или иному классу, на основе которых формируется вектор признаков для нейронной сети второго уровня, которая принимает окончательное решение о принадлежности данного ЭЭГ сигнала определенному классу. Локальные классификатор построены на основе метода опорных векторов с радиальной базисной функцией и нейронной сети с 2 скрытыми и 1 выходным слоем.

Таким образом, был реализован новый вариант масштабируемого комитета гетерогенных классификаторов, имеющего на выходном уровне отдельно обучаемый нейробиологический классификатор, обобщающий решения классификаторов нижнего уровня.

В третьей главе приведено описание новых алгоритмов и программных средств, реализующих специализированную систему классификации ЭЭГ паттернов для управления внешними устройствами в ИМК. Программные

средства системы включают в себя следующие основные модули: регистрации, предобработки, анализа и классификации ЭЭГ паттернов моторных команд.

При *регистрации* ЭЭГ сигналов использована методика, основанная на воображении движений в заданном ритме, что обеспечило получение коротких проб сигнала, не связанных с предъявлением внешнего стимула непосредственно в течение пробы. Это ускоряет процесс регистрации сигналов и способствуют синхронизации моментов воображения движений в разных пробах, что является существенным для повышение эффективности системы классификации.

Алгоритмы преобразования и извлечения признаков для сигналов ЭЭГ позволяют получать и одновременно использовать два пространства признаков, по которым далее производится классификация ЭЭГ паттернов моторных команд.

Алгоритм классификации ЭЭГ паттернов моторных команд универсален и основан на комбинировании разнотипных методов классификации. Для решения задачи классификации ЭЭГ паттернов воображаемых движений пальцев и кисти одной руки реализован двухуровневый масштабируемый комитет гетерогенных классификаторов, построенных с использованием метода опорных векторов и нейронных сетей.

Программная реализация системы анализа и классификации ЭЭГ паттернов моторных команд выполнена в среде MatLab. Программный пакет состоит из программных модулей, соответствующих разработанным алгоритмам. Проведено тестирование программного пакета, которое показало его работоспособность и функциональную полноту. Для обеспечения индивидуального подхода к выбору метода преобразования ЭЭГ сигнала (преобразование к взвешенному среднему монтажу, разложение на независимые компоненты, преобразование к плотности источников тока), а также к выбору временных (длины окна и величины сдвига окна анализа) и пространственных (ЭЭГ каналов, содержащих информативные признаки) параметров генерации признаков реализованы все рассмотренные методы.

Программные модули объединены в систему классификации ЭЭГ паттернов в соответствии со схемой, приведенной на рис. 2.



Рис. 2. Структура модулей системы анализа и классификации ЭЭГ паттернов моторных команд.

Следует отметить, что данная система имеет значительное число специальных настроек, позволяющих использовать ее для классификации сигналов ЭЭГ, зарегистрированных в разнообразных парадигмах исследований. Индивидуальный подход к инициализации системы обеспечивается посредством разработанного интерфейса, который позволяет настраивать множество параметров системы.

В четвертой главе представлены результаты применения разработанной системы анализа и классификации ЭЭГ паттернов в ИМК системы управления искусственной кистью руки. Работа системы классификации в ИМК, функционирующем в реальном времени, предполагает постоянное считывание ЭЭГ данных (рис. 3). Для обеспечения непрерывности приема массива входных данных и параллельного их анализа был использован метод многопоточного программирования: поток 1 непрерывно записывает данные в буфер памяти, а поток 2 производит автоматическую разметку массива ЭЭГ данных и в моменты времени, соответствующие завершению текущей пробы, активирует систему классификации паттернов ЭЭГ. Это позволяет одновременно записывать и обрабатывать ЭЭГ данные, что важно для классификации всех проб без исключения и повышения быстродействия ИМК. Таким образом, выполнено основное требование применимых на практике систем классификации с биологической обратной связью, которое состоит в минимизации времени, необходимого для выдачи ответа классификатора так, чтобы оно в любом случае не превышало длительности одной пробы.

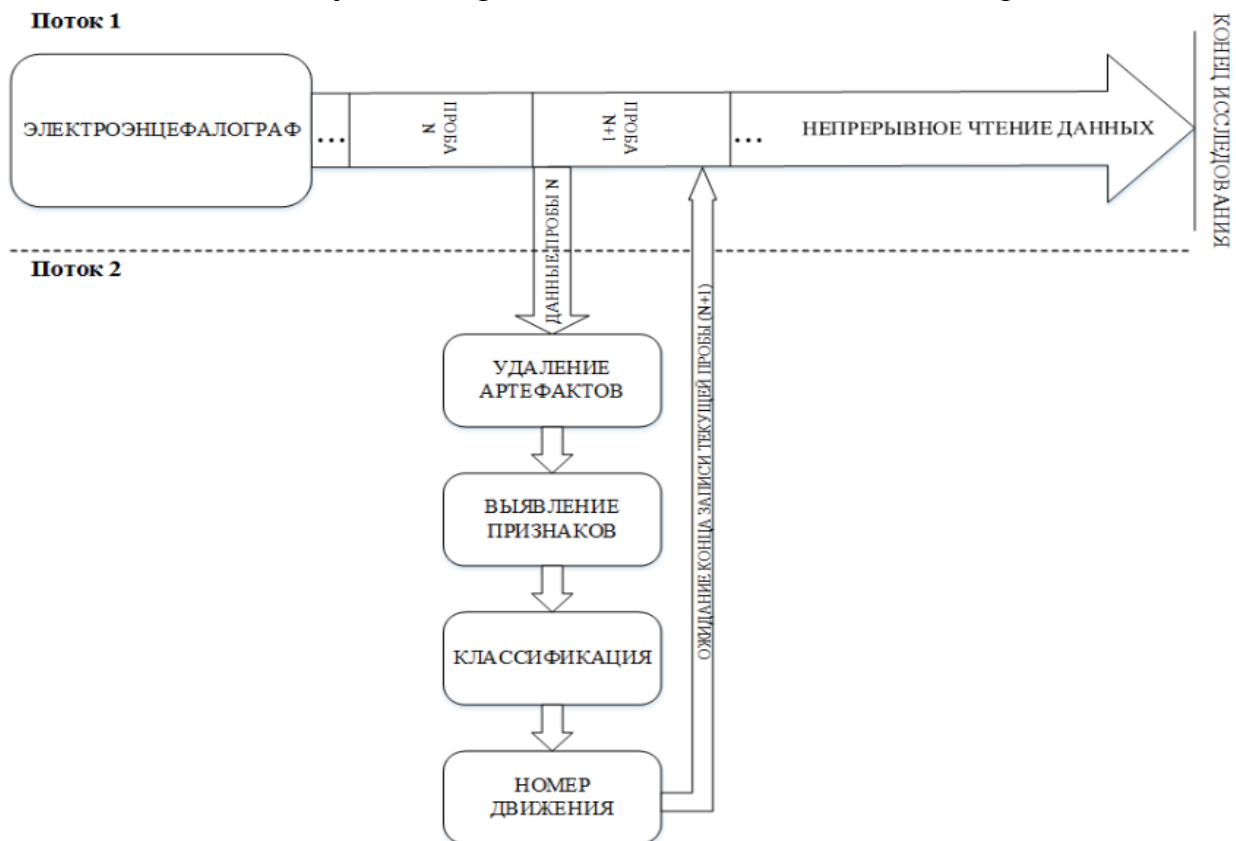


Рис. 3. Схема функционирования системы классификации ЭЭГ паттернов моторных команд в ИМК.

Выполнены серии экспериментов, позволивших провести сравнительные исследования влияния различных параметров системы на точность классификации паттернов воображаемых движений, таких как: методы

классификации, преобразования ЭЭГ сигнала, параметры генерации признаков и выбор наиболее информативных каналов.

Сопоставительный анализ результатов классификации показал, что вероятность корректного мультиклассового распознавания моторных команд комитетом гетерогенных классификаторов на базе нейронных сетей и метода опорных векторов была значимо выше, чем вероятность верной классификации комитетом гомогенных нейронных сетей, а также локальными классификаторами на основе нейронных сетей и метода опорных векторов по отдельности, при анализе идентичных ЭЭГ сигналов.

Сравнительные исследования влияния различных способов преобразования ЭЭГ сигнала были направлены на определение наиболее эффективного метода в плане повышения эффективности разработанной системы на основе гетерогенного комитета классификаторов.

На рис. 4 приведены полученные результаты классификации для ЭЭГ сигналов, преобразованных различными реализованными методами, для одних и тех же испытуемых.

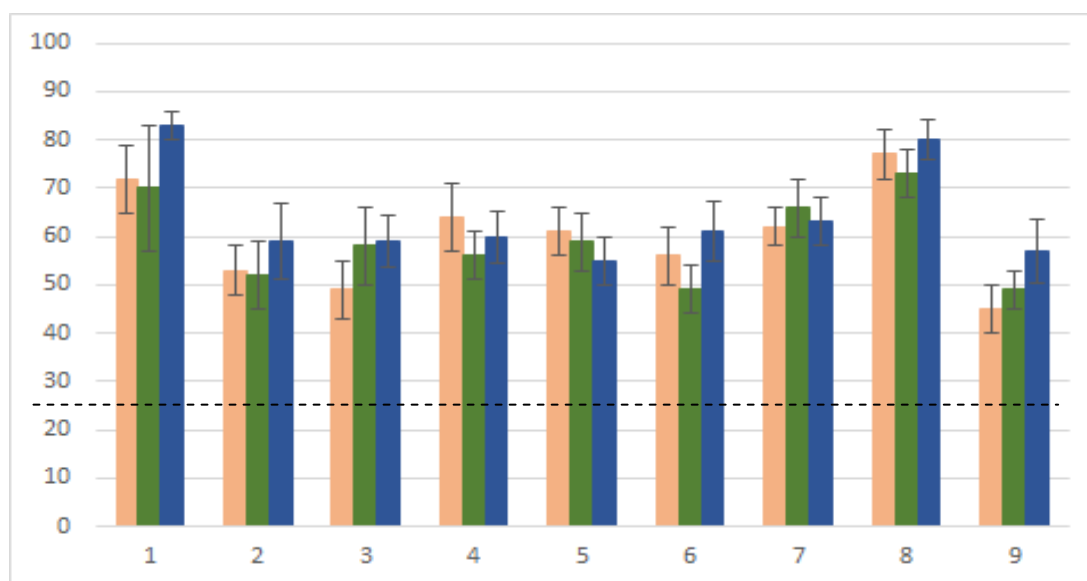


Рис. 4. Сравнительный анализ точности классификации ЭЭГ паттернов при 4-х классах моторных команд в условиях различных преобразований ЭЭГ сигнала. Примечания: По оси абсцисс – порядковые номера испытуемых, по оси ординат – процент правильной классификации при различных преобразованиях ЭЭГ сигнала. **Левый столбец** для каждого испытуемого – точность классификации сигнала, преобразованного к взвешенному среднему монтажу (WAR); **средний столбец** – сигнала после разложения на независимые компоненты (ICA); **правый столбец** – сигнала, преобразованного к плотности источника тока (CSD).

На рис. 4 приведена вероятность успешной классификации 4х типов моторных команд (воображаемых движений мизинцем, большим, указательным и средним пальцами руки) для каждого испытуемого. При анализе данных в общей группе испытуемых наблюдается достоверное влияние фактора «тип

преобразования» на вероятность успешной классификации. По данным апостериорного выявлена значимо более высокая вероятность правильной классификации при применении преобразования к плотности источников тока по сравнению с разложением на независимые компоненты и преобразованием к среднему взвешенному монтажу.

Выбор наиболее информативных каналов реализован посредством картирования вероятности правильной классификации ЭЭГ паттернов моторных команд для различных каналов/топографий ЭЭГ сигнала у каждого испытуемого. Это позволило увеличить скорость и вероятность успешной классификации за счет исключения из рассмотрения каналов, предположительно, содержащих значимо меньшее количество признаков, характерных для определенного типа моторной команды. Реализованный метод картирования является необходимым элементом индивидуальной настройки ИМК, позволяющим повысить быстродействие и вероятность правильной классификации ЭЭГ паттернов воображаемых движений мелкой моторики.

Анализ результатов классификации позволил определить наиболее эффективную конфигурацию системы классификации ЭЭГ паттернов. Основными элементами такой конфигурации стали: преобразование ЭЭГ сигнала к плотности источника тока, проведение процедуры картирования информативности отдельных каналов и настройка индивидуальных параметров окна анализа.

Для проведения исследований по применению разработанной системы классификации паттернов моторных команд в неинвазивном ИМК была использована специально разработанная искусственная пятипалая кисть руки. Продемонстрирована возможность управления исполнительным устройством с помощью предложенной системы классификации в ИМК реального времени.

Проведено *сравнение полученных результатов с мировым уровнем* по четырем основным критериям.

1. Вероятность успешной классификации и количество распознаваемых движений (степеней свободы ИМК). В большинстве реализованных систем классификации распознается не более 3 движений крупной моторики (наличие/отсутствие воображаемого движения, до 3 типов движений рук, ног). Переход к классификации паттернов ЭЭГ, соответствующих мелкой моторике, направлен на увеличение числа степеней свободы ИМК, является актуальной задачей, к решению которой приступили лишь несколько коллективов в мире. Так, Xiao и коллеги (2015) достигли вероятности успешного декодирования движений 5 пальцев руки в 39,7 % в среднем по испытуемым. Группа Quandt и коллег (2012) сообщила о классификации движений 4-я пальцами с вероятностью верного распознавания в 43%. Максимальные значения точности классификации у некоторых испытуемых достигали 46% и 54% при классификации движений 5-ти и 4-х пальцев соответственно.

В рамках диссертационного исследования была разработана система классификации воображаемых движений с числом распознаваемых моторных

команд – до 5. Классифицировались ЭЭГ паттерны, соответствующие следующим моторным командам: воображаемые движения 1) большим, 2) указательным, 3) средним пальцами, 4) мизинцем и 5) воображение сжатия кисти руки. Моторная команда сжатия кисти распознавалась только в варианте классификации 5 типов воображаемых движений. Достигнута вероятность успешных распознаваний для 4х классов воображаемых движений пальцами одной руки $65\pm 10\%$ в среднем по испытуемым, максимальная – $83\pm 3\%$; для 5-и классов воображаемых движений (четырьмя пальцами руки и кистью) – в среднем $54\pm 10\%$. максимальная - $72\pm 3\%$.

Полученные результаты по вероятности правильной классификации для четырех и пяти классов соответствуют мировому уровню для мультиклассового распознавания ЭЭГ паттернов мелкой моторики и даже несколько лучше результатов других коллективов.

2. Быстродействие (скорость исполнения моторной команды и получения ответа классификатора). Описанные в литературе современные методики исследований предусматривают выполнение движений/воображение движений в течение 2 – 10 с [Xiao, 2015; Yin et al., 2015; Asensio-Cubero et al., 2015]. С целью увеличения быстродействия и эффективности классификации в работе предложена новая парадигма выполнения воображаемых движений, предполагающая короткие эпизоды воображения движений (600 мс) в заданном ритме без внешнего стимула внутри предъявляемых испытуемым проб. Разработанная система анализа зарегистрированного сигнала ЭЭГ и классификации паттерна моторной команды обеспечивает выдачу ответа о принадлежности паттерна одному из классов за время, не превышающее длительности одной пробы.

3. Новизна алгоритмов классификации ЭЭГ сигналов. В большинстве лабораторий, занимающихся разработками ИМК, используются подходы к классификации ЭЭГ сигнала из ограниченного набора методов, продемонстрировавших свою пригодность к распознаванию сложных нестационарных образов. В данной работе были разработаны новые алгоритмы предобработки и анализа сигналов ЭЭГ. В результате сравнительного исследования методов преобразования ЭЭГ сигнала (преобразование к взвешенному среднему монтажу, разложение на независимые компоненты, преобразование к плотности источников тока) были определены предпочтительные, в плане вероятности успешной классификации ЭЭГ паттернов моторных команд. Для классификации характерных признаков был разработан двухуровневый комбинированный комитет гетерогенных классификаторов на базе метода опорных векторов и искусственных нейронных сетей.

4. Возможность индивидуальной настройки параметров системы. В работах научных коллективов, занимающихся распознаванием ЭЭГ паттернов, особое внимание уделено необходимости выбора индивидуальных состояний

для классификации, а также задаче индивидуального выбора признаков и каналов [Friedrich et al., 2013; Daly et al., 2013; Zich et al., 2015, Liao et al., 2014].

В диссертации реализуется новый подход к индивидуальной настройке системы классификации. Применен метод картирования точности классификации для отдельных топографий ЭЭГ сигнала для индивидуального выбора каналов, обеспечивающих максимальную вероятность успешной классификации для данного испытуемого. Дополнительно обеспечена возможность настройки параметров генерации признаков и методов преобразования ЭЭГ сигнала для конкретного пользователя. Метод картирования, реализованный в данной работе, позволяет оценить значения вероятности правильной классификации для каждого из каналов, что делает их выбор численно обоснованным.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Предложены новые методы анализа многоканальных ЭЭГ сигналов и классификации многомерных ЭЭГ паттернов моторных команд. Метод анализа ЭЭГ сигналов путем построения регрессионной модели сигнала в аналитической форме с подбором базисных функций и их параметров с использованием генетического программирования позволил понять закономерности ЭЭГ сигналов и учесть такие временные характеристики ЭЭГ паттернов воображаемых моторных команд, как локализацию признаков во времени, длительность информативных участков, что в результате дало возможность сократить длительность анализируемого сигнала, повысить точность и быстродействие классификатора. Метод классификации выделенных ЭЭГ паттернов моторных команд на основе комитета гетерогенных классификаторов, построенных на искусственных нейронных сетях и методе опорных векторов, позволил использовать разные признаковые пространства, учитывать временные особенности и многоканальность ЭЭГ сигналов и, в результате, повысить эффективность классификации многомерных ЭЭГ паттернов моторных команд.

2. Разработанные алгоритмы анализа и классификации, основанные на выделении нескольких пространств признаков во временной области и использовании комитета гетерогенных классификаторов на базе искусственных нейронных сетей и метода опорных векторов позволили повысить точность и быстродействие классификатора ЭЭГ паттернов моторных команд и обеспечить возможность программной реализации ИМК.

3. На базе предложенной методики регистрации, преобразования, анализа ЭЭГ сигналов и классификации ЭЭГ паттернов моторных команд разработан программный комплекс, позволивший реализовать интегрированную систему классификации ЭЭГ паттернов моторных команд, которая может быть основой неинвазивных ИМК, используемых в составе ИИУС комплексов реабилитации, протезирования и мониторинга. Применение разработанной системы

классификации на базе комитета гетерогенных локальных классификаторов обеспечивает возможность реализации ИМК реального времени. Разработанные программные средства могут быть использованы для прямого управления исполнительными устройствами в ИМК с биологической обратной связью, в том числе роботизированными протезами кисти руки.

Полученные результаты соответствуют п.6 «Исследование возможностей и путей совершенствования существующих и создания новых элементов, частей, образцов информационно-измерительных и управляющих систем, улучшения их технических, эксплуатационных, экономических и эргономических характеристик, разработка новых принципов построения и технических решений» паспорта специальности 05.11.16 – «Информационно-измерительные и управляющие системы (технические науки)»

СПИСОК ОСНОВНЫХ ПУБЛИКАЦИЙ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ В рецензируемых журналах из списка ВАК РФ:

1. Л.А. Станкевич, **К.М. Сонькин**, Н.В. Шемякина, Ж.В. Нагорнова, Ю.Г. Хоменко, Д.С. Перец, А.В. Коваль. Классификация ЭЭГ-паттернов воображаемых движений пальцами одной руки, выполняемых в заданном ритме // Физиология человека, 2016, Т. 42. № 1. С. 40-51.
2. Л.А. Станкевич, **К.М. Сонькин**, Ж.В. Нагорнова, Ю.Г. Хоменко, Н.В. Шемякина. Классификация электроэнцефалографических паттернов воображаемых движений пальцами руки для разработки интерфейса мозг-компьютер // Труды СПИИРАН. 2015. № 3(40). С. 163.
3. **К.М. Сонькин**, Л.А. Станкевич, Ю.Г. Хоменко, Ж.В. Нагорнова, Н.В. Шемякина. Классификация ЭЭГ-паттернов воображаемых и реальных движений пальцев одной руки методом опорных векторов // Тихоокеанский медицинский журнал. 2014, Т. 2. С. 30.
4. **Сонькин К.М.** Распознавание паттернов мозговой активности на основе метода символьной регрессии // Научно-технические ведомости СПбГПУ. Информатика. Телекоммуникации. Управление. 2013. Т.2 (169). С. 117.

В зарубежных журналах, входящих в международные системы цитирования Web of Science, Scopus:

5. **Sonkin K.M.**, Stankevich L.A., Khomenko Ju.G., Nagornova Zh.V., Shemyakina N.V. Development of electroencephalographic pattern classifiers for real and imaginary thumb and index finger movements of one hand // Artificial Intelligence in Medicine. 2015. V. 63. № 2. P. 107.

6. L.A.Stankevich, **K.M. Sonkin**, N.V. Shemyakina, Zh.V. Nagornova, Ju.G. Khomenko, D.S. Perets, and A.V. Koval. EEG Pattern Decoding of Rhythmic Individual Finger Imaginary Movements of One Hand // Human Physiology, 2016, Vol. 42, No. 1, pp. 32–42.
7. **K. M. Sonkin**, Yu. G. Khomenko, L. A. Stankevich, Zh. V. Nagornova, D. S. Perets, A. V. Koval, & N. V. Shemyakina. Classification Of EEG Signals Of Imaginary Movements Of One Hand Versus A Rest Condition By Means Of Artificial Neural Network Committee // Psychophysiology. Special Issue: Society for Psychophysiological Research, Abstracts for the 55th Annual Meeting, Seattle, USA. 2015. V. 52. Issue Supplement S1, P. S79.

Публикации в других изданиях

8. **K. Sonkin**, L. Stankevich, Zh. Nagornova, N. Shemyakina, Yu. Khomenko. Development of EEG pattern classifier committee for imaginary finger movements // Proceedings of the NEURONUS 2015 IBRO & IRUN Neuroscience Forum, Krakow, Poland. 2015.
9. **К.М. Сонькин**, Станкевич Л.А., Нагорнова Ж.В., Хоменко Ю. Г., Шемякина Н.В. Анализ возможности распознавания паттернов ЭЭГ воображаемых и реальных движений пальцев одной руки // XVI Всероссийская НТК «Нейроинформатика-2014». Сб. научных трудов, Ч.2. Москва: Изд-во НИЯУ МИФИ, 2014 г. С.12-22.
10. **К.М. Сонькин**, Ж.В. Нагорнова, Л.А. Станкевич, Ю.Г. Хоменко, В.В. Рыбаков, Н.В. Шемякина. Распознавание ЭЭГ-паттернов воображаемых движений пальцев одной руки, выполняемых в заданном ритме // IV Съезд физиологов стран СНГ, пос. Дагомыс. Изд-во г. Москва, 2014 г.
11. **Сонькин К.М.**, Станкевич Л.А. Анализ сигналов мозговой активности с использованием символьной регрессии //Сборник научных трудов XV Всероссийской научно-технической конференции "Нейроинформатика-2013". – М.: МИФИ, 2013. Т.1. С.175-177.
12. **K. M. Sonkin**, V. V. Ribakov Automatic Search of Analytic Dependences in Brain-Computer Interface Data Flow // Proceedings of the International Conference of Young Scientists “Automation & Control”, St. Petersburg, Russia. 2013.