

Ф.В. ГУНДЕЛАХ, Л.А. СТАНКЕВИЧ, К.М. СОНЬКИН, Ж.В. НАГОРНОВА,
Н.В. ШЕМЯКИНА

ПРИМЕНЕНИЕ ИНТЕРФЕЙСОВ «МОЗГ-КОМПЬЮТЕР» В АССИСТИВНЫХ ТЕХНОЛОГИЯХ

Гунделах Ф.В., Станкевич Л.А., Соськин К.М., Нагорнова Ж.В., Шемякина Н.В.

Применение интерфейсов «мозг-компьютер» в ассистивных технологиях.

Аннотация. Рассматриваются вопросы применения интерфейсов мозг-компьютер в ассистивных технологиях, в частности для управления роботизированными устройствами. Неинвазивные интерфейсы мозг-компьютер строятся на основе обработки и классификации электроэнцефалографических сигналов, показывающих биоэлектрическую активность в различных зонах мозга. Системы на основе неинвазивных интерфейсов мозг-компьютер после обучения способны декодировать электроэнцефалографические паттерны, соответствующие разным воображаемым движениям человека, а также паттерны, соответствующие различным аудиовизуальным стимулам. Сформулированы и приведены требования, которым должны отвечать интерфейсы мозг-компьютер, работающие в режиме реального времени, чтобы биологическая обратная связь была эффективна и мозг пользователя смог правильно ассоциировать ответы с событиями. Рассматривается процесс обработки электроэнцефалографических сигналов в неинвазивных интерфейсах мозг-компьютер, включающий пространственную и временную фильтрацию, удаление двигательных артефактов, выделение признаков и классификацию. Описываются и сравниваются классификаторы, основанные на методе опорных векторов, искусственных нейронных сетях и римановой геометрии. Показано, что такие классификаторы могут обеспечить точность 60-80% при распознавании от двух до четырех классов воображаемых движений в режиме реального времени по одной пробе. Приведены примеры использования таких классификаторов для управления роботизированными устройствами, помогающими здоровым людям лучше выполнять повседневные функции и улучшающими качество жизни людей с ограниченными возможностями. Проведены эксперименты по управлению роботизированной рукой с пятипалой кистью, мобильной сенсорной платформой и антропоморфным роботом.

Ключевые слова: ассистивные технологии, роботизированные устройства, интерфейсы мозг-компьютер, электроэнцефалография, воображаемые движения, методы классификации, нейронные сети, метод опорных векторов, риманова геометрия.

1. Введение. В настоящее время большое внимание уделяется ассистивным технологиям, которые могут обеспечить людям с ограниченными возможностями лучшее качество жизни, а также могут расширить возможности здоровых людей [1, 2]. В ассистивных технологиях широко используются роботизированные устройства, выполняющие за людей, но по их командам, разнообразные работы и действия (аватары). Такие ассистивные устройства могут управляться непосредственно или удаленно человеком-оператором, а также функционировать автономно. В качестве роботизированных устройств в ассистивных технологиях для обездвиженных людей созданы механизированные инвалидные

кресла, специализированные мобильные платформы с интеллектуальным управлением, а также умные протезы и манипуляционные устройства типа третьей руки. Разрабатываются также экзоскелеты и мобильные антропоморфные роботы [3]. Согласно прогнозам [4], экзоскелеты и антропоморфные роботы должны в ближайшем будущем широко применяться для помощи обездвиженным людям в больницах и дома.

Роботизированные устройства могут быть помощниками не только больных, но и здоровых людей. Примерами являются роботизированные бытовые приборы, такие как уборщики мусора и пылесосы, стиральные машины и прочее. XXI век – это век роботов, и большим потенциалом в сфере обслуживания обладают роботы-гуманоиды. Такие роботы не только имеют человекоподобную форму, но также демонстрируют паттерны поведения, присущие людям. В будущем они могут стать полноценными помощниками людей в быту, сервисе и производстве.

Удаленное непосредственное управление роботизированными устройствами может быть реализовано различными способами, но при работе с обездвиженными людьми необходимы средства коммуникации человека и робота, не требующие движения для управления. Таким же образом может быть реализовано удаленное командное (супервизорное) управление автономными роботизированными устройствами.

Естественное взаимодействие между людьми и электронными машинами, включая роботов, организуется при помощи интеллектуальных пользовательских интерфейсов: графических, речевых, жестовых, многомодальных и так далее [5]. Одним из перспективных способов реализации коммуникаций человека с ограниченными двигательными способностями и робота является использование, так называемых, интерфейсов «мозг-компьютер» (ИМК). ИМК – современная технология и средство, способное обеспечивать взаимодействие человека с внешними цифровыми и электромеханическими устройствами на основе регистрации и декодирования сигналов электрической активности головного мозга [6]. Для обездвиженных людей, которым необходимо самостоятельно управлять сервисными роботизированными устройствами, может быть полезен ИМК, основанный на распознавании воображаемых человеком движений [7, 8].

В качестве средства получения информации о биоэлектрической активности мозга, соответствующей моторным командам, часто используется электроэнцефалография (ЭЭГ). Современные исследования показывают, что ЭЭГ, как неинвазивная и недорогая технология, имеет значительный потенциал для создания ИМК. Однако фактором, ограничивающим практическое применение ИМК на основе сигналов ЭЭГ, является

сложность надежной и воспроизводимой интерпретации (декодирования) сигналов мозга. Другим фактором является сложность классификации ЭЭГ-паттернов вообразаемых движений в реальном времени.

Развитие неинвазивных ИМК идет по пути создания гибридных ИМК, которые основаны на слиянии разных модальностей или смешивании различных паттернов нейрональных ответов одной модальности [9]. Гибридные ИМК позволяют улучшить точность классификации вообразаемых моторных команд и понизить уровень рабочей нагрузки на оператора при управлении роботизированными устройствами [10]. При создании гибридных ИМК могут комбинироваться различные методы, например ЭЭГ и сигналы инфракрасного излучения (fNIRS, functional near-infrared spectroscopy) [11], или вызванные потенциалы P300 и SSVEP (steady state visually evoked potentials — зрительные вызванные потенциалы устойчивого состояния) [12, 13]. Исследования в этом направлении показывают, что гибридные ИМК могут эффективно использоваться во многих приложениях, связанных с управлением инвалидными креслами и другими роботизированными ассистивными устройствами [14].

В определенной степени конкурентом ИМК на базе ЭЭГ в системах управления роботизированными устройствами являются интерфейсы на базе электроокулографических (EOG) сигналов, которые регистрируются при движении глаз специальными наклеенными датчиками в определенных точках лица. Недавно в таких интерфейсах стали использоваться новые гибкие биоэлектроды, подобные коже лица, что значительно повысило их эффективность [15].

В настоящее время некоторые российские научные группы и организации, многие из которых известны на международном уровне, проводят исследования, связанные с созданием ИМК [16-18], что говорит о попытке создать интерфейс «человек-компьютер» с использованием ИМК на основе сигналов ЭЭГ. В общем случае такие средства позволяют обнаруживать некоторые ментальные команды человека, используя, например, вызванные событием потенциалы P300 [19]. Однако такие интерфейсы ограничены количеством степеней свободы и могут использоваться лишь для базового управления устройством с низким быстродействием.

Целью данной работы является разработка системы управления ассистивными роботизированными устройствами на базе ИМК, выполняющего классификацию вообразаемых движений по сигналам ЭЭГ. В разделе 2 определены ассистивные технологии и роботизированные устройства с такими системами управления, которые могут быть использованы, например, для помощи людям с ограниченными

двигательными способностями в условиях клиник и на дому. В разделе 3 кратко представлены неинвазивные ИМК. Раздел 4 описывает структуру и методику применения ИМК в ассистивных технологиях. В разделе 5 представлен главный компонент ИМК – машинный классификатор, описаны методы классификации сигналов ЭЭГ и проведено сравнение методов с целью выбора оптимальных вариантов классификаторов. Примерами применения ИМК для управления ассистивными роботами, которые рассматриваются в разделе 6, являются: манипулятор типа третьей руки, роботизированная платформа и антропоморфный робот. В заключении даны рекомендации по разработке ИМК для ассистивных технологий и намечены будущие исследования по совершенствованию системы.

2. Ассистивные технологии. Современные ассистивные технологии базируются на использовании роботизированных устройств, таких как манипуляторы, автоматические тележки для перевозки мелких грузов, инвалидные коляски, экзоскелеты, исполнительные устройства «умного» дома и прочее. Эти устройства могут непосредственно или удаленно управляться людьми, например, через кнопочные пульты или джойстики. Однако в случае людей с ограниченными возможностями часто требуется использовать дистанционные средства коммуникации, например аудиовизуальные интерфейсы, позволяющие передавать голосовые или жестовые команды. В последнее время в ассистивных технологиях начали разрабатываться и применяться средства управления на базе ИМК. Обычные здоровые люди могут использовать ИМК для расширения канала управления электроникой «умного» дома, контроля состояния водителя или пилота, совершенствования когнитивных навыков, медитации, а также в сфере развлечений, например, для управления компьютерами или персонажами игр. Люди с ограниченной подвижностью по причине инсультов или травм могут управлять ассистивными роботизированными устройствами через ИМК, которые используют биоэлектрические сигналы мозга, возникающие, например, при появлении на экране монитора ожидаемых образов или в результате воображения желаемых движений. ИМК декодируют эти сигналы и формируют управляющие команды, позволяющие роботизированным устройствам выполнять определенные задачи по перемещению человека, манипулированию объектами или управлению протезами.

3. Интерфейсы «мозг-компьютер». Развитие нейрофизиологии, психологии и искусственного интеллекта, а также методов и устройств регистрации биоэлектрических сигналов привело к возможности создания ИМК как новых средств человеко-машинных коммуникаций на ос-

нове прямого восприятия сигналов нервной системы. Наиболее распространены ИМК, получающие сигналы биоэлектрической активности мозга через ЭЭГ.

ИМК на основе ЭЭГ включают в себя устройство регистрации и предварительной обработки сигналов ЭЭГ для нахождения ЭЭГ-паттернов, соответствующих воображаемым командам, извлечения признаков в спектральных или временных областях, классификации ЭЭГ-паттернов воображаемых команд и формирования решения по классу распознанной команды (рис. 1).



Рис. 1. Общая структура ИМК на основе ЭЭГ

Существуют два варианта ИМК на основе ЭЭГ: (1) инвазивные, которые для регистрации биоэлектрической активности различных зон мозга используют вживляемые в мозг электроды; и (2) неинвазивные, которые считывают сигналы ЭЭГ через мокрые или сухие электроды непосредственно со скальпа головы. Второй нетравматический вариант ИМК имеет широкое применение в системах управления внешними устройствами. В таких системах ИМК получают на входе сигналы ЭЭГ, соответствующие воображаемым моторным командам, которые человек генерирует, чтобы управлять движущимися частями тела, крупными (руки и ноги) и мелкими органами (кисти и пальцы рук), и выдает на выходе сигналы управления. Неинвазивные ИМК на основе ЭЭГ в основном реализуются для декодирования воображаемых и реальных движений крупных частей тела. Однако такие ИМК не эффективны для декодирования мелкой моторики, например движений пальцев одной руки. Эта проблема трудно решается из-за анатомической близости структур мозга, участвующих в реализации воображаемых движений, и незначительных различиях в сигналах ЭЭГ при воображении движений мелкими частями тела, и требует больших вычислительных ресурсов для анализа данных. Кроме того, ИМК должны работать в реальном времени, то есть формировать сигналы управления с минимальной задержкой, определяемой скоростью работы внешних устройств.

4. Методика применения ИМК в ассистивных технологиях.

При управлении ассистивными роботизированными устройствами, такими как инвалидная коляска, робот-манипулятор, протез, экзоскелет и прочее, парализованный человек должен иметь возможность отдавать

команды, позволяющие этим устройствам выполнять определенные задачи по перемещению человека, манипулированию объектами или управлению протезами. Неинвазивный ИМК, декодирующий сигналы ЭЭГ, позволяет формировать команды прямого управления элементами роботизированных устройств, а также супервизорные команды на выполнение заранее определенных сложных действий устройств в целом. Для практической реализации системы управления на основе ИМК необходимо использовать биологическую обратную связь (БОС), например через зрение, которая позволяет мозгу адаптироваться, чтобы усилить сигналы ЭЭГ, соответствующие воображаемым командам человека [9]. Задержки вычисления ответа при этом должны быть достаточно малы, чтобы в сознании пользователя воображаемая команда и реализуемое действие были однозначно связаны.

Можно сформировать следующие принципы построения систем, позволяющих человеку управлять роботизированными устройствами через ИМК: (1) достижение высокой точности и скорости классификации паттернов ЭЭГ до уровней, приемлемых для использования ИМК при управлении роботизированными устройствами (более 70% правильных распознаваний при задержках обратной связи не более 150 мс); (2) обеспечение достаточных степеней свободы ИМК, то есть количества распознанных воображаемых команд, 4 и более; (3) оптимизация вычислительных ресурсов для сокращения времени работы ИМК при сохранении точности распознавания, включая классификацию воображаемых команд по одной попытке воображения.

Для управления роботизированными устройствами в данной работе предложено использовать неинвазивный ИМК, декодирующий сигналы биоэлектрической активности мозга и формирующий на выходе команды прямого или супервизорного управления. Для практической реализации такой системы необходимо использовать БОС в визуальной или звуковой форме, которая позволяет пользователю научиться в процессе тренинга управлять роботизированным устройством путем генерации воображаемых моторных команд [8]. При этом для эффективного использования БОС требуется, чтобы задержки ответов системы были не более 150 мс, и мозг пользователя смог правильно ассоциировать ответы с событиями.

На рисунке 2 представлена структура предлагаемой системы с ИМК для управления универсальным ассистивным роботизированным устройством, имеющим движущуюся платформу и установленный на ней манипулятор со схватом. Ядром системы является неинвазивный ИМК, который регистрирует текущие сигналы ЭЭГ по выбранным ка-

налам, выполняет их предобработку для выделения ЭЭГ-паттернов воображаемых команд, вычисляет признаки этих паттернов в спектральной или временной областях и выполняет их классификацию, формируя на выходе класс воображаемой команды. В данном варианте предлагается реализовать отдельное управление движениями платформы и работой манипулятора со схватом с предметами, которые требуется взять, перенести и положить в определенное место. Сигналы ИМК, соответствующие распознанным командам, подаются на блок управления (БУ) роботизированной платформой, которая может перемещаться (Вперед, Назад, Влево, Вправо), и манипулятором, который может работать с предметами (Взять, Положить), используя схват (Заккрыть, Открыть).



Рис. 2. Структура системы управления перспективным роботом на основе ИМК

Далее в качестве примеров в разделе 6 рассматривается управление от ИМК реальной роботизированной мобильной платформой и отдельно схватом в виде пятипалой кисти руки. Стоит отметить, что таким же образом можно управлять роботизированным устройством не только в прямом, но и в супервизорном режиме, где воображаемые команды нажатия пальцев на кнопки соответствуют включению заранее подготовленных сценарных действий устройства в целом.

Для исследований возможности реализации такой системы управления роботизированными устройствами использован классификатор воображаемых движений пальцев одной руки, разработанный авторами ра-

нее [18-20]. Адаптация этого варианта ИМК к распознаванию команд, соответствующих воображаемым движениям, была выполнена путем разработки специальной программы и методики [21, 22].

При проведении экспериментов для сравнения с другими типами классификаторов пришлось модифицировать разработанную ранее методику: пользователям предлагалось последовательно представлять 2 типа воображаемых движений (сжатие кистей левой и правой рук) в соответствии с присвоенными им командами управления поведением роботизированного устройства. При тренировке пользователи сначала должны сжимать кисть руки, назначенную для управления необходимым поведением, в заданном звуками ритме и после выключения звука продолжать представлять себе то же движение. Тренировка была ориентирована на воображение движений по кинестетическим ощущениям пользователя. Тестовая серия реальных и мнимых движений повторялась несколько раз. В результате пользователь должен был выполнить не менее ста реальных и ста воображаемых движений в заданном ритме в одном блоке теста. Количество блоков теста должно соответствовать количеству типов выполняемых движений (реальные/воображаемые движения пальцами). Таким образом, имитировалось прямое управление элементами роботизированного устройства с помощью кнопочного переключателя команд.

Регистрация сигналов ЭЭГ выполнялась с помощью ЭЭГ-устройства «SmartBCI» компании «Мицар» (<http://www.mitsareeg.ru/page.php?id=smartbci>). Использовался 21 электрод, которые были расположены по системе 10-20. Сигналы ЭЭГ длительностью 1200 мс регистрировались в полосе частот 0,53 Гц – 30 Гц. Частота дискретизации составляла 250 Гц. При анализе записей ЭЭГ были исключены артефакты, такие как движения глаз, медленные и быстрые волны, фрагменты сигналов ЭЭГ с амплитудой более 100 мкВ. Для анализа и последующей классификации использовались безартефактные записи сигналов ЭЭГ, зарегистрированные с сенсомоторной области коры головного мозга: участки F3, Fz, F4, C3, Cz, C4, P3, Pz, P4.

Для классификации воображаемых команд были использованы два принципиально отличных подхода машинного обучения – во-первых, методы, которые основаны на предварительном вычислении характерных признаков ЭЭГ-паттернов, соответствующих командам (реализованы в комитете классификаторов); во-вторых, методы прямой классификации по сырым сигналам ЭЭГ (реализованы в классификаторах на сверточной сети и римановой геометрии).

В первом случае анализ сигналов ЭЭГ проводился во временной и частотной областях. Для обеспечения необходимой скорости

вычисления функции системы анализировалась и распознавалась каждая отдельная команда без накопления. Использовался алгоритм совместного учета двух пространств признаков, например во временной и частотной областях. Данные функции вычислялись в скользящем окне, что позволило выбрать наиболее информативные окна. Важным для повышения точности классификации является выбор размера окна анализа. Ранее было показано, что подбор оптимальных значений ширины окна анализа может существенно повысить точность классификации воображаемых движений. На базе проведенных ранее исследований [18] была выбрана ширина окна анализа 100 мс со сдвигом в 50%.

Во втором случае сигналы ЭЭГ предварительно очищались от помех путем фильтрации и от артефактов путем удаления проб при превышении сигналом установленного порога.

5. Сравнение различных машинных классификаторов воображаемых движений. Классификация воображаемых команд по предварительно найденным наборам признаков ЭЭГ-паттернов выполняется комитетом классификаторов. Классификация непосредственно по сырым сигналам ЭЭГ выполнялась с использованием нейронных сетей с глубоким обучением и римановой геометрии. В данной работе был проведен сравнительный анализ разных методов классификации с целью выбора наиболее подходящих классификаторов для использования в системах управления роботизированными устройствами.

Первым вариантом был комитет классификаторов, основанный на искусственных нейронных сетях (ANN) и методе опорных векторов (SVM) [19, 20]. Исследования показали, что они являются эффективными средствами классификации, в том числе и ЭЭГ-паттернов воображаемых движений. В этом классификаторе реализованы нейронные сети типа многослойного персептрона с тремя слоями: двумя скрытыми и выходным. В качестве функций активации в скрытых слоях использовалась сигмоидальная функция, а в выходном слое – линейная функция.

Метод опорных векторов основан на линейной классификации. Суть метода заключается в разделении выборки на классы при помощи оптимальной разделяющей плоскости. Преобразование данных определяется функцией ядра преобразования. На основании результатов исследований по выбору наиболее подходящих типов SVM в данной работе для классификации ЭЭГ сигналов был выбран SVM с ядром в виде радиально-базисной функции.

Для исследований использовался двухуровневый комитет классификаторов. Первый уровень состоит из двух искусственных нейронных сетей (ANN (C) и ANN (L)) и двух классификаторов на

основе метода опорных векторов (SVM (C) и SVM (L)), а второй уровень – искусственная нейронная сеть (ANN (T)) для объединения результатов классификаторов первого уровня. Классификаторы первого уровня анализируют отдельные векторы признаков (длина L кривой и кепстральные коэффициенты C), полученные для 20 сегментов сигнала ЭЭГ (20 признаков на L и 20 признаков на C) и выдают ответы принадлежности сигнала пробы тому или иному классу (2 ответа). На основе этих сигналов формируется вектор признаков (8 компонентов) для ANN (T) второго уровня (Total), который принимает окончательное решение о принадлежности данного сигнала ЭЭГ к определенному классу воображаемых команд управления (рис. 3).



Рис. 3. Структура двухуровневого комитета классификаторов

При работе ИМК в режиме реального времени предполагается непрерывное чтение данных ЭЭГ. Для обеспечения непрерывности приема входных данных и их параллельной обработки использовался метод многопоточного программирования [21, 22]. Схема обработки следующая: как только заканчивается проба N и начинается проба N+1, поток данных 2 считывает данные, относящиеся к пробе N, делает предварительную обработку, извлекает признаки и классифицирует их, а затем выводит результат классификации (рис. 4).

Проведенные исследования прототипа ИМК показали, что его характеристики соответствуют требованиям реального времени. Временные задержки, необходимые для получения ответа от классификатора, находятся в пределах 150 мс, что является приемлемым для использования ИМК с биологически обратной связью. Согласно субъективному самоотчету испытуемого, он однозначно связывает воображаемый акт с полученным ответом системы.

Второй вариант классификатора был построен на базе специализированной сверточной нейронной сети (CNN) с глубоким обучением. Наиболее известным вариантом сверточной нейронной сети для класси-

фикации сигналов ЭЭГ является EEGNet [23]. В нашем случае для исследований была выбрана архитектура нейронной сети типа *Shallow ConvNet*, способная классифицировать сырые сигналы ЭЭГ [24]. Исследования показали, что такая сеть достаточно эффективно классифицирует ЭЭГ-паттерны, соответствующие воображаемым движениям. Сеть имела 4 слоя: два сверточных слоя (по времени и пространству), один слой с оконным усреднением (*mean pooling*) и выходной решающий слой (*softmax*). В качестве функции активации в скрытых и выходном слоях использована экспоненциальная линейная функция (*ELU*).

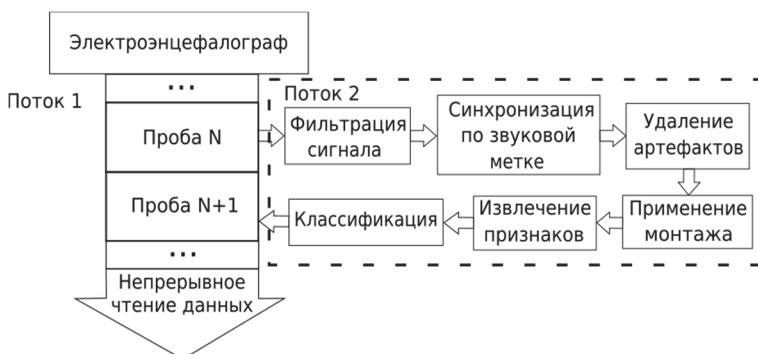


Рис. 4. Схема системы классификации, работающей в реальном времени

На вход сверточной сети подавались очищенные от артефактов сырые сигналы ЭЭГ от выбранных каналов. Используя эти сигналы, сеть настраивалась на классификацию воображаемых команд, которые соответствовали движениям 4 пальцев одной руки или сжатую и разжатую кисти левой и правой рук (рис. 5). Слои описываются следующим образом.

1. Слой свертки во времени (*Temporal Convolution Layer*): форма входного сигнала 21×300 . Размер ядра – 1×25 , используется 40 фильтров. Окно в 25 отсчетов выбрано исходя из формы сигнала ЭЭГ.

2. Слой свертки в пространстве (*Spatial Convolution Layer*): размер входного тензора – 40 (фильтров) \times 21 (канал) \times 276 (отсчетов после свертки по времени), размер ядра – 40×21 , используется 40 фильтров.

3. Усреднение в окне (*Mean Pooling*): размер входной матрицы – 40×276 , размера ядра – 1×75 .

4. Классификация: размер входной матрицы после *Mean Pooling* 40×14 .

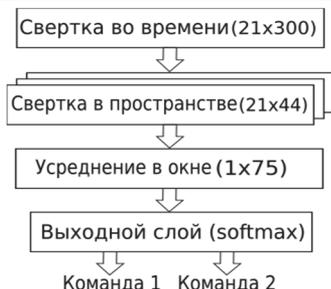


Рис. 5. Схема классификатора на основе сверточной нейронной сети

Представленная нейронная сеть выполняет последовательно два вида свертки: по времени (300 отсчетов) и пространству (21 канал). После свертки применяется процедура Square: все значения матрицы поэлементно возводятся в квадрат. Далее производится усреднение во всех окнах входной матрицы и выполняется операция Log: от каждого элемента берется его натуральный логарифм. Задачу классификации решает комбинация из полносвязного и softmax слоев. На выходе сети формируется команда, соответствующая распознанному воображаемому движению.

В качестве альтернативы метода на сверточной нейронной сети был разработан классификатор на основе римановой геометрии, который, как и классификатор на сверточных сетях, не требует предварительного вычисления признаков, так как они вычисляются автоматически внутри классификаторов как составной элемент процесса анализа и классификации [25-27].

Классификатор на римановой геометрии использует специфичное определение расстояния для сравнения ковариационных матриц, благодаря которой матрицы проб, относящихся к одному классу, оказываются ближе друг к другу, нежели матрицы проб из разных классов. Подобные классификаторы неоднократно показывали высокие значения точности классификации на публично доступных наборах данных. Помимо этого, классификатор способен адаптироваться к и изменениям ЭЭГ, возникающих в разных сессиях или для различных пользователей.

Этот метод классификации основан на использовании симметричных положительно-определенных матриц, являющихся обобщением квадратов целых чисел для случая нескольких измерений. Так, дисперсия одномерной случайной величины задается положительным числом – суммой квадратов отклонений от среднего значения, в то время как дисперсия многомерной величины, коей является проба

$X_i \in \mathfrak{R}^{E \times T}$, представляет собой положительно-определенную ковариационную матрицу C_i , определяемую согласно выражению:

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

где $M[X_i]$ – вектор длины E , состоящий из средних по всем пробам значений сигнала для каждого канала.

Диагональные элементы ковариационной матрицы при условии равенства средних значений нулю соответствуют дисперсии сигнала для каждого канала в отдельности. При этом уменьшение дисперсии может свидетельствовать об уменьшении амплитуды сигнала, то есть являться признаком десинхронизации. Аналогично значения элементов, не находящихся на главной диагонали – ковариации показаний двух каналов, – тоже будут уменьшаться при десинхронизации в соответствующих областях коры головного мозга. Таким образом, использование ковариационных матриц в качестве признаков позволяет определять класс, к которому относится проба, основываясь на явлении десинхронизации.

Одним из наиболее простых и интуитивно понятных методов классификации является *метод ближайших соседей* (*k*-nearest neighbors, *k*NN), в котором класс для элемента определяется на основе того, к какому классу относятся его *k*-ближайших соседей. При рассмотрении множества объектов X ключевым понятием является метрика – числовая функция d , определенная на декартовом произведении $X \times X$ и удовлетворяющая следующим свойствам:

1. $d(x, y) = 0 \Leftrightarrow x = y$ (аксиома тождества);
2. $d(x, y) = d(y, x)$ (аксиома симметрии);
3. $d(x, y) + d(y, z) > d(x, z)$ (неравенство треугольника).

Пара (X, d) называется метрическим пространством. Примером такого пространства может служить евклидово пространство \mathfrak{R} с метрикой, задаваемой выражением:

$$d(x, y) = |x - y|.$$

Концепция римановой геометрии предполагает введение другой метрики, которая позволит лучше различать ковариационные матрицы:

матрицы одного класса должны оказаться ближе друг к другу, чем матрицы, принадлежащие к разным классам. При этом класс задается некой средней ковариационной матрицей, определяемой по принципам, идентичным для одномерного случая. Для определения средней матрицы используется вариационный принцип Фреше: для заданного метрического пространства (X, d) и множества $\{C_1, \dots, C_k\}$ точек в нем средним является точка x , минимизирующая дисперсию $\frac{1}{k} \sum_k d^2(x, C_k)$.

В рассматриваемом метрическом пространстве ковариационных матриц между двумя точками может быть больше одного пути, поэтому среди всех возможных путей рассматривается тот, чья длина минимальна. Такой путь называется геодезическим, а его длина, или риманово расстояние, выражается как:

$$\delta(C_1, C_2) = \left\| \text{Log} \left(C_1^{-\frac{1}{2}} C_2 C_1^{-\frac{1}{2}} \right) \right\|_F = \sqrt{\sum_{i=1}^n \log \lambda_i}.$$

При этом геометрическое среднее набора ковариационных матриц может быть подсчитано в соответствии с подходом Фреше с помощью итерационного алгоритма [27].

Алгоритм Minimum Distance to Mean (MDM) является обобщением метода ближайших соседей для случая ковариационных матриц, он приведен в [25]. На первом шаге производится подсчет средних ковариационных матриц для каждого класса на основе данных из обучающей выборки, далее каждой новой пробе присваивается класс, средняя ковариационная матрица которого оказалась ближе всего. На рисунке 6 показаны пробы, соответствующие воображаемым сжатиям кисти левой и правой рук. Можно заметить, что введенная метрика действительно удовлетворяет требуемым свойствам: пробы, соответствующие сжатию правой руки, оказываются ближе к средней ковариационной матрице класса «Правая рука», нежели класса «Левая рука».

Однако многие популярные и эффективные методы машинного обучения (LDA, SVM, нейронные сети) рассчитаны на применение в пространстве \mathfrak{R}^n , но не во введенном метрическом пространстве. Тем не менее, поскольку ковариационные матрицы являются симметричными и положительно определенными, введенное пространство локально похоже, то есть может быть отображено на касательное евклидово пространство, как показано на рисунке 7.

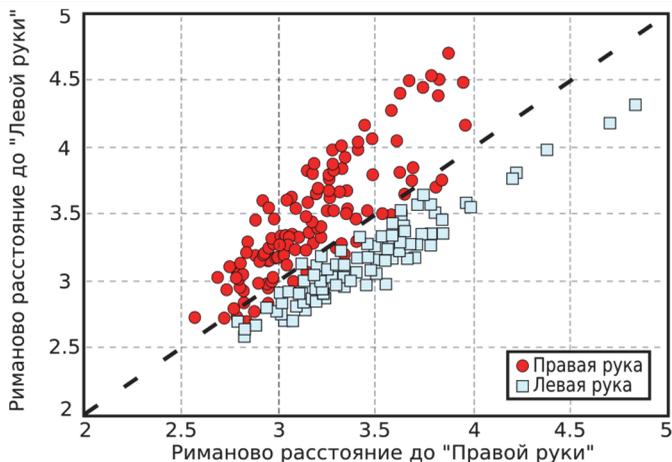


Рис. 6. Риманово расстояние между пробами

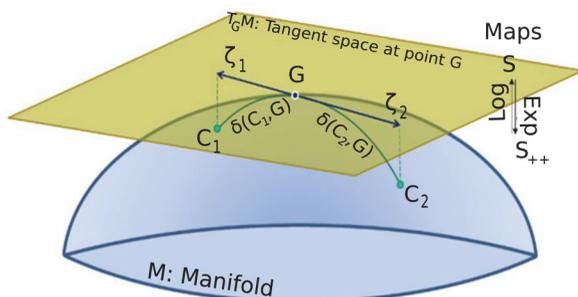


Рис. 7. Построение касательного пространства

Касательное пространство может быть построено в любой точке риманова многообразия, при этом векторы на гиперплоскости, соответствующие ковариационным матрицам, будут определяться выражением [26]:

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

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

В построенном касательном пространстве для классификации паттернов ЭЭГ можно использовать типичные классификаторы, например, метод опорных векторов (Support Vector Machine – SVM). Чтобы

сохранить структуру риманова многообразия, необходимо в SVM использовать ядро, задаваемое выражением:

$$k(\text{vecm}(C_i), \text{vecm}(C_j)) = \text{tr}(\log m(C_i) \log m(C_j)).$$

Для реализации классификатора на основе римановой геометрии в данной работе использован подход MDM, в котором подсчитывается средняя точка в пространстве признаков для каждого из классов. Данный подход интересен тем, что он работает одинаково для любого количества классов.

6. Результаты экспериментальных исследований. В тестировании ИМК принимали участие 10 пациентов (в среднем по 10 сессий на пациента), перенесших инсульт, и проходящих курс реабилитации. Из результатов видно, что некоторые пациенты не смогли обучиться работе с ИМК, в то время как у других пациентов виден ярко выраженный прогресс (рис. 8). На графике приведено изменение точности классификации у пациентов с течением времени. Отображен пример положительной динамики (пациент MAX) и пример отсутствия динамики (пациент SON). Показательно, что пациенты, у которых наблюдалось улучшение точности классификации, также показывали прогресс в восстановлении, в то время как у пациентов, имеющих уровень классификации на уровне случайного порога, прогресс восстановления не наблюдался. Однако, чтобы сделать однозначные выводы, нужно провести дополнительные исследования. Важно отметить, что пациенты, имеющие уровень классификации на уровне случайного порога, могли не понять задание и выполнять его неправильно либо не выполнять его совсем.

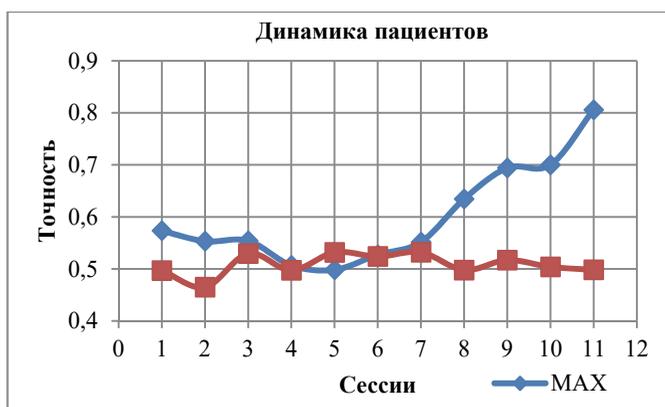


Рис. 8. Изменение точности классификации со временем

В каждом случае обучение классификатора производилось на данных за последние три сессии, поэтому улучшения точности в последних сессиях не связаны с большим количеством данных.

При тестировании ИМК на описанном комитете классификаторов были получены следующие результаты. В автономных сеансах при классификации паттернов ЭЭГ воображаемых команд без накопления проб вероятность успешной классификации 2 типов воображаемых команд для испытуемых, обучившимся использованию ИМК превышала случайный порог в 50% и в среднем составляла $63 \pm 9\%$. Если считать только сессии, выполненные после овладения испытуемым навыком обращения с ИМК, то средняя точность составляла $70 \pm 10\%$. В процессе тестирования системы максимальная точность классификации составила 93%. В то же время исследования показали, что небольшая часть испытуемых (около 30%) не способна научиться эффективно работать с ИМК на основе сигналов ЭЭГ.

Тестирование классификаторов на основе римановой геометрии показало результаты несколько ниже, чем у комитета классификаторов. В автономных сессиях, когда классификация ЭЭГ-паттернов воображаемых команд проводилась по одной попытке, вероятность успешной классификации 2 типов команд при случайном пороге 50% в среднем составила $60 \pm 8\%$. После овладения испытуемым навыком обращения с ИМК средняя точность составляла $64 \pm 8\%$, тогда как максимальная точность классификации составила 83%.

Тестирование классификаторов на основе сверточной сети показало самую низкую точность классификации. В автономных сессиях, когда классификация ЭЭГ-паттернов воображаемых команд проводилась по одной попытке, вероятность успешной классификации 2 типов команд при случайном пороге 50% в среднем составила $54 \pm 10\%$. После овладения испытуемым навыком обращения с ИМК средняя точность составляла $63 \pm 6\%$, а максимальная 72% (табл. 1).

Таблица 1. Результаты тестирования ИМК с разными классификаторами

Классификатор	Комитет классификаторов	Сверточные нейросети	Риманова геометрия (MDM)
Средняя Точность	$70 \pm 10\%$	$63 \pm 6\%$	$64 \pm 8\%$
Максимальная точность	93%	72%	83%

Полученные данные по точности классификации свидетельствуют о том, что, если пациент освоил навык работы с ИМК, он сможет управлять ассистивными устройствами. Можно утверждать, что с накоплением опыта точность классификации будет расти, и управление станет более эффективным. Стоит отметить, что при накоплении проб для классификации можно получить более высокую точность, чем при работе с одной пробой, однако тогда может утратиться восприятие обратной связи в реальном времени.

7. Примеры применения системы управления на основе ИМК. В рамках проведенного исследования показано, что ИМК на комитете классификаторов позволяют распознавать 2 типа воображаемых команд с точностью до 80%, что в принципе дает возможность удаленно управлять ассистивными роботизированными устройствами. Чтобы управлять устройствами с помощью такого ИМК формируя, например, воображаемые команды для перемещения и поворотов, требуется 4 класса команд. Поэтому был использован каскадный метод классификации, при котором сначала выбирался тип движения (перемещение или повороты), а затем конкретное действие этого типа движения (вперед-стоп или направо-налево).

С использованием такого подхода были проведены эксперименты по управлению роботизированной рукой с пятипалой кистью, мобильной сенсорной платформой и антропоморфным роботом с помощью описанного неинвазивного ИМК с системой классификации ЭЭГ-паттернов воображаемых движений.

Роботизированная рука с пятипалой кистью имеет 4 приводов для обеспечения движения пальцев и кисти в целом. Макет такой руки был выполнен на 3D принтере по открытому проекту InMoov, представленному в Интернете [28].

Мобильная сенсорная платформа имеет 4 управляемых привода: 2 для перемещения платформы и 2 для ориентации сенсорного блока для направленного стереонаблюдения (рис. 9). Эта платформа была специально разработана и реализована для проведения экспериментов по обслуживанию обездвиженных пациентов в медицинских учреждениях или в домашних условиях [21]. На платформе может устанавливаться манипулятор, имеющий 2 привода для переноса предмета (подъем-опускание и поворот вправо-влево) и 1 привод для его захвата (взятия и отпускания). В целом такое роботизированное устройство может использоваться для выполнения простых действий по обслуживанию обездвиженных пациентов. Аналогичные функции перемещения и манипуляции имеет антропоморфный робот типа NAO, имеющий 23 привода на ногах, руках, корпусе и голове [29].



Рис. 9. Мобильная сенсорная платформа

Эти мобильные роботизированные устройства управлялись путем формирования с помощью ИМК подачи команд непосредственно на приводы его элементов (прямое управление) или командных сигналов высокого уровня (супервизорное управление). При прямом управлении путем имитации нажатия разными пальцами управляющих клавиш, формировались команды четырех классов: «Вперед», «Стоп», «Направо», «Налево». Эксперимент показал возможность обучения классификатора ИМК этим командам и управления по ним мобильной платформой или манипулятором с пятипалой кистью. Поскольку и на платформе имелась система технического зрения и собственная система узнавания и обхода препятствий, такого управления оказалось достаточно для практического применения этих роботизированных устройств. Таким образом, роботизированная платформа может использоваться для подвоза по командам лежачего человека лекарства и воды и отвоза использованных приборов. Оснащение платформы искусственной рукой позволило реализовать погрузку и разгрузку требуемых предметов. Однако, поскольку роботизированное устройство имеет интеллектуальную систему управления, его можно использовать для обслуживания лежачих пациентов, выдающих через ИМК запросы типа «Хочу пить» или «Включите свет» и прочее, которые формируются как супервизорные команды.

8. Заключение. Для построения эффективных неинвазивных ИМК проведено сравнительное исследование различных типов классификации ЭЭГ-паттернов, соответствующих воображаемым командам

человека. Все исследованные классификаторы (на основе сверточной нейросети, римановой геометрии и комитета классификаторов) способны обучаться восприятию воображаемых моторных команд.

Показано, что классификатор ЭЭГ-паттернов 2 классов воображаемых движений, выполненный на комитете классификаторов, может обеспечить в ИМК точность классификации до 80% без накопления попыток. Это позволяет использовать его в системах управления различными робототехническими устройствами, такими как, например, роботизированная платформа с техническим зрением, в том числе и манипулятором типа искусственной руки с пятипалой кистью.

Экспериментальные исследования разработанного ИМК показали, что он соответствует требованиям практического применения в системах реального времени. Так, максимальный период задержки при формировании сигналов управления не превышает 150 мс, что позволяет использовать биологическую обратную связь. Реализованная в системе многопоточность дает возможность записывать и обрабатывать одновременно сигнал ЭЭГ без потери данных и выполнять онлайн классификацию.

Средства управления, построенные на базе неинвазивных ИМК, могут помочь обездвиженным людям выполнять некоторые утраченные жизненно важные функции, требующие помощи со стороны других людей. Проведены эксперименты по управлению роботизированной рукой с пятипалой кистью, мобильной сенсорной платформой и антропоморфным роботом с помощью описанного неинвазивного ИМК с системой классификации ЭЭГ-паттернов воображаемых движений. Внедрение таких средств управления позволит создать более эффективные ассистивные устройства, которые обеспечат людям с ограниченными двигательными функциями возможность управления роботизированными устройствами, используя сигналы мозга, что может значительно улучшить качество их жизни в мире здоровых людей.

В рамках развития исследований по тематике статьи предполагается применить метод символического кодирования ЭЭГ, предложенный Р.И. Полонниковым [30], что может позволить распознавать ЭЭГ-паттерны воображаемых команд на непрерывно читаемой энцефалограмме в реальном времени.

Литература

1. *Карнов А.А.* Ассистивные информационные технологии на основе аудиовизуальных речевых интерфейсов // Труды СПИИРАН. 2013. Вып. 4(27). С. 114–128.
2. *Карпов А., Ronzhin A.* A Universal Assistive Technology with Multimodal Input and Multimedia Output Interfaces // International Conference on Universal Access in Human-Computer Interaction. 2014. pp. 369–378.
3. *Карнов А.А., Юсупов Р.М.* Многомодальные интерфейсы человеко-машинного взаимодействия // Вестник Российской академии наук. 2018. Т. 88. № 2. С. 146–155.

4. Аналитический обзор мирового рынка робототехники. URL: <https://www.sberbank.ru/common/img/uploaded/analytics/2018/analiticeskij-obzor-mirovogo-rynka-robototehniki.pdf> (дата обращения: 03.01.2020).
5. *Казуров И.А. и др.* Интеллектуальный интерфейс для управления роботизированным медицинским экзоскелетом нижних конечностей Remotion // *Авиакосмическая и экологическая медицина*. 2019. Т. 53. № 5. С. 92–98.
6. *Diez P.* Smart Wheelchairs and Brain-computer Interfaces: Mobile Assistive Technologies // *Academic Press*. 2018. 492 p.
7. *Wolpaw J., Wolpaw E.W.* Brain-computer interfaces: principles and practice // *Oxford University Press*. 2012. 400 p.
8. *Daly I. et al.* On the control of brain-computer interfaces by users with cerebral palsy // *Clinical Neurophysiology*. 2013. vol. 124. no. 9. pp. 1787–1797.
9. *Banville H., Falk T.H.* Recent advances and open challenges in hybrid brain-computer interfacing: a technological review of non-invasive human research // *Brain-Computer Interfaces*. 2016. vol. 3(1). pp. 9–46.
10. *Choi I. et al.* A systematic review of hybrid brain-computer interfaces: taxonomy and usability perspectives // *PLoS One*. 2017. vol. 12(4). pp. e0176674.
11. *Yin E. et al.* A hybrid BCI based on EEG and fNIRS signals improves the performance of decoding motor imagery of both force and speed of hand clenching // *Journal of Neural Engineering*. 2015. vol. 12(3). pp. 036004.
12. *Yin E. et al.* A hybrid BCI based on fusion of P300 and SSVEP scores // *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. 2015. vol. 23(4). pp. 693–701.
13. *Chang M.H. et al.* Eliciting dual-frequency SSVEP using a hybrid SSVEP-P300 BCI // *Journal of Neuroscience Methods*. 2016. vol. 258. pp. 104–113.
14. *Obeidat Q.T., Campbell T.A., Kong J.* Spelling with small mobile brain-computer interface in a moving wheelchair // *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. 2017. vol. 25(11). pp. 2169–2179.
15. *Mishra S. et al.* Soft, conformal bioelectronics for a wireless human-wheelchair interface // *Biosensors and Bioelectronics*. 2017. vol. 91 pp. 796–803.
16. *Фролов А.А., Роцин В.Ю.* Интерфейс «мозг-компьютер». Реальность и перспективы // *Научная конференция по нейроинформатике МИФИ*. 2008. р. 2008.
17. *Каплан А.Я. и др.* Экспериментально-теоретические основы и практические реализации технологии «Интерфейсы мозг-компьютер» // *Бюллетень сибирской медицины*. 2013. Т. 12. № 2. С. 21.
18. *Sonkin K.M. et al.* Development of electroencephalographic pattern classifiers for real and imaginary thumb and index finger movements of one hand // *Artificial Intelligence in Medicine*. 2015. vol. 63(2). pp. 107–117.
19. *Станкевич Л.А. и др.* Классификация электроэнцефалографических паттернов вообразяемых движений пальцами руки для разработки интерфейса мозг-компьютер // *Труды СПИИРАН*. 2015. Вып. 3(40). С. 163–182.
20. *Stankevich L.A. et al.* EEG Pattern Decoding of Rhythmic Individual Finger Imaginary Movements of one Hand // *Human Physiology*. 2016. vol. 42(1). pp. 32–42.
21. *Stankevich L., Sonkin K.* Human-Robot Interaction Using Brain-Computer Interface Based on EEG Signal Decoding // *International Conference on Interactive Collaborative Robotics*. 2016. pp. 99–106.
22. *Станкевич Л.А., Гунделак Ф.В.* Управление роботом с использованием интерфейса «мозг-компьютер» // *Робототехника и техническая кибернетика*. 2017. № 2. С. 52–56.
23. *Lawhern V.J. et al.* EEGNet: a compact convolutional network for EEG-based brain-computer interfaces // *Journal of neural engineering*. 2018. vol. 15. no. 5. pp. 056013.
24. *Schirrmeyer R.T. et al.* Deep learning with convolutional neural networks for brain mapping and decoding of movement-related information from the human EEG // *arXiv preprint arXiv:1703.05051*.

25. *Lotte F. et al.* A Review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces: a 10-year Update // Journal of Neural Engineering. 2018. vol. 15. no. 3. pp. 55.
26. *Li Y., Wong K.M., de Bruin H.* EEG Signal Classification Based on a Riemannian Distance Measure // IEEE Toronto International Conference Science and Technology for Humanity (TIC-STH). 2009. pp. 268–273.
27. *Congedo M., Barachant A., Bhatia R.* Riemannian geometry for EEG-based brain-computer interfaces; a primer and review // Brain-Computer Interfaces. 2017. vol. 4(3). pp. 155–174.
28. Рука-робот InMoov. Проекты с Aurdino. 2012. URL: <http://arduino-projects.ru/projects/ruka-robot-inmoov/> (дата обращения: 05.01.2020).
29. Антропоморфный робот NAO. URL: <http://aldebaran-robotics.com/en> (дата обращения: 05.01.2020).
30. *Полоников Р.И.* Основные концепции общей теории информации // СПб.: Наука. 2006. 204 с.

Гунделах Филипп Викторович — аспирант, кафедра мехатроники и роботостроения, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого (СПбПУ). Область научных интересов: робототехника, интеллектуальные системы управления, обработка данных, интерфейсы «мозг-компьютер». Число научных публикаций — 20. f.gundelakh@yandex.ru; ул. Политехническая, 21, 195251, Санкт-Петербург, Россия; р.т.: +79110281220; факс: +7(812)297-6780.

Станкевич Лев Александрович — канд. техн. наук, ведущий научный сотрудник, лаборатория речевых и многомодальных интерфейсов, Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации Российской академии наук (СПИИРАН). Область научных интересов: искусственный интеллект, когнитивные системы, антропоморфная робототехника, интерфейсы «мозг-компьютер». Число научных публикаций — 263. Stankevich_lev@inbox.ru; 14-я линия В.О., 39, 199178, Санкт-Петербург, Россия; р.т.: +7(812)328-3337; факс: +7(812)328-4450.

Сонькин Константин Михайлович — канд. техн. наук, постдок, школа нейронаук, Тель-Авивский университет. Область научных интересов: искусственный интеллект, интерфейсы «мозг-компьютер», обработка биоэлектрических сигналов, нейронные сети, методы классификации. Число научных публикаций — 15. sonkink@gmail.com; Тель-Авивский университет, Health Professions Building, 6997801, Тель-Авив, Израиль; р.т.: +972546727555.

Нагорнова Жанна Владимировна — канд. биол. наук, научный сотрудник, лаборатория сравнительных эколого-физиологических исследований, Институт эволюционной физиологии и биохимии им. И.М. Сеченова Российской академии наук (ИЭФБ РАН). Область научных интересов: воображение, возрастная физиология, анализ сигналов ЭЭГ, интерфейсы «мозг-компьютер». Число научных публикаций — 19. nagornova_n@mail.ru; пр. Тореза, 44, 194233, Санкт-Петербург, Россия; р.т.: +79819449113; факс: +7(812)552-3012.

Шемякина Наталья Вячеславовна — канд. биол. наук, старший научный сотрудник, лаборатория сравнительных эколого-физиологических исследований, Институт эволюционной физиологии и биохимии им. И.М. Сеченова Российской академии наук (ИЭФБ РАН). Область научных интересов: методы анализа биоэлектрических сигналов, возрастная физиология, творческая деятельность и ассоциативное мышление, воображаемые движения, интерфейсы «мозг-компьютер». Число научных публикаций — 24. shemyakina_n@mail.ru; пр. Тореза, 44, 194233, Санкт-Петербург, Россия; р.т.: +7(911)224-8293; факс: +7(812)552-3012.

Поддержка исследований. Данное исследование выполнено в рамках гранта РФФИ офи-м № 16-29-08296 и частично – в рамках бюджетной темы № 0073-2019-0005.

F. GUNDELAKH, L. STANKEVICH, K. SONKIN, G. NAGORNOVA,
N. SHEMYAKINA
**APPLICATION OF BRAIN-COMPUTER INTERFACES IN
ASSISTIVE TECHNOLOGIES**

Gundelakh F., Stankevich L., Sonkin K., Nagornova G., Shemyakina N. Application of Brain-Computer Interfaces in Assistive Technologies.

Abstract. In the paper issues of brain-computer interface applications in assistive technologies are considered in particular for robotic devices control. Noninvasive brain-computer interfaces are built based on the classification of electroencephalographic signals, which show bioelectrical activity in different zones of the brain. Such brain-computer interfaces after training are able to decode electroencephalographic patterns corresponding to different imaginary movements and patterns corresponding to different audio-visual stimulus. The requirements which must be met by brain-computer interfaces operating in real time, so that biological feedback is effective and the user's brain can correctly associate responses with events are formulated. The process of electroencephalographic signal processing in noninvasive brain-computer interface is examined including spatial and temporal filtering, artifact removal, feature selection, and classification. Descriptions and comparison of classifiers based on support vector machines, artificial neural networks, and Riemann geometry are presented. It was shown that such classifiers can provide accuracy at the level of 60-80% for recognition of imaginary movements from two to four classes. Examples of application of the classifiers to control robotic devices were presented. The approach is intended both to help healthy users to perform daily functions better and to increase the quality of life of people with movement disabilities. Tasks to increase the efficiency of technology application are formulated.

Keywords: Assistive Technologies, Robotic Devices, Brain-computer Interfaces, Electroencephalography, Imaginary Movements, Classification Methods, Artificial Neural Networks, Support Vector Machine, Riemann Geometry.

Gundelakh Filipp — Ph.D. student, Department of Mechatronics and Robotics, Peter the Great St.Petersburg Polytechnic University (SPbPU). Research interests: robotics, intellectual control systems, data processing, brain-computer interfaces. The number of publications — 20. f.gundelakh@yandex.ru; 21, Politehnicheskaja str., 195251, St. Petersburg, Russia; office phone: +79110281220; fax: +7(812)297-6780.

Stankevich Lev — Ph.D., Leading Researcher, Laboratory of Speech and Multimodal Interfaces, St. Petersburg Institute for informatics and Automation of the Russian Academy of Sciences (SPIIRAS). Research interests: artificial intelligence, cognitive systems, anthropomorphic robotics, brain-computer interfaces. The number of publications — 263. Stankevich_lev@inbox.ru; 39, 14-th Line V.O., 199178, St.Petersburg, Russia; office phone: +7(812)328-3337; fax: +7(812)328-4450.

Sonkin Konstantin — Ph.D., Postdoc, Sagol School of Neuroscience, Tel Aviv University. Research interests: artificial intelligence, brain-computer interfaces, bio-electrical signal processing, artificial neural networks, classification methods. The number of publications — 15. sonkink@gmail.com; Health Professions Building, Tel Aviv University, 6997801, Tel Aviv, Israel; office phone: +972546727555.

Nagornova Ganna — Ph.D., Researcher, Laboratory of Comparative Ecologo-Physiological Research, Sechenov Institute of Evolutionary Physiology and Biochemistry of the Russian Academy of Science (IEPhB RAS). Research interests: imagination, age physiology, the analysis of EEG signals, brain-computer interfaces. The number of publications — 19. nagornova_n@mail.ru; 44, pr. Thoreza, 194233, St. Petersburg, Russia; office phone: +79819449113; fax: +7(812)552-3012.

Shemyakina Natalia — Ph.D., Senior Researcher, Laboratory of Comparative Ecologo-Physiological Research, Sechenov Institute of Evolutionary Physiology and Biochemistry of the Russian Academy of Science (IEPhB RAS). Research interests: imagination, age physiology, the analysis of EEG signals, brain-computer interfaces. The number of publications — 24. shemyakina_n@mail.ru; 44, pr. Thoreza, 194233, St. Petersburg, Russia; office phone: +7(911)224-8293; fax: +7(812)552-3012.

Acknowledgements. This research is supported by grant of RFBR ofи-м # 16-29-08296 and partially by budget theme # 0073-2019-0005.

References

1. Karpov A.A. [Assistive information technologies based on audio-visual speech interfaces]. *Trudy SPIIRAN – SPIIRAS Proceedings*. 2013. vol. 4(27). pp. 114–128. (In Russ.).
2. Karpov A., Ronzhin A. A Universal Assistive Technology with Multimodal Input and Multimedia Output Interfaces. International Conference on Universal Access in Human-Computer Interaction. 2014. pp. 369–378.
3. Karpov A.A., Yusupov R.M. [Multimodal Interfaces of Human-Computer Interaction]. *Vestnik Rossijskoj akademii nauk – Herald of the Russian Academy of Sciences*. 2018. Issue 88. vol. 2. pp. 146–155. (In Russ.).
4. Analiticheskij obzor mirovogo rynka robototekhniki [Analytical review of the global robotics market]. Available at: <https://www.sberbank.ru/common/img/uploaded/analitics/2018/analiticheskij-obzor-mirovogo-rynka-robototekhniki.pdf> (accessed: 03.01.2020). (In Russ.).
5. Kagirow I.A. et al. [Intellectual interface for control of robotic medicine exoskeleton of low limbs Remotion]. *Aviakosmicheskaya i ekologicheskaya medicina – Aerospace and Environmental Medicine*. 2019. Issue 53. vol. 5. pp. 92–98. (In Russ.).
6. Diez P. Smart Wheelchairs and Brain-computer Interfaces: Mobile Assistive Technologies. Academic Press. 2018. 492 p.
7. Wolpaw J., Wolpaw E.W. Brain-computer interfaces: principles and practice. Oxford University Press. 2012. 400 p.
8. Daly I. et al. On the control of brain-computer interfaces by users with cerebral palsy. *Clinical Neurophysiology*. 2013. vol. 124. no. 9. pp. 1787–1797.
9. Banville H., Falk T.H. Recent advances and open challenges in hybrid brain-computer interfacing: a technological review of non-invasive human research. *Brain-Computer Interfaces*. 2016. vol. 3(1). pp. 9–46.
10. Choi I. et al. A systematic review of hybrid brain-computer interfaces: taxonomy and usability perspectives. *PLoS One*. 2017. vol. 12(4). pp. e0176674.
11. Yin E. et al. A hybrid BCI based on EEG and fNIRS signals improves the performance of decoding motor imagery of both force and speed of hand clenching. *Journal of Neural Engineering*. 2015. vol. 12(3). pp. 036004.
12. Yin E. et al. A hybrid BCI based on fusion of P300 and SSVEP scores. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. 2015. vol. 23(4). pp. 693–701.
13. Chang M.H. et al. Eliciting dual-frequency SSVEP using a hybrid SSVEP-P300 BCI. *Journal of Neuroscience Methods*. 2016. vol. 258. pp. 104–113.

14. Obeidat Q.T., Campbell T.A., Kong J. Spelling with small mobile brain-computer interface in a moving wheelchair. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation*. 2017. vol. 25(11). pp. 2169–2179.
15. Mishra S. et al. Soft, conformal bioelectronics for a wireless human-wheelchair interface. *Biosensors and Bioelectronics*. 2017. vol. 91 pp. 796–803.
16. Frolov A.A., Roshin V.U. [Brain computer interface. Reality and perspectives]. *Nauchnaya konferenciya po neiroinformatike MIFI* [Scientific conference on neuroinformatic MIFI]. 2008. pp. 2008. (In Russ.).
17. Kaplan A.Ya. et al. [Experimental-theoretic bases and practical realizations of technology “Brain computer interface”]. *Byulleten' sibirskoj mediciny – Bulletin of Siberian Medicine*. 2013. Issue 12. vol. 2. pp. 21. (In Russ.).
18. Sonkin K.M. et al. Development of electroencephalographic pattern classifiers for real and imaginary thumb and index finger movements of one hand. *Artificial Intelligence in Medicine*. 2015. vol. 63(2). pp. 107–117.
19. Stankevich L.A. et al. [Classification of electroencephalographic patterns of imaginary movements by fingers of one arm for development of brain-computer interface]. *Trudy SPIIRAN – SPIIRAS Proceedings*. 2015. vol. 3(40). pp. 163–182. (In Russ.).
20. Stankevich L.A. et al. EEG Pattern Decoding of Rhythmic Individual Finger Imaginary Movements of one Hand. *Human Physiology*. 2016. vol. 42(1). pp. 32–42.
21. Stankevich L., Sonkin K. Human-Robot Interaction Using Brain-Computer Interface Based on EEG Signal Decoding. International Conference on Interactive Collaborative Robotics. 2016. pp. 99–106.
22. Stankevich L.A., Gundelakh F.V. [Robot control with use brain-computer interface]. *Robototekhnika i tekhnicheskaya kibernetika – Robotics and Technical Cybernetic.*, 2017. vol. 2. pp. 52–56. (In Russ.).
23. Lawhern V.J. et al. EEGNet: a compact convolutional network for EEG-based brain-computer interfaces. *Journal of neural engineering*. 2018. vol. 15. no. 5. pp. 056013.
24. Schirrmester R.T. et al. Deep learning with convolutional neural networks for brain mapping and decoding of movement-related information from the human EEG. arXiv preprint arXiv:1703.05051.
25. Lotte F. et al. A Review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces: a 10-year Update. *Journal of Neural Engineering*. 2018. vol. 15. no. 3. pp. 55.
26. Li Y., Wong K.M., de Bruin H. EEG Signal Classification Based on a Riemannian Distance Measure. IEEE Toronto International Conference Science and Technology for Humanity (TIC-STH). 2009. pp. 268–273.
27. Congedo M., Barachant A., Bhatia R. Riemannian geometry for EEG-based brain-computer interfaces; a primer and review. *Brain-Computer Interfaces*. 2017. vol. 4(3). pp. 155–174.
28. Ruka-robot InMoov. Proekty s Aurdino [Arm-Robot InMoov. Projects with Aurdino]. 2012. Available at: <http://arduino-projects.ru/projects/ruka-robot-inmoov/> (accessed: 05.01.2020).
29. Antropomorfnyj robot NAO [Anthropomorphic robot NAO]. Available at: <http://aldebaran-robotics.com/en> (accessed: 05.01.2020).
30. Polonnikov R.I. *Osnovnye koncepcii obshhej teorii informacii* [General Information Theory: Basic Concepts]. St.-Petersburg: Nauka. 2006. 204 p.