

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

Станкевич Л.А., Сонькин К.М., Нагорнова Ж.В., Хоменко Ю.Г., Шемякина Н.В.
**Классификация электроэнцефалографических паттернов воображаемых движений
пальцами руки для разработки интерфейса мозг-компьютер.**

Аннотация. В работе приводятся результаты классификации электроэнцефалографических (ЭЭГ) паттернов кинестетического воображения движений пальцами и кистью одной руки в заданном ритме на основе метода опорных векторов и разработанного комитета искусственных нейронных сетей. Показано, что точность попарной классификации ЭЭГ-паттернов воображаемых движений с использованием комитета искусственных нейронных сетей в среднем была выше, чем при использовании классификатора на основе метода опорных векторов. Выявлена возможность увеличения точности распознавания воображаемых движений мелкой моторики при использовании индивидуального подхода к выбору параметров классификации паттерна ЭЭГ сигнала.

Ключевые слова: кинестетическое воображение, пальцы одной руки, электроэнцефалограмма, комитет искусственных нейронных сетей, метод опорных векторов на основе радиальной базисной функции, одиночные пробы, интерфейс мозг-компьютер.

Stankevich L.A., Sonkin K.M., Nagornova Zh.V., Khomenko Ju.G., Shemyakina N.V.
**Classification of Electroencephalographic Patterns of Imaginary One-hand Finger
Movements for Brain-Computer Interface Development.**

Abstract. The results of kinesthetic motor imagery EEG-pattern classification of one hand fingers and wrist movements executed in a given rhythm are presented in this study. The classifiers were based on the support vector machine method and on the developed neural network committee. It was shown that the accuracy of pairwise EEG-pattern classification of imaginary movements by means of the neural network committee was higher on average than the accuracy of the support vector machine classifier. The possibility of improving the accuracy of fine motor imagery classification was revealed with the help of individual approach implementation for selection of EEG-pattern classification parameters.

Keywords: kinesthetic motor imagery, fingers of one hand, electroencephalography, neural network committee, support vector machine with radial basis function, single trial, brain-computer interface.

1. Введение. Задача распознавания электроэнцефалографических паттернов (ЭЭГ-паттернов) воображаемых движений является крайне актуальной для проблемы реабилитации пациентов с нарушениями центральной нервной системы и обездвиженных пациентов. Разработка эффективного неинвазивного интерфейса «мозг-компьютер» (ИМК) обеспечит возможность взаимодействия человека с окружающим миром путем управления внешними исполнительными устройствами, такими как протезы конечностей, экзоскелет, инвалидные кресла,

функциональные электростимуляторы мышц и др. [1-3]. Ключевой проблемой совершенствования ИМК, основанных на распознавании ЭЭГ-паттернов воображаемых движений, является задача увеличения степеней свободы, т.е. увеличения количества распознаваемых биоэлектрических сигналов, при их небольшом накоплении. Одним из методов увеличения степеней свободы является переход от различения воображаемых движений относительно крупных частей тела (ног, рук, предплечий, головы) к различению воображаемых движений мелкой моторики (пальцев и кисти одной руки). В литературе описаны исследования, подтверждающие принципиальную различимость сигналов ЭЭГ мелкой моторики [4-6]. Однако, вследствие локализации источников распознаваемых сигналов мелкой моторики одной руки в анатомически близких зонах коры головного мозга и вариативности сигналов у разных испытуемых, на математический аппарат классификации налагаются особые требования по точности и индивидуальной настройке. Важными и нерешенными остаются вопросы повышения точности распознавания воображаемых движений-команд, снижения времени формирования управляющей команды и поиска параметров индивидуальной настройки классификатора.

Цель исследования состояла в разработке методики и средств классификации ЭЭГ-паттернов воображаемых движений пальцев одной руки и сравнительной оценке их эффективности. Классификация ЭЭГ-паттернов воображаемых движений пальцев одной руки проводилось с использованием двух подходов: метода опорных векторов (support vector machine - SVM) и комитета искусственных нейронных сетей (artificial neural networks - ANN). Это позволило получить новые данные, свидетельствующие о преимуществе реализованного нейросетевого подхода при классификации ЭЭГ-сигналов без накопления.

2. Методика получения, исследования и анализа данных.

2.1. Испытуемые. В исследовании приняли участие пять здоровых праворуких испытуемых (трое мужчин, две женщины, средний возраст – 32.8 ± 3.1 [SD]). Испытуемые принимали участие в исследовании добровольно, согласно правилам и этическим нормам проведения исследований с участием волонтеров (Хельсинкская декларация 1964 с последующими изменениями и дополнениями).

2.2. Задания. В отдельных блоках заданий испытуемым предлагалось выполнить поочередно пять типов воображаемых движений (каждый блок проб состоял из движений одного типа) – мизинцем, большим, указательным, средним пальцами правой руки.

Еще одним типом движения, выполняемого испытуемыми, было сжатие мяча кистью правой руки (имитация взятия кружки).

Испытуемые должны были сначала в задаваемом звуками ритме нажимать на кнопку компьютерной мыши обозначенным, согласно инструкции исследователя, пальцем или сжимать мяч, а затем продолжать воображать соответствующее движение, когда звук пропадал. Инструкция на воображение движений была ориентирована на инициацию кинестетических ощущений у испытуемого [7].

Внутри одного блока задания серии реальных и воображаемых движений повторялись многократно. В результате, испытуемый выполнял не менее ста реальных и ста воображаемых движений в заданном ритме внутри одного блока задания. Количество блоков задания соответствовало количеству типов выполняемых движений (реальных/воображаемых (нажатий/сжатий)). Схема фрагмента блока проб приведена на рисунке 1:

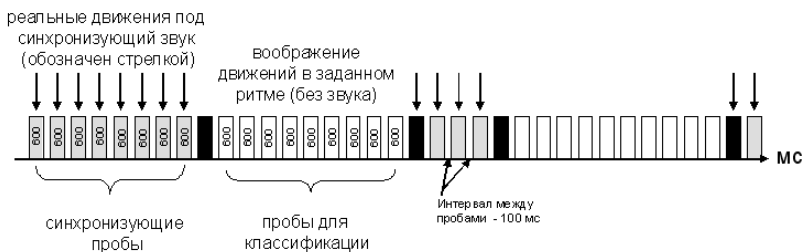


Рис. 1 Схема фрагмента блока проб с реальными движениями под синхронизирующим звуком и воображаемыми движениями в заданном звуками ритме (без звука)

На рисунке 1 черным цветом обозначены пробы, которые были исключены из рассмотрения, так как испытуемый мог в это время по инерции нажать на кнопку, когда синхронизирующий звук пропал или же наоборот – не успеть нажать на кнопку, когда он появлялся после проб на воображение.

Порядок выполнения блоков проб с разными типами движений был псевдорандомизирован между испытуемыми, чтобы избежать влияния эффекта утомления на выполнение заданий в одной и той же последовательности разными испытуемыми. Для контроля движений пальцев и кисти испытуемого во время выполнения реальных и воображаемых движений проводилась регистрация миограммы. Далее для анализа (классификации) использовали только пробы с воображаемыми движениями пальцами одной руки и сжатием мяча без миографических артефактов.

2.3. Процедура регистрация ЭЭГ. Регистрация ЭЭГ проводилась с помощью 32-х канального цифрового электроэнцефалографа «Мицар» (ООО «Мицар», С.-Петербург) посредством программного пакета WinEEG (Пономарев В.А., Кропотов Ю.Д., № государственной регистрации 2001610516 от 08.05.2001). Референт располагался на мочках обеих ушей, заземляющий электрод – в передне-центральной отведении на поверхности головы. ЭЭГ регистрировалась в полосе от 0.53 Гц – 30 Гц. Сопротивление электродов не превышало 5 кОМ, частота дискретизации на канал - 2000 Гц. Общая частота дискретизации составила 500 Гц. В ЭЭГ записях испытуемых помечались артефакты движения глаз, медленные волны (0-1 Гц с амплитудой больше 50 мкВ), быстрые волны (20-35 Гц с амплитудой выше 35 мкВ), фрагменты ЭЭГ с амплитудой сигнала больше 100 мкВ. Далее данные экспортировались в текстовый формат и пробы, содержащие артефакты, исключались из анализа данных.

Для анализа использовали записанную биоэлектрическую активность с сенсомоторных областей коры – отведения С3, Сз по системе 10-20 [8]. Временная область анализа соответствовала 600 мс от начала пробы. В это окно предположительно попадали последние этапы подготовки к воображаемому движению и само воображаемое движение, ранее задававшееся звуковыми стимулами на 300 мс от начала пробы.

2.4. Алгоритм вычисления характерных признаков сигналов ЭЭГ. Анализ сигналов ЭЭГ производился во временной области. *Первым шагом* алгоритма являлось выполнение операции накопления сигнала путем суммирования нескольких образцов сигналов (проб) одного типа воображаемых движений. Данный шаг направлен на увеличение соотношения сигнал-шум, т.е. на выделение слабого информативного сигнала. Подход основан на том факте, что сигнал, связанный с воображением определенного типа движения, повторяется в серии проб, а математическое ожидание сигнала фонового состояния стремится к нулю. С целью исследования влияния накопления сигнала на точность классификации в работе используется суммирование сигнала по 5, 10, 20 проб, а также подход без суммирования сигнала (по одной пробе).

Вторым шагом алгоритма являлось вычисление характерных признаков на основе преобразованных и накопленных сигналов. В данной работе реализован алгоритм совместного учета двух типов признаков – результатов интегрирования и вычисления длины кривой участка сигнала в скользящем окне. Важным для повышения точности

последующей классификации является выбор значения величины окна анализа. Ранее было показано, что подбор индивидуальных окон анализа может существенно повысить точность классификации воображаемых движений [6, 9, 10].

С целью реализации индивидуального подхода и выбора параметров, обеспечивающих наибольшую точность распознавания воображаемых движений у отдельных испытуемых, анализ сигналов ЭЭГ проводился во временных окнах, равных 30, 50, 70 отсчетам (один отсчет соответствует 2 мс). Сдвиг окна анализа составлял 50 процентов от рассматриваемой длины окна.

2.5. Статистический анализ данных проводился с использованием дисперсионного анализа ANOVA для больших сбалансированных планов, в качестве отдельных факторов рассматривались: комбинация пар воображаемых движений, тип классификатора, длина окна анализа, количество накоплений сигнала и испытуемые. Для каждой комбинации факторов было проведено 20 отдельных математических экспериментов с формированием непересекающихся наборов тестовых и обучающих выборок методом бутстрэпа [11]. В обучающую выборку входило 70% безартефактных проб, в тестовую – последующие 30% проб сформированной выборки.

3. Классификация ЭЭГ-паттернов. Точность классификации сложных временных рядов, таких как сигналы ЭЭГ, зависит от выбранных критериев распознавания, определяющих взаимное сочетание выделенных признаков сигналов и типов классификаторов. На основе сопоставительного анализа различных подходов в этой области были реализованы классификаторы, основанные на использовании метода опорных векторов и комитета искусственных нейронных сетей.

Работа классификаторов делилась на два этапа: обучение и тестирование. Предварительно данные разделялись на обучающую и тестовую выборки. На первом этапе на классификаторы подавалась обучающая выборка с присвоенными экспериментатором метками классов, и классификаторы строили модели, описывающие разделение выборки на заданные классы. На втором этапе происходила проверка адекватности построенной модели: на классификаторы подавалась тестовая выборка, не содержащая меток, для которой определяется принадлежность паттернов ЭЭГ к возможным классам. Далее определялась точность классификации (отношение проб, для которых были правильно определены классы, к общему количеству проб в тестовой выборке, выраженное в процентах), являющаяся мерой эффективности работы классификатора.

3.1. Классификатор на основе метода опорных векторов (SVM). Для распознавания паттернов ЭЭГ использовался классификатор на базе метода опорных векторов, предложенный В. Вапником и А. Червоненкисом [12]. Он относится к методам линейной классификации и заключается в разделении выборки на классы с помощью оптимальной разделяющей гиперплоскости, уравнение которой в общем случае имеет вид: $f(x) = (\omega, (x)) + b$, где $\omega = \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i (x_i)$, коэффициенты λ_i зависят от y_i (векторов меток класса принадлежности) и от значения скалярных произведений $((x_i), (x_j))$. Таким образом, для нахождения решающей функции необходимо знать значения скалярных произведений. Преобразования данных определяются функцией-ядром: $K(x, y) = (\phi(x), \phi(y))$. В случае линейной классификации SVM ядро имеет вид: $K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$.

На основании результатов исследований по выбору предпочтительного типа SVM [13,14,15] для классификации сигналов ЭЭГ в настоящей работе в качестве функции-ядра применена радиальная базисная функция Гаусса (radial basic function SVM - RBF SVM): $K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2)$, для $\gamma > 0$.

В данной работе для классификации использовалась библиотека LIBSVM [14] для MATLAB.

3.2. Классификатор на основе комитета искусственных нейронных сетей (ANN). Искусственные нейронные сети основаны на принципах нелинейной, распределенной, параллельной и локальной обработки данных и адаптации. Для совместного учета двух типов признаков был разработан комитет нейросетей, состоящий из двух нейросетей нижнего уровня и объединяющей их результаты нейросети верхнего уровня. Каждая из нейросетей нижнего уровня анализирует вектор признаков «своего» пространства признаков. Решения нейросетей нижнего уровня обрабатываются верхнеуровневой нейросетью, которая на их основе принимает окончательное решение о принадлежности данного ЭЭГ-сигнала некоторому классу из числа обученных.

В данном исследовании были использованы ANN типа многослойный перцептрон с двумя скрытыми и одним выходным

слоями. Обучение сетей проводилось методом обратного распространения ошибки. В нейронах скрытых слоев была использована сигмоидная функция активации (гиперболический тангенс), а для нейронов выходного слоя – линейная функция. Процесс обучения сети продолжался до тех пор, пока не была достигнута назначенная пороговая точность классификации на всей обучающей выборке, или пока число итераций не превысит заданного значения.

Реализованный комитет ANN состоит из следующих элементов:

1) нейросеть нижнего уровня, классифицирующая вектора признаков, элементами которых являются площади под кривой ЭЭГ сигналов в скользящем окне;

2) нейросеть нижнего уровня, классифицирующая вектора признаков, элементами которых являются значения длины кривой ЭЭГ сигналов в скользящем окне;

3) нейросеть верхнего уровня, обобщающая результаты классификации сетей первого уровня и принимающая окончательное решение о принадлежности данного ЭЭГ-сигнала некоторому классу.

Алгоритм обучения комитета искусственных нейросетей включает в себя следующие шаги:

1) формирование векторов характерных признаков двух пространств (площадь под кривой и длина кривой ЭЭГ-сигнала в скользящем окне);

2) запуск нейросетей нижнего уровня со сформированными векторами признаков;

3) запуск нейросети верхнего уровня с результатами нейросетей нижнего уровня.

Алгоритм обучения нейросети верхнего уровня аналогичен алгоритму обучения сетей нижнего уровня.

Искусственная нейронная сеть второго уровня обучается на выборке, составленной путем автоматического накопления ответов искусственных нейронных сетей первого уровня. По результатам обучения нейросеть верхнего уровня определяет значимость решений каждой из нейросетей нижнего уровня и производит выбор оптимального решения. Кроме того, такой комитет ANN является масштабируемым, то есть при добавлении новых пространств признаков возможно расширение комитета путем добавления новых нейросетей нижнего уровня, принимающих решения на основе новых пространств признаков.

4. Результаты и обсуждение. В данной работе произведена оценка различительной способности классификаторов на основе комитета ANN и метода SVM при попарной классификации четырех

воображаемых движений пальцев и одного воображаемого движения кисти одной руки, выполнявшихся в заданном ритме.

4.1 Оценка различительной способности классификаторов.

Результаты применения классификаторов с использованием двух методов приведены на рисунке 2, где 1, 5, 10, 20 по оси x – количество накопленных проб, по оси y – точность классификации (в процентах), усредненная по всем парам движений и всем испытуемым. I – классификация при помощи комитета нейросетей. II – классификация методом опорных векторов на основе радиальной базисной функции:

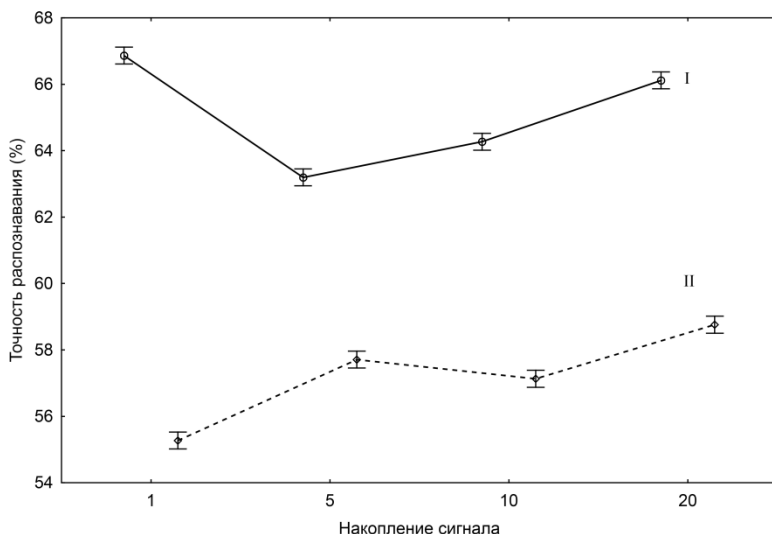


Рис. 2. Точность классификации ЭЭГ-паттернов воображаемых движений, выполняемых в заданном ритме, с использованием классификаторов на основе комитета искусственных нейронных сетей и метода опорных векторов

На рисунке 2 видно, что точность распознавания ЭЭГ-паттернов воображаемых движений при помощи комитета ANN была значимо выше, чем при помощи классификатора SVM, в среднем по всем парам воображаемых движений: $F_{(1,22800)}=7434.1$, $p<0.05$. Оценка успешности работы разных типов классификаторов с учетом количества накопленных проб выполнена с использованием дисперсионного анализа (ANOVA), который показал достоверный эффект влияния фактора «число накоплений (проб)» (4 градации) на процент верного распознаваний для обоих алгоритмов классификации (комитета ANN и SVM): $F_{(3,22800)}=202.1$, $p<0.05$. Зависимость точности классификации ЭЭГ-паттернов различных классификаторов от количества накоплений

проб, приведенная на рис.2, демонстрирует различную динамику: так, точность распознавания методом опорных векторов возрастает при увеличении количества накопленных проб, тогда как точность распознавания при помощи комитета искусственных нейронных сетей носит U-образный характер. Процент распознавания комитетом ANN в среднем по всем парам движений достигает максимальных значений при классификации единичных проб и с использованием наибольшего числа накопленных проб (по 20 проб).

Необходимо отметить, что качество работы интерфейса «мозг-компьютер» могут определять две характеристики: скорость и точность работы, а при накоплении 20, даже весьма коротких, проб длительностью 600 мс, задержка исполнения моторной команды составит не менее 12 секунд. В этих условиях для реализации интерфейса мозг-компьютер предпочтительным будет являться использование комитета искусственных нейронных сетей с единичными пробами сигнала, так как в данном случае он обладает наилучшей комбинацией факторов скорости и точности работы. Дополнительно точность классификации единичных проб, предположительно, может быть повышена с помощью сессий тренировки испытуемых.

4.2. Формирование индивидуального «языка команд».

Проведенный выше анализ дает общую оценку точности классификации используемого пула воображаемых движений. Для оценки и выбора наилучшим образом распознаваемых воображаемых движений был проведен статистический анализ с рассмотрением взаимодействия факторов: «комбинация пар воображаемых движений», «тип классификатора», «испытуемый». Было выявлено достоверное взаимодействие указанных факторов для точности классификации ($F_{(36,22800)}=291.5$, $p<0.05$). Полученный эффект предполагает необходимость подбора классификаторов и пар воображаемых движений для дальнейших тренировок и формирования индивидуального «языка команд» для каждого испытуемого. Индивидуальный учет этих факторов позволит сократить время тренировок испытуемого и выбрать наилучшим образом различаемые воображаемые движения для успешной работы интерфейса «мозг-компьютер» с определенным человеком. На рисунке 3 приводятся результаты классификации отдельных пар воображаемых движений индивидуально для каждого испытуемого.

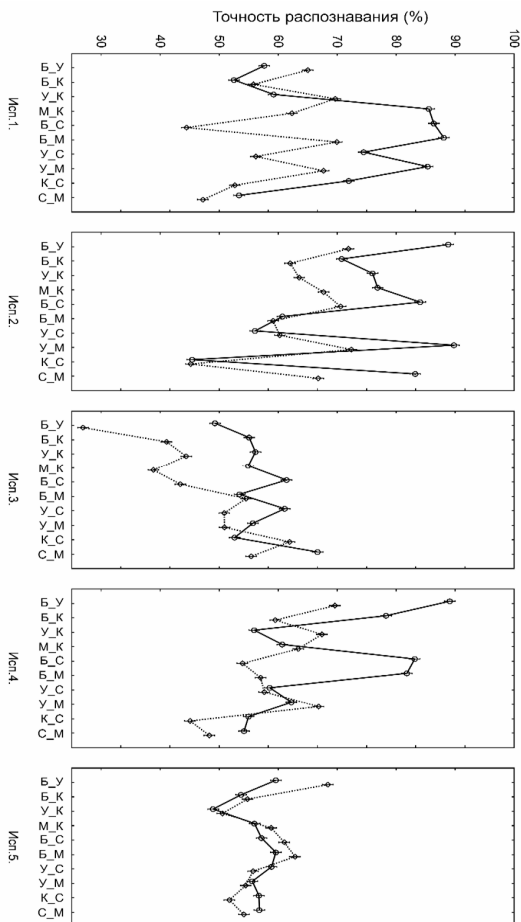


Рис. 3. Точность классификации отдельных пар воображаемых движений методом опорных векторов и при помощи комитета нейросетей

На рисунке 3 приведены индивидуальные данные для участников исследования: исп.1., исп.2., исп.3., исп.4., исп.5. – испытуемые. Сплошная линия – классификация при помощи комитета нейросетей. Пунктирная линия – классификация методом опорных векторов на основе радиальной базисной функции. По оси х – комбинации пар воображаемых движений: Б – воображаемое движение большим пальцем правой руки; У – воображаемое движение указательным пальцем правой руки; С – воображаемое движение средним пальцем; М – воображаемое движение мизинцем; К –

воображаемое движение кистью правой руки; По оси у – индивидуальная средняя точность классификации, без учета количества накоплений сигнала и величины временного окна анализа.

Результаты классификации, приведенные на рисунке 3, демонстрируют, что среди выполненных испытуемыми воображаемых движений более высокой точностью распознавания характеризовались следующие пары воображаемых движений: большим и указательным пальцами; большим пальцем и мизинцем; большим и средним пальцами; указательным пальцем и мизинцем.

Приведенные результаты для каждого испытуемого в отдельности позволяют сформировать индивидуальный «язык команд». С целью дальнейшего повышения точности классификации ЭЭГ-паттернов выбранных воображаемых предлагается применение индивидуальной настройки параметров классификации посредством определения оптимальных значений длины окна анализа и количества накоплений сигнала.

4.3. Индивидуальная настройка параметров классификации.

Индивидуальная настройка параметров классификации направлена на решение задачи повышения точности распознавания разных информационных сигналов с помощью варьирования временных параметров генерации признаков (в частности, длины окна анализа), количества накопленных проб сигнала и методов классификации. Актуальность индивидуальной настройки параметров распознавания воображаемых движений для интерфейса мозг-компьютер обуславливается индивидуальной вариативностью ЭЭГ-сигнала. Параметры лучших индивидуальных результатов могут быть положены в основу тренировки для «закрепления» воспроизводимости результатов моторного воображения испытуемым, и использованы: для выбора для данного испытуемого: классификатора, длины окна анализа, величины сдвига окна анализа, количества накоплений сигнала и др.; для прогноза успешности обучения и применения интерфейса мозг-компьютер.

Актуальность задачи *индивидуального выбора классификатора* связана с тем, что, несмотря на большую точность распознавания ЭЭГ-паттернов воображаемых движений при помощи комитета нейросетей в среднем по испытуемым, по сравнению с классификатором на основе метода опорных векторов, для некоторых испытуемых (например, исп. №5, таблица.1) может наблюдаться обратный результат. Перспективой дальнейших исследований является разработка и применение масштабируемого комитета классификаторов, объединяющего искусственные нейронные сети и классификаторы на основе метода опорных векторов с автоматическим обобщением результатов локальных классификаторов нейрологическим классификатором второго уровня. При этом для повышения точности классификации будут использоваться преимущества обоих классификаторов.

Индивидуальная настройка параметров классификации воображаемых движений позволяет выбрать оптимальные параметры при генерации признаков. В данной работе было выявлено влияние факторов «длина окна анализа» и количества накопленных проб на точность распознавания ЭЭГ-паттернов воображаемых движений пальцев и кисти правой руки при попарном сравнении ($F[24,22800]=11.9$; $p<0.05$). При этом влияние данных факторов было индивидуальным, т.е. для каждого испытуемого могут быть определены временные параметры генерации признаков, в среднем повышающие процент распознавания воображаемых движений. На рисунке 4 приведен пример индивидуального влияния длины окна анализа и количества накоплений проб на процент успешной классификации воображаемых движений.

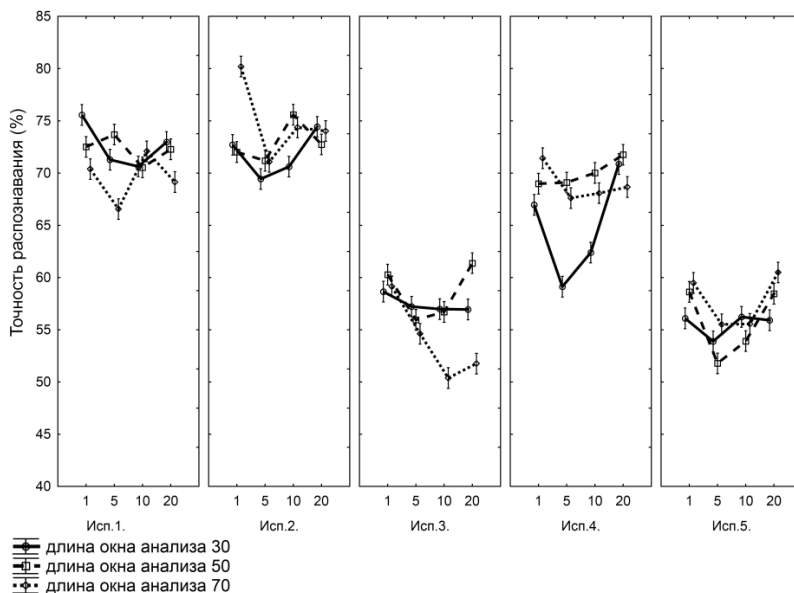


Рис. 4. Влияние параметров генерации признаков (длины окна анализа и количества накопленных проб сигнала) на среднюю индивидуальную точность классификации на основе комитета искусственных нейронных сетей

На рисунке 4 приведены индивидуальные данные для участников исследования: исп.1., исп.2., исп.3., исп.4., исп.5. – испытуемые. 1, 5, 10, 20 по оси x – количество накопленных проб. По оси y – индивидуальная средняя точность классификации для всех пар движений. Графики отображают точность классификации при различных длинах окна анализа (длина окна анализа в отсчетах: 1 отсчет = 2 мс.).

Следует отметить, что приводятся усредненные данные для точности классификации всех возможных сочетаний пар воображаемых движений.

Как видно из приведенных данных у некоторых испытуемых средняя точность распознавания воображаемых движений при изменении длины окна анализа изменяется незначительно – в пределах 2-5% (испытуемый 5), в то время, как у других – вариативность выше, и точность распознавания изменяется в среднем на 8-10% между показателями максимальной и минимальной средней точности (испытуемые 2, 3, 4).

Точность классификации в зависимости от параметров генерации признаков изменяется также при индивидуальном рассмотрении комбинаций пар движений. Таким образом, можно определить пары движений, для которых (а) изменение длины окна анализа может быть несущественным – и предоставлять широкий диапазон выбора параметров для настройки классификатора, и те, для которых (б) определение оптимальных параметров критично и является ограничивающим фактором для настройки классификатора.

При индивидуальной настройке длины окна анализа возможно повысить точность классификации для отдельных пар движений и выбрать индивидуальный набор команд с заданным минимальным порогом распознавания (таблица 1).

Таблица 1. Результаты классификации попарно сравниваемых воображаемых движений с учетом длины окна анализа

Пары воображаемых движений	Точность классификации (%), окно (отсчеты)									
	Комитет ANN					RBF SVM				
	Исп.1	Исп.2	Исп.3	Исп.4	Исп.5	Исп.1	Исп.2	Исп.3	Исп.4	Исп.5
Б-У	65%, 50	100%, 50	65%, 30	93%, 30	75%, 70	77%, 50	78%, 30	47%, 50	80%, 30	91%, 70
Б-К	60%, 30	84%, 70	64%, 70	89%, 70	63%, 70	82%, 30	81%, 30	61%, 30	70%, 70	62%, 30
Б-С	94%, 30	96%, 70	69%, 30	93%, 70	71%, 70	65%, 30	81%, 50	62%, 30	67%, 50	78%, 30
Б-М	97%, 50	66%, 50	66%, 70	93%, 70	78%, 70	75%, 30	69%, 50	77%, 30	70%, 70	84%, 30
У-К	75%, 30	84%, 50	64%, 50	63%, 50	77%, 50	74%, 50	73%, 70	59%, 70	85%, 50	63%, 50
У-С	95%, 70	62%, 30	70%, 70	74%, 50	69%, 30	65%, 50	70%, 50	59%, 70	67%, 50	68%, 50
У-М	94%, 70	99%, 50	69%, 50	72%, 50	66%, 70	58%, 70	80%, 30	63%, 50	79%, 50	66%, 50
К-С	91%, 50,70	62%, 30	78%, 70	63%, 30	65%, 50	77%, 30	67%, 50	75%, 50	54%, 30	60%, 30
К-М	93%, 70	89%, 70	66%, 50	72%, 50	76%, 50	74%, 70	76%, 50	54%, 50	84%, 50	77%, 30
С-М	68%, 30	95%, 50	71%, 70	62%, 70	68%, 50	58%, 30	75%, 50	66%, 70	60%, 30	62%, 50

В каждой ячейке таблицы 1 указаны – максимальная точность классификации в процентах и соответствующая длина окна анализа в отчетах (1 отчет = 2 мс) для попарных классификаций. Сдвиг окна анализа составлял 50% длины окна. Типы воображаемых движений: Б – воображаемое движение большим пальцем; У – воображаемое движение указательным пальцем; К – воображаемое движение кистью правой руки; С – воображаемое движение средним пальцем; М – воображаемое движение мизинцем.

5. Заключение. В результате проведенной работы, поставленная цель по разработке методики и средств классификации ЭЭГ-паттернов ритмических воображаемых движений пальцами одной руки - выполнена. Для классификации ЭЭГ-паттернов использовался классификатор на основе метода опорных векторов и двухуровневый классификатор на основе искусственных нейронных сетей. Проведенное исследование показало, что:

1. точность распознавания ЭЭГ-паттернов воображаемых движений пальцев и кисти одной руки с использованием комитета искусственных нейронных сетей, в среднем, была выше, чем при использовании классификатора на основе метода опорных векторов на основе радиальной базисной функции. Однако у некоторых испытуемых наблюдался и обратный результат. Таким образом, на практике следует применять классификатор, индивидуально настроенный на испытуемого;

2. точность распознавания ЭЭГ-паттернов воображаемых движений комитетом искусственных нейронных сетей имела U-образную форму – и достигала наибольших значений при единичных пробах и накоплении 20 проб при реализации воображаемых движений в заданном ритме;

3. использование индивидуального подхода к выбору параметров для генерации признаков – длины окна анализа, количества накоплений сигнала – может повышать точность распознавания ЭЭГ-паттернов воображаемых движений;

4. комитет искусственных нейронных сетей может быть расширен за счет дополнительного подключения классификаторов на основе метода опорных векторов с автоматическим объединением результатов классификации и выбором оптимальных решений. При этом для повышения точности классификации могут использоваться преимущества обоих типов классификаторов;

5. методы и подходы классификации, учитывающие несколько пространств признаков, могут быть применены для распознавания ЭЭГ-паттернов кинестетического воображения движений мелкой

моторики с целью дальнейшей разработки неинвазивного интерфейса “мозг-компьютер”.

Литература

1. *Ганин И. П., Каплан А. Я.* Интерфейс мозг компьютер на основе волны р300: предъявление комплексных стимулов “подсветка + движение” // Журнал высшей нервной деятельности. 2014. Т.64. № 1. С. 32–40.
2. *Фролов А.А., Роцин В.Ю.* Интерфейс мозг-компьютер. Реальность и перспективы // Научная конференция по нейроинформатике МИФИ 2008. Лекции по нейроинформатике. 2008. URL: <http://neurolectures.narod.ru/2008/Frolov-2008.pdf> (дата обращения 19.02.2014).
3. *Lotte F., Congedo M., Lecuyer A. et al.* Review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces // Journal of Neural Engineering. 2007. vol. 4. pp. 1–24.
4. *Xiao R., Ding L.* Evaluation of EEG features in decoding individual finger movements from one hand // Computational and Mathematical Methods in Medicine. 2013. vol. 2013. 10 p. URL: <http://www.hindawi.com/journals/cmmm/2013/243257> (дата обращения 20.04.2014)
5. *Quandt F., Reichert C., Hinrichs H., Heinze H.J., Knight R.T., Rieger J.W.* Single trial discrimination of individual finger movements on one hand: A combined MEG and EEG study // NeuroImage. 2012. vol. 59. pp. 3316–3324.
6. *Sonkin KM, Stankevich LA, Khomenko JG, Nagornova ZV, Shemyakina NV.* Development of electroencephalographic pattern classifiers for real and imaginary thumb and index finger movements of one hand // Artificial intelligence in medicine. 2014. vol. 63. Issue 2. pp. 107–117.
7. *Neuper C, Scherer R, Reiner M, Pfurtscheller G.* Imagery of motor actions: differential effects of kinesthetic and visual-motor mode of imagery in single-trial EEG // Cognitive Brain Research. 2005. vol. 25. pp 668–677.
8. *Jasper H.* The ten-twenty electrode system of the International Federation // Electroencephalogr Clin Neurophysiol. 1958. no. 10. pp. 371–377.
9. *Wang L, Wu X.-P.* Classification of four-class motor imagery EEG data using spatial filtering // Bioinformatics and Biomedical Engineering (ICBBE 2008). The 2nd International Conference on IEEE eXpress Conference Publishing. Piscataway. NJ. USA. 2008. pp. 2153–2156.
10. *Ge S, Wang R, Yu D.* Classification of four-class motor imagery employing single-channel electroencephalography // PLoS One. 2014. vol. 9(6). pp. e98019
11. *Efron B.* Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife // Annals of Statistics. 1979. vol. 7. no. 1. pp. 1–26.
12. *Cortes C, Vapnik V.N.* Support-Vector Networks // Machine Learning. 1995. vol. 20(3). pp. 273–297.
13. *Shawe-Taylor J., Cristianini N.* Kernel methods for pattern analysis. Cambridge University Press. 2004. URL: <http://www.kernel-methods.net/> (дата обращения 19.02.2014).
14. *Chang C.-C., Lin C.-J.* LIBSVM: a library for support vector machines // ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology. 2011. vol. 2(27). pp. 1–27. URL: <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm> (дата обращения 12.02.2014).
15. *Сонькин К.М., Станкевич Л.А., Хоменко Ю.Г., Нагорнова Ж.В., Шемякина Н.В.* Классификация электроэнцефалографических паттернов воображаемых и реальных движений пальцев одной руки методом опорных векторов // Тихоокеанский медицинский журнал. 2014. Т. 2. С. 30–35.

References

1. Ganin I. P., Kaplan A. Ya. [The P300- Based Brain-Computer Interface: Presentation of the Complex “Flash + Movement” Stimuli. I.P. Pavlov]. *Zhurnal vysshej nervnoj dejatel'nosti – Journal of Higher Nervous Activity*. 2014. vol. 64. no. 1. pp. 32–40. (In Russ.).
2. Frolov A.A., Roschin V. Yu. [Brain-computer Interface. Reality and Future]. *Nauchnaja konferencija po neiroinformatike (MIFI 2008). Lekcii po neiroinformatike* [Scientific Conference on Neuroinformatics (MEPhi 2008). Lectures on Neuroinformatics] MIFI 2008. Available at: <http://neurolectures.narod.ru/2008/Frolov-2008.pdf> (accessed 19.02.2014). (In Russ.).
3. Lotte F., Congedo M., Lecuyer A. et al. Review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces. *Journal of Neural Engineering*. 2007. vol. 4. pp. 1–24.
4. Xiao R., Ding L. Evaluation of EEG features in decoding individual finger movements from one hand. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*. 2013. vol. 2013. 10 p. Available at: <http://www.hindawi.com/journals/cmmm/2013/243257> (accessed: 20.04.2014).
5. Quandt F., Reichert C., Hinrichs H., Heinze H.J., Knight R.T., Rieger J.W. Single trial discrimination of individual finger movements on one hand: A combined MEG and EEG study. *NeuroImage*. 2012. vol. 59. pp. 3316–3324.
6. Sonkin K.M., Stankevich L.A., Khomenko J.G., Nagornova Z.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*. 2014. vol. 63. Issue 2. pp. 107–117.
7. Neuper C., Scherer R., Reiner M., Pfurtscheller G. Imagery of motor actions: differential effects of kinesthetic and visual-motor mode of imagery in single-trial EEG. *Cognitive Brain Research*. 2005. vol. 25. pp. 668–677.
8. Jasper H. The ten-twenty electrode system of the International Federation. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*. 1958. no. 10. pp. 371–377.
9. Wang L., Wu X.-P. Classification of four-class motor imagery EEG data using spatial filtering. *Bioinformatics and Biomedical Engineering (ICBBE 2008). The 2nd International Conference on IEEE eXpress Conference Publishing*. Piscataway, NJ, USA. 2008. pp. 2153–2156.
10. Ge S., Wang R., Yu D. Classification of four-class motor imagery employing single-channel electroencephalography. *PLoS One*. 2014. vol. 9(6). pp. e98019
11. Efron B. Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife. *Annals of Statistics*. 1979. vol. 7. no. 1. pp. 1–26.
12. Cortes C., Vapnik V.N. Support-Vector Networks. *Machine Learning*. 1995. vol. 20(3). pp. 273–297.
13. Shawe-Taylor J., Cristianini N. Kernel methods for pattern analysis. Cambridge University Press. 2004. Available at: <http://www.kernel-methods.net/> (accessed: 19.02.2014).
14. Chang C.-C., Lin C.-J. LIBSVM: a library for support vector machines // *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*. 2011. vol. 2(27). pp. 1–27. Available at: <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm> (accessed: 12.02.2014).
15. Sonkin K.M., Stankevich L.A., Khomenko Yu.G., Nagornova Zh.V., Shemyakina N.V. [Classification of electroencephalographic patterns of imagined and real movements by one hand fingers using the support vectors method]. *Tihoockanskij medicinskij zhurnal – Pacific Medical Journal*. 2014. vol. 2. pp. 30–35 (In Russ.).

Станкевич Лев Александрович — к-т техн. наук, доцент, профессор кафедры системного анализа и управления, Институт информационных технологий и управления Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. Область научных интересов: искусственный интеллект, искусственные когнитивные системы, интеллектуальные роботы, нейроинтерфейсы. Число научных публикаций — 215. stankevich_lev@inbox.ru; ул. Политехническая, д. 21, Санкт-Петербург, 195251; р.т.: +7(812) 29742-14, Факс: + 7(812)29767-80.

Stankevich Lev Alexandrovich — Ph.D., associate professor, professor of system analysis and control department, Institute of Computing and Control of St. Petersburg State Polytechnic University. Research interests: artificial intelligence, artificial cognitive systems, intellectual robots, brain-computer interfaces. The number of publications — 215. stankevich_lev@inbox.ru; 21, Polytechnicheskaya st., St. Petersburg, 195251, Russia; office phone: +7(812) 29742-14, Fax: + 7(812)29767-80.

Сонькин Константин Михайлович — аспирант кафедры информационно-измерительных систем, Институт информационных технологий и управления Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. Область научных интересов: искусственный интеллект, распознавание образов, анализ биоэлектрических сигналов, нейроинтерфейсы. Число научных публикаций — 7. sonkinkonst@mail.ru; ул. Политехническая, д. 21, Санкт-Петербург, 19525129; р.т.: +7(812)927-2715, Факс: +7(812)552-6080.

Sonkin Konstantin Mikhailovich — Ph. D. student of measuring information technologies department, Institute of Computing and Control of St. Petersburg State Polytechnic University. Research interests: artificial intelligence, pattern recognition, EEG signal analysis, brain-computer interfaces. The number of publications — 7. sonkinkonst@mail.ru; 21, Polytechnicheskaya st., St. Petersburg, 195251, Russia; office phone: +7(812)927-2715, Fax: +7(812)552-6080.

Нагорнова Жанна Владимировна — к-т биол. наук, научный сотрудник лаборатории 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 ЭЭГ сигнала, интерфейс мозг-компьютер. Число научных публикаций — 11. nagornova_n@mail.ru; пр. Тореца, 44, Санкт-Петербург, 194233; р.т.: +7(960)224-88293, Факс: +7(812)552-3012.

Nagornova Zhanna Vladimirovna — Ph.D., researcher of comparative ecologo-physiological researches laboratory, Sechenov Institute of Evolutionary Physiology and Biochemistry of the Russian Academy of Sciences (IEPhB RAS). Research interests: imagination, age physiology, the analysis of EEG signal, brain computer interface. The number of publications — 11. nagornova_n@mail.ru; 44, Thorez. pr., St. Petersburg, 194233, Russia; office phone: +7(960)224-88293, Fax: +7(812)552-3012.

Хоменко Юлия Геннадьевна — к-т психол. наук, научный сотрудник лаборатории нейровизуализации, Институт мозга человека им. Н.П.Бехтерева Российской академии наук. Область научных интересов: интерфейс "мозг-компьютер", магнитно-резонансная томография, позитронно-эмиссионная томография. Число научных публикаций — 42. julkhom@rambler.ru; ул. Академика Павлова, д. 9, Санкт-Петербург, 197369; р.т.: +7(812) 234-1390.

Khomenko Julia Gennadievna — Ph.D., researcher of neuroimaging laboratory, N.P. Bechtereva Institute of the Human brain of the Russian Academy of Sciences. Research interests: brain-computer interface, magnetic resonance spectroscopy, positron emission tomography. The number of publications — 42. julkhom@rambler.ru; 9, Akademica Pavlova st., Saint-Petersburg, 197369, Russia; office phone: +7(812) 234-1390.

Шемякина Наталья Вячеславовна — к-т биол. наук, научный сотрудник лаборатории сравнительных эколого-физиологических исследований, Институт эволюционной физиологии и биохимии им. И.М.Сеченова Российской академии наук (ИЭФБ РАН). Область научных интересов: методы анализа биоэлектрического сигнала, возрастная физиология, творческая деятельность и ассоциативное мышление, воображаемые движения, интерфейс мозг-компьютер. Число научных публикаций — 17. shemyakina_n@mail.ru; пр. Тореза, 44, Санкт-Петербург, 194233; п.т.: +7(911)266-7304, Факс: +7(812)552-3012.

Shemyakina Natalia Vjacheslavovna — Ph.D., researcher of comparative ecologo-physiological researches laboratory, Sechenov Institute of Evolutionary Physiology and Biochemistry of the Russian Academy of Sciences (IEPhB RAS). Research interests: imagination, age physiology, the analysis of EEG signal, motor imaginary, brain computer interface. The number of publications — 17. shemyakina_n@mail.ru; 44, Thorez. pr., St. Petersburg, 194233, Russia; office phone: +7(911)266-7304, Fax: +7(812)552-3012.

Поддержка исследований. Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (грант РФФИ-офи-м №13-01-12059).

Acknowledgements. This research is supported by RFBR (grants RFBR-ofi-m No.13-01-12059).

РЕФЕРАТ

Станкевич Л.А., Сонькин К.М., Нагорнова Ж.В., Хоменко Ю.Г., Шемякина Н.В. **Классификация электроэнцефалографических паттернов воображаемых движений пальцами руки для разработки интерфейса мозг-компьютер.**

В работе рассмотрены несколько подходов к классификации ЭЭГ паттернов при кинестетическом воображении движений пальцев и кисти одной руки в заданном ритме с целью дальнейшей реализации в разработке неинвазивного интерфейса мозг-компьютер. Для классификации ЭЭГ-паттернов воображаемых движений использовался метод опорных векторов на основе радиальной базисной функции и комитет искусственных нейронных сетей, использующий два пространства признаков (площадь под кривой и длина кривой). Показано, что точность попарной классификации ЭЭГ-паттернов воображаемых движений с использованием комитета нейронных сетей в среднем была выше, чем при использовании классификатора на основе метода опорных векторов. Выявлена возможность достижения точности распознавания некоторых пар воображаемых движений мелкой моторики у отдельных испытуемых до 90% и более при использовании индивидуального подхода к выбору параметров настройки классификаторов (величины окна анализа и количества накопленных проб). Разработанный классификатор на основе комитета нейронных сетей продемонстрировал более высокую точность классификации сигнала при использовании отдельных проб без накопления, чем классификатор на основе метода опорных векторов, что является перспективой для его дальнейшего использования в интерфейсе «мозг-компьютер» реального времени, например, для управления пятипалой искусственной кистью руки.

SUMMARY

Stankevich L.A., Sonkin K.M., Nagornova Zh.V., Khomenko Ju.G., Shemyakina N.V. **Classification of Electroencephalographic Patterns of Imaginary One-hand Finger Movements for Brain-Computer Interface Development.**

Several approaches to kinesthetic motor imagery EEG-pattern classification of one hand fingers and wrist movements executed in a given rhythm are examined in this study for the purpose of further implementation in Brain-Computer Interface development. Classification of motor imagery EEG-patterns was realized by means of support vector machine method with radial basis function and by artificial neural network committee based on two feature spaces (the area under the curve of the signals, curve length). It was shown that the accuracy of pairwise EEG-pattern classification of imaginary movements by means of the neural network committee was higher on average than the accuracy of the support vector machine classifier. The possibility of improving the accuracy of fine motor imaginary classification up to 90% and higher was revealed with the help of individual approach implementation for selection of EEG-pattern classification parameters (time window length, number of accumulated trials). Developed classifier based on the neural network committee demonstrated higher accuracy in case of single trial classification in comparison with the support vector machine classifier. This fact provides an opportunity for its further implementation in real-time BCI for artificial five-finger hand control.