

**Антистрессорное действие дальневосточных растений**

Д.М. Черняк, М.С. Титова

Горнотаежная станция им. В.Л. Комарова ДВО РАН (692533, Приморский край, с. Горно-Тажное, ул. Солнечная, 26)

**Резюме.** В результате 5-летних экспериментальных исследований извлечений более чем из 200 видов растений Дальнего Востока установлено, что наибольшей антистрессорной активностью обладают бадан тихоокеанский (*Bergenia pacifica* Kom.), борец

вьющийся (*Aconitum volubile* Pall.), орех маньчжурский (*Juglans mandshurica* Maxim.), лимонник китайский (*Schisandra chinensis* Turcz.), леспедеца двухцветная (*Lespedeza bicolor* Turcz.), элеутерококк колючий (*Eleutherococcus senticosus* Maxim.), виноград амурский (*Vitis amurensis* Rupr.), ясенец пушистоплодный (*Dictamnus dasycarpus* Turcz.), сирень амурская (*Syringa amurensis* Rupr.) и аралия маньчжурская (*Aralia mandshurica* Rupr. et Maxim.).

**Ключевые слова:** стресс, эксперимент, экстракты из растений.

УДК 616.831-073.97:004:519.24

## КЛАССИФИКАЦИЯ ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАФИЧЕСКИХ ПАТТЕРНОВ ВООБРАЖАЕМЫХ И РЕАЛЬНЫХ ДВИЖЕНИЙ ПАЛЬЦЕВ ОДНОЙ РУКИ МЕТОДОМ ОПОРНЫХ ВЕКТОРОВ

К.М. Сонькин<sup>1</sup>, Л.А. Станкевич<sup>1</sup>, Ю.Г. Хоменко<sup>1,2</sup>, Ж.В. Нагорнова<sup>3,4</sup>, Н.В. Шемякина<sup>3,4</sup>

<sup>1</sup> Санкт-Петербургский государственный политехнический университет (195251, Санкт-Петербург, ул. Политехническая, 29), <sup>2</sup> Институт мозга человека им. Н.П. Бехтерева РАН (197376, Санкт-Петербург, ул. Академика Павлова, 9), <sup>3</sup> Институт эволюционной физиологии и биохимии им. И.М. Сеченова РАН (194223, Санкт-Петербург, пр-т Тореца, 44), <sup>4</sup> Санкт-Петербургский институт внешнеэкономических связей экономики и права (191014, Санкт-Петербург, Литейный пр-т, 42)

**Ключевые слова:** интерфейс «мозг–компьютер», линейный метод опорных векторов, радиальная базисная функция.

### CLASSIFICATION OF ELECTROENCEPHALOGRAPHIC PATTERNS OF IMAGINED AND REAL MOVEMENTS BY ONE HAND FINGERS USING THE SUPPORT VECTORS METHOD

К.М. Sonkin<sup>1</sup>, L.A. Stankevich<sup>1</sup>, Yu.G. Khomenko<sup>1,2</sup>, Zh.V. Nagornova<sup>3,4</sup>, N.V. Shemyakina<sup>3,4</sup>

<sup>1</sup> St. Petersburg State Polytechnical University (29 Politekhnicheskaya St. St. Petersburg 195251 Russian Federation), <sup>2</sup> Institute of Human Brain named after N.P. Bekhtereva, RAS (9 Academician Pavlov St. St. Petersburg 197376 Russian Federation), <sup>3</sup> Institute of Evolutionary Physiology and Biochemistry named after I.M. Sechenov, RAS (44, Torez Ave. St. Petersburg 194223 Russian Federation), <sup>4</sup> St. Petersburg Institute of Foreign Economic Relations of Economics and Law (42 Liteiny Ave. St. Petersburg 191014 Russian Federation)

**Background.** The article considers the possibility of distinguishing the electroencephalogram (EEG) patterns associated with real and imagined movements by the right hand fingers with the support vectors method (SVM) for use in the development of the «brain-computer» interface.

**Methods.** Six healthy subjects performed the real and imaginary pressing by the thumb and forefinger of the right hand. The researchers analyzed EEG sensorimotor cortex (C3 and Cz) in the time window 1600 ms after 750 ms from the beginning of the test. Indications for the classification were generated according to the 1<sup>st</sup> trial signals and when summing up 3, 5, 10 and 20 trials of the same type. For classification were applied linear SVM and SVM based on radial basis function.

**Results.** The average accuracy of movements classification exceeded statistically random threshold and increased with the number of trials (average 44.7±11.4% when summing up 20 trials). Maximum classification accuracy using a linear SVM was 58.1±5.5%, RBF SVM – 57.8±5.8%. Recognition accuracy by 1 and 20 trials for SVM based on radial basis function was higher than that for the linear SVM.

**Conclusions.** The authors show the possibility of distinguishing between EEG patterns of imagined movements by one hand fingers using SVM-classifier.

**Keywords:** «brain-computer» interface, linear method of support vectors, radial basis function.

Pacific Medical Journal, 2014, No. 2, p. 30–35.

Хоменко Юлия Геннадьевна – канд. псих. наук, н.с. лаборатории нейровизуализации Института мозга человека им. Н.П. Бехтерева РАН; e-mail: julkhom@rambler.ru

В последние годы повышается интерес к разработкам интерфейса «мозг–компьютер» (ИМК), который предполагает взаимодействие человека с окружающим миром, минуя нервно-мышечные пути. Использование ИМК может повысить качество жизни больных с тяжелыми поражениями центральной нервной системы, последствиями инсульта, черепно-мозговых травм и др. ИМК может применяться для управления вспомогательными устройствами: протезами конечностей, экзоскелетом, инвалидными креслами, функциональными электростимуляторами мышц и др., а также использоваться в процессе реабилитационных мероприятий, например, в постинсультном периоде [1, 2, 8]. Разработки этого интерфейса на основе электроэнцефалографии (ЭЭГ), функциональной магнитно-резонансной томографии, магнитоэнцефалографии, электрокортикографии и др. ведутся исследовательскими группами по всему миру [1, 2, 5, 7, 14]. Вместе с тем, ни одна из моделей ИМК не получила на данный момент широкого применения в клинике, где необходимы соблюдение требований к безопасности пациента (неинвазивность), простота устройства и относительная дешевизна технологии. Одним из многообещающих в данном случае подходов является использование ИМК на базе ЭЭГ и воображаемых движений [7, 10].

Наиболее известными системами на основе воображаемых движений являются:

- Wadsworth BCI (brain-computer interface) на основе воображения движений руки и всего тела, позволяющих управлять курсором на экране компьютера [14];
- ИМК из Граца (Graz BCI) на основе различения простых воображаемых движений рук и ног для управления курсором, виртуальной клавиатурой и ортопедическим устройством [7, 14];

в) Berlin VCI на основе различения воображаемых движений обеих конечностей для управления компьютерными приложениями и пр. [5].

Для распознавания паттернов ЭЭГ при создании ИМК, основанных на совершении воображаемых движений, используются различные параметры биоэлектрического сигнала. Часто это показатели вызванной синхронизации/десинхронизации ЭЭГ в диапазонах мю- и бета-ритма (в моторных и сенсомоторных областях), а также параметры вызванных потенциалов [10]. Одной из задач таких исследований является выделение сигнала для классификации, позволяющего с большей точностью различить паттерны различных моторных команд [7]. Использование воображаемых движений мелкой моторики, например, отдельных пальцев одной руки, представляет перспективу для реализации системы ИМК с большим количеством степеней свободы.

В работе K.J. Miller et al. [9] показана возможность различения воображаемых движений пальцев по паттернам биоэлектрической активности сенсомоторной коры с помощью электрокортикографии, однако инвазивность метода ограничивает возможность его практического применения. Некоторые ученые пытаются решить сходную проблему, опираясь на исследования ЭЭГ-паттернов мелкой моторики реальных движений пальцев, прогнозируя, что и воображаемые движения могут быть различимы. В условиях разработки ИМК существенным является не только выбор признаков, но и метода, который может наиболее успешно классифицировать сигнал. В данной работе рассматривается точность классификации ЭЭГ-данных посредством применения разных вариантов метода опорных векторов. Можно сказать, что этот метод стал своеобразным золотым стандартом в классификации паттернов мозговой активности [8].

R. Xiao et al. [15] использовали спектральные и временные характеристики ЭЭГ для различения реальных движений пяти пальцев одной руки с помощью метода опорных векторов, при этом средняя точность классификации составила 45 %, а наилучший результат был получен при анализе сигнала во временной области (сравнение временного ряда амплитуд) и при использовании метода главных компонент в частотной области. В работе F. Quandt et al. [12] проводилась оценка возможности распознавания паттернов ЭЭГ реальных движений большого, указательного, среднего пальцев и мизинца одной руки с использованием магнитоэнцефалографии и ЭЭГ, для различения применялся метод опорных векторов, точность классификации временных рядов ЭЭГ-сигнала составила 43 %. Различия сигналов наблюдались в сенсомоторной коре полушария, контрлатерально движущейся конечности.

Одним из основных препятствий для успешной реализации систем ИМК является отсутствие надежного, точного и быстрого алгоритма классификации

паттернов ЭЭГ, необходимых для управления. Цель данной работы состояла в анализе возможности различения паттернов ЭЭГ, связанных с реальными и воображаемыми движениями пальцами правой руки с помощью классификатора на основе машины опорных векторов.

**Материал и методы.** В исследовании приняли участие 6 здоровых праворуких испытуемых (3 мужчины и 3 женщины, средний возраст –  $34,0 \pm 4,3$  г.). Участие в исследовании было добровольным (согласно Хельсинкской декларации 1964-го года и ее последующим дополнениям о проведении исследований с участием добровольцев) и подтверждалось их информированным согласием.

Испытуемые выполняли четыре задачи с нажатиями на кнопку компьютерной мыши пальцами правой руки: 1) нажатие указательным пальцем, 2) нажатие большим пальцем, 3) воображаемое нажатие указательным пальцем, 4) воображаемое нажатие большим пальцем. Инструкция на воображение нажатий требовала вызывать кинестетические ощущения [11].

Нажатия на кнопку и выполнение задач на воображение выполнялись с открытыми глазами в индивидуальном темпе после предъявления на мониторе компьютера разрешающего стимула. Задания имели блоковую схему: каждый тип задач состоял из 100 проб на реальные или воображаемые движения (рис. 1). Длительность одного блока проб составляла не менее 8 мин. Порядок блоков заданий был рандомизирован между испытуемыми для того, чтобы избежать эффекта утомления при выполнении заданий в одной и той же последовательности.

Регистрация ЭЭГ проводилась с помощью 32-канального цифрового электроэнцефалографа «Мицар» (ООО «Мицар», С.-Петербург) посредством программного пакета WinEEG (Пономарев В.А., Кропотов Ю.Д., номер гос. регистрации 2001610516 от 08.05.2001 г.). Референты располагались на мочках обеих ушей, заземляющий электрод – в передне-центральной отведении на поверхности головы. ЭЭГ регистрировалась в полосе от 0,53 до 30 Гц. Сопротивление электродов не превышало 5 кОМ, частота дискретизации на канал составила 2000 Гц. После записи ЭЭГ проводилась децимация сигнала до 500 Гц. Далее исходные сигналы преобразовывались к среднему взвешенному референту для уменьшения влияния общего референта, в записях ЭЭГ 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. Затем данные экспортировались в текстовый формат и пробы, содержащие искусственные фрагменты, не рассматривались.

Для анализа использовали записанную биоэлектрическую активность с сенсомоторных областей коры – отведения С3 и Сз (рис. 1). Временная область анализа соответствовала окну в 1600 мс через 750 мс от начала

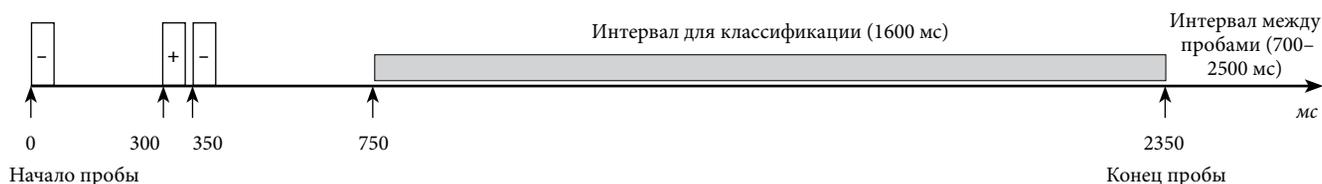


Рис. 1. Схема отдельной пробы.

пробы. Окно было выбрано таким образом, чтобы минимизировать влияние компонентов вызванных потенциалов при предъявлении разрешающего нажатие или воображение стимула.

Для распознавания паттернов ЭЭГ использовался классификатор на базе метода опорных векторов – SVM (support vector machine). SVM, предложенный В. Вапником и А. Червоненкисом [13], относится к методам линейной классификации и заключается в разделении выборки на классы с помощью оптимальной разделяющей гиперплоскости, уравнение которой в общем случае имеет вид:

$$f(x) = [\omega, \varphi(x)] + b, \text{ где } \omega = \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i \varphi_i(x_i),$$

а коэффициенты  $\lambda_i$  зависят от  $y_i$  – вектора меток класса принадлежности и от значения скалярных произведений  $\varphi(x_i)$ ,  $\varphi(x_j)$ . Таким образом, для нахождения решающей функции необходимо знать значения скалярных произведений. Преобразования данных определяются функцией-ядром:  $K(x, y) = [\varphi(x), \varphi(y)]$ . В случае линейной классификации SVM ядро имеет вид:  $K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$ .

В 1992 г. был предложен способ по переходу к нелинейной классификации SVM путем применения нелинейной функции-ядра [8, 13]. Данный подход делает возможным поиск оптимальной разделяющей гиперплоскости в преобразованном пространстве признаков. В настоящей работе в качестве функции-ядра применена радиальная базисная функция Гаусса:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \text{ для } \gamma > 0.$$

Классификатор на основе SVM стал золотым стандартом в классификации паттернов мозговой активности. В данной работе реализовано два типа классификации: линейная классификация и нелинейный подход с использованием радиальной базисной функции.

Работа классификатора делится на два этапа: обучение и тестирование. Все данные предварительно делятся на обучающую и тестовую выборки. На первом этапе на классификатор подается обучающая выборка с присвоенными экспериментатором метками классов, и классификатор строит модель, описывающую разделение выборки на заданные классы. На втором этапе происходит проверка адекватности построенной модели: на классификатор подается тестовая выборка (несодержащая меток классов), в которой он распознает принадлежность паттернов ЭЭГ к возможным классам. Далее определяется 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. В данной работе для классификации использовалась библиотека LIBSVM [6] для MATLAB. Были реализованы классификаторы на основе двух модификаций SVM: линейный и с радиальной базисной функцией (RBF SVM).

Точность классификации сложных временных рядов, таких как сигналы ЭЭГ, зависит от взаимного сочетания выделенных признаков и классификатора. С целью сопоставительного анализа различных подходов было реализовано два варианта генерации признаков – по единственной пробе и по накопленным пробам. Накопление проб путем суммирования нескольких образцов сигналов одного типа движений направлено на увеличение соотношения «сигнал-шум», т.е. на выделение слабого управляющего сигнала. Подход основан на том факте, что связанный с событием сигнал повторяется в серии проб в рамках одной сессии, а математическое ожидание сигнала фонового состояния стремится к нулю. В эксперименте реализовано несколько вариантов накопления проб – по 3, 5, 10, 20 образцов, а также без накопления. Необходимо отметить, что метод накопления проб имеет регрессионные свойства, что приводит к нивелированию индивидуальных особенностей сигналов, оставляя лишь их общий тренд.

Непосредственно передаваемые на классификатор признаки рассчитывались в три этапа. На первом преобразованный сигнал отведений С3 и Cz, накопленный в соответствии с вариантом текущего эксперимента, разбивался на перекрывающиеся временные интервалы шириной 160 мс. Величина перекрытия составляла половину ширины окна. На втором этапе рассчитывалась площадь под кривой сигнала в каждом из анализируемых каналов в окнах, определенных на первом этапе. На третьем этапе полученные признаки объединялись в один вектор признаков, состоящий из 38 значений (по 19 признаков для каждого отведения), который подавался на классификатор.

Обучение классификатора проводилось для каждого испытуемого на выборке из паттернов ЭЭГ, соответствующих четырем типам выполняемых заданий. Для обучения использовали 60 %, для тестирования – 40 % выборки.

**Результаты исследования.** Метод накопления проб путем суммирования нескольких образцов сигналов одного типа движений позволил выделить характерные

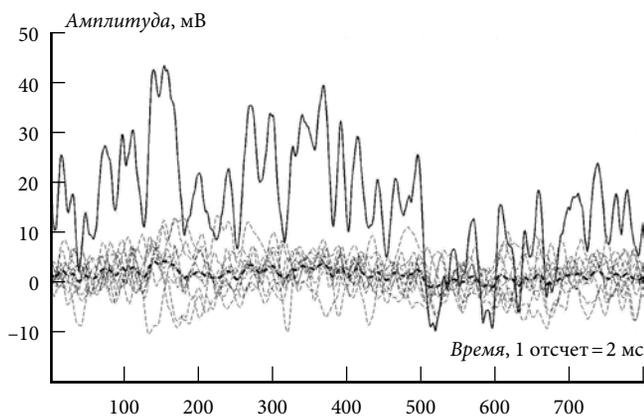


Рис. 2. Сигналы ЭЭГ для отведения С3:

пунктирная линия – воображаемое движение указательным пальцем, сплошная линия – накопленный по 10 пробам сигнал, пунктирная линия с точкой – среднее по 10 пробам.

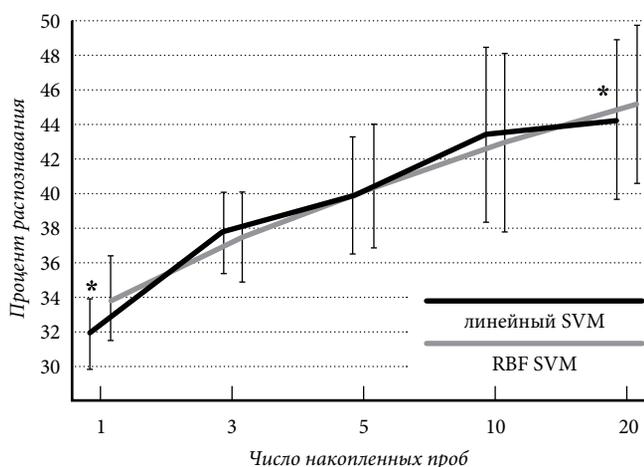


Рис. 3. Эффективность распознавания в зависимости от числа накопленных проб:

\* – статистически достоверные различия в точности классификации с помощью линейного и радиального SVM.

точки, общие для суммируемых сигналов. На рис. 2 представлены 10 физиологических сигналов, соответствующих воображаемому движению указательным пальцем в интервале 1600 мс для отведения С3, а также накопленный и усредненный сигналы, являющиеся их суммой и средним, соответственно.

Точность классификации методом SVM паттернов ЭЭГ в зависимости от числа проб, используемых для накопления, представлена в табл. 1 и 2. Методом линейного SVM максимальная точность распознавания составила  $58,1 \pm 5,5\%$ , минимальная –  $25,8 \pm 4,9\%$ . В целом, можно отметить, что для 5 из 6 испытуемых при увеличении количества накапливаемых проб сигнала происходило значительное увеличение точности классификации (в среднем с  $31,9 \pm 5,0$  до  $44,3 \pm 11,5\%$ ). В табл. 2 представлена точность классификации метода опорных векторов с применением RBF SVM. Здесь максимальная точность распознавания составила  $57,8 \pm 5,8\%$ , минимальная –  $26,1 \pm 5,4\%$ .

Точность классификации методом опорных векторов с применением RBF SVM показала такую же

Таблица 1  
Средняя точность классификации паттернов ЭЭГ для четырех типов проб линейным SVM, %

| Испытуемый | Накопление проб |                |                |                 |                 |
|------------|-----------------|----------------|----------------|-----------------|-----------------|
|            | 1               | 3              | 5              | 10              | 20              |
| 1          | $35,8 \pm 6,8$  | $43,1 \pm 6,2$ | $47,1 \pm 5,7$ | $56,0 \pm 6,0$  | $58,1 \pm 5,5$  |
| 2          | $31,6 \pm 9,1$  | $33,3 \pm 4,7$ | $31,0 \pm 5,4$ | $28,4 \pm 6,5$  | $29,8 \pm 4,1$  |
| 3          | $38,2 \pm 7,1$  | $46,4 \pm 6,0$ | $52,3 \pm 6,7$ | $59,6 \pm 5,7$  | $56,5 \pm 4,9$  |
| 4          | $33,6 \pm 6,1$  | $35,1 \pm 5,2$ | $37,3 \pm 4,2$ | $38,8 \pm 5,7$  | $40,4 \pm 4,6$  |
| 5          | $26,6 \pm 3,8$  | $37,8 \pm 5,0$ | $39,7 \pm 6,8$ | $44,1 \pm 5,7$  | $46,2 \pm 5,3$  |
| 6          | $25,8 \pm 4,9$  | $30,9 \pm 4,8$ | $32,4 \pm 6,6$ | $33,2 \pm 6,6$  | $34,7 \pm 5,3$  |
| Среднее:   | $31,9 \pm 5,0$  | $37,8 \pm 6,0$ | $40,0 \pm 8,3$ | $43,4 \pm 12,4$ | $44,3 \pm 11,5$ |

Таблица 2  
Средняя точность классификации паттернов ЭЭГ для четырех типов проб RBF SVM, %

| Испытуемый | Накопление проб |                |                |                 |                 |
|------------|-----------------|----------------|----------------|-----------------|-----------------|
|            | 1               | 3              | 5              | 10              | 20              |
| 1          | $35,8 \pm 4,6$  | $42,5 \pm 5,9$ | $46,9 \pm 5,7$ | $55,3 \pm 5,2$  | $57,4 \pm 6,3$  |
| 2          | $33,5 \pm 7,6$  | $31,2 \pm 5,0$ | $30,7 \pm 6,2$ | $27,6 \pm 5,4$  | $30,3 \pm 3,5$  |
| 3          | $41,9 \pm 6,0$  | $47,1 \pm 6,0$ | $54,2 \pm 7,3$ | $60,2 \pm 5,4$  | $57,8 \pm 5,8$  |
| 4          | $38,1 \pm 6,2$  | $35,9 \pm 5,2$ | $37,6 \pm 5,3$ | $38,5 \pm 5,4$  | $42,9 \pm 5,4$  |
| 5          | $28,1 \pm 6,4$  | $37,2 \pm 5,9$ | $40,8 \pm 6,5$ | $42,6 \pm 4,3$  | $46,9 \pm 6,7$  |
| 6          | $26,1 \pm 5,4$  | $30,8 \pm 4,4$ | $32,5 \pm 6,1$ | $33,6 \pm 4,5$  | $35,5 \pm 4,4$  |
| Среднее:   | $33,9 \pm 6,0$  | $37,5 \pm 6,4$ | $40,5 \pm 8,9$ | $43,0 \pm 12,6$ | $45,1 \pm 11,2$ |

зависимость от количества накопленных проб, как и методом линейного SVM. Следует отметить, что в обоих случаях точность распознавания превышала статистически случайный порог (более 25 % при классификации 4 классов), возрастала по мере увеличения числа накапливаемых проб и составляла в среднем  $44,7 \pm 11,4\%$  при суммировании 20 проб.

При помощи дисперсионного анализа ANOVA для повторных измерений оценивалось влияние факторов «тип классификатора» (два типа: линейный SVM и RBF SVM) и «число накопленных проб» (5 градаций фактора). Достоверные отличия были получены для фактора «число накопленных проб»:  $F[4,20]=7,2$ , а также для взаимодействия факторов «тип классификатора» и «число накопленных проб»:  $F[4,20]=7,5$ . Средние точности классификации с помощью линейного и радиального SVM были сопоставимы для накоплений: 3, 5 и 10 проб. Вместе с тем, значимые различия были получены для точности распознавания 1 и 20 накопленных проб. В этих случаях RBF SVM был точнее в распознавании и различении сигнала (рис. 3).

**Обсуждение полученных данных.** В работе показана принципиальная возможность различения паттернов ЭЭГ реальных и воображаемых движений пальцев одной руки с помощью классификатора на базе метода опорных векторов. Точности классификации двух реализаций

этого метода: линейного и на основе базисной радиальной функции, показали общую динамику возрастания при увеличении числа накапливаемых проб.

Значимые различия в точности классификации линейного SVM и RBF SVM были получены только для классифицируемого сигнала в отдельных пробах и накопления в двадцать проб. В целом, оба классификатора продемонстрировали возрастающую точность с увеличением числа накапливаемых проб, что предполагает возможность использования любой из двух рассмотренных модификаций SVM для решения задачи классификации воображаемых движений пальцев. Вместе с тем, чуть более высокую точность распознавания продемонстрировал подход с использованием RBF SVM. В целом, он имеет существенное преимущество перед линейным SVM, так как является инструментом классификации линейно неразделимых пространств признаков. Полученный процент распознавания паттернов воображаемых и реальных движений пальцев одной руки близок к известным по литературным данным результатам для классификации реальных движений пальцев [12]. Использование ЭЭГ-паттернов воображаемых движений в качестве управляющих сигналов в ИМК может существенно повысить число степеней свободы данных систем, однако для применения на практике необходимо повышение точности классификации при минимизации количества накапливаемых сигналов.

Полученные различия в точности классификации биоэлектрического сигнала у разных испытуемых могут быть связаны с индивидуальной вариабельностью биоэлектрической активности мозга, с отличиями во времени реакции, скорости мышления, специфике реализации воображаемых и реальных движений пальцев. Данные факторы необходимо учитывать для обеспечения индивидуального подхода в управлении компьютерными и машинными средствами реабилитации. Индивидуальные характеристики пациентов, разный уровень нейродинамической пластичности (в том числе, выраженность определенного ритма в спектре ЭЭГ [4]), могут быть определяющими в «нейро-обучении» управлению реабилитационными механизмами. В частности, в литературе описаны три типа пластичности нейродинамических процессов человека, характеризующие различные способности людей разных типов (с высоким, средним и низким уровнем пластичности) управлять частотными и амплитудными характеристиками собственного ЭЭГ-сигнала [3]. При этом в реализации задач ИМК этап обучения человека регулировать свое состояние необходимо. Таким образом, предварительная оценка особенностей биоэлектрического сигнала может иметь прогностическую ценность, например, для выбора минимального количества процедур подготовительного обучения для дальнейшего управления реабилитационными механизмами. Межсубъектная вариабельность во времени возникновения и длительности потенциалов, специфика их рисунка также должны быть учтены

при индивидуальном выборе временного интервала для распознавания и классификации ЭЭГ-сигнала. Для повышения результативности распознавания также целесообразно рассмотрение дополнительных параметров сигнала: пространственных характеристик (при рассмотрении сигналов в дополнительных ответвлениях), частотных характеристик (анализ частотных составляющих сигнала), и временных характеристик (при выборе оптимального окна анализа).

Таким образом установлена большая точность распознавания ЭЭГ-паттернов, связанных с реальными и воображаемыми движениями пальцами одной руки, методом опорных векторов на основе RBF SVM, по сравнению с линейным SVM при единичных реализациях и при наибольшем рассматриваемом накоплении сигнала (20 проб). Для использования воображаемых движений в качестве управляющего сигнала в ИМК необходимо повысить процент правильного распознавания единичных проб, в то время как для задач восстановления двигательных функций после инсультов в качестве сигнала обратной связи могут использоваться результаты по классификации накопленного сигнала (с большей точностью распознавания).

*Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ 13-01-12059 офи-м.*

#### Литература

- Каплан А.Я., Кочетова А.Г., Шишкин С.Л. [и др.]. Экспериментально-теоретические основания и практические реализации технологии «интерфейс мозг – компьютер» // Бюллетень сибирской медицины. 2013. Т. 12, № 2. С. 21–29.
- Фролов А.А., Бирюкова Е.В., Бобров П.Д. [и др.]. Принципы нейрореабилитации, основанные на использовании интерфейса «мозг-компьютер» и биологически адекватного управления экзоскелетом // Физиология человека. 2013. Т. 39, № 2. С. 99–113.
- Сороко С.И. Нейрофизиологические механизмы индивидуальной адаптации человека в Антарктиде. Л.: Наука, 1984. 152 с.
- Сороко С.И., Трубочев В.В. Нейрофизиологические и психофизиологические основы адаптивного биоуправления. СПб.: Политехника-сервис, 2010. 607 с.
- Blankertz B., Tangermann M., Vidaurre C. [et al.]. Berlin brain-computer interface: non-medical uses of BCI technology // Frontiers in neuroscience. 2010. Vol. 4, No. 198. P. 17.
- Chang C.-C., Lin C.-J. LIBSVM: a library for support vector machines // ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology. 2011. URL: <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm> (дата обращения 12.02.2014).
- Kaiser V., Kreilinger A., Müller-Putz G. R., Neuper Ch. First steps toward a motor imagery based stroke BCI: new strategy to set up a classifier // Frontiers in Neuroscience. 2011. Vol. 5, No. 86. P. 10.
- 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. P. 1–24.
- Miller K.J., Zanos S., Fetz E.E. [et al.]. Decoupling the cortical power spectrum reveals real-time representation of individual finger movements in humans // The Journal of Neuroscience. 2009. Vol. 29 (10). P. 3132–3137.
- Morash V., Bai O., Furlani S. [et al.]. Classifying EEG signals preceding right hand, left hand, tongue, and right foot movements and motor imageries // Clinical Neurophysiology 2008. Vol. 119. P. 2570.
- 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. P. 668–677.
12. Quandt F, Reichert C, Hinrichs H. [et al.]. Single trial discrimination of individual finger movements on one hand: A combined MEG and EEG study // *Neuroimage*. 2012. Vol. 59. P. 3316–3324.
13. Vapnik V.N. An overview of statistical learning theory // *IEEE Transact. on Neural Networks*. 1999. Vol. 10, No. 5. P. 988–999.
14. Wolpaw J.R., Birbaumer N., McFarland D.J. [et al.]. Brain-computer interfaces for communication and control // *Clin. Neurophysiol.* 2002. Vol. 113. P. 767–791.
15. 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, Art. ID 243257. 10 p.

Поступила в редакцию 11.03.2014.

#### Классификация электроэнцефалографических паттернов воображаемых и реальных движений пальцев одной руки методом опорных векторов

К.М. Сонькин<sup>1</sup>, Л.А. Станкевич<sup>1</sup>, Ю.Г. Хоменко<sup>1,2</sup>, Ж.В. Нагорнова<sup>3,4</sup>, Н.В. Шемякина<sup>3,4</sup>

<sup>1</sup> Санкт-Петербургский государственный политехнический университет (195251, С.-Петербург, ул. Политехническая, 29),

<sup>2</sup> Институт мозга человека (197376, С.-Петербург, ул. Академика Павлова, 9), <sup>3</sup> Институт эволюционной физиологии и биохимии (194223, С.-Петербург, пр-т Тореза, 44), <sup>4</sup> Санкт-Петербургский институт внешнеэкономических связей экономики и права (191014, С.-Петербург, Литейный пр-т, 42)

**Резюме.** Рассматривается проблема распознавания воображаемых и реальных движений пальцев одной руки по паттернам электроэнцефалографии (ЭЭГ). В исследовании приняли участие 6 здоровых испытуемых. Для классификации паттернов была выбрана биоэлектрическая активность в сенсомоторной коре (отведения С3, Сz) в полосе пропускания 0,53–30 Гц и временном окне 1600 мс (450 мс после предъявления разрешающего стимула). Произведена оценка точности классификации паттернов ЭЭГ, соответствующих реальным и воображаемым движениям большого и указательного пальцев, с помощью метода опорных векторов с использованием линейной и радиальной базисной функций. Показана возможность различения паттернов воображаемых движений пальцев одной руки на основе метода опорных векторов (средняя точность  $44,7 \pm 11,4\%$  при суммировании 20 проб).

**Ключевые слова:** интерфейс «мозг–компьютер», линейный метод опорных векторов, радиальная базисная функция.

УДК 615.28:615.1:658 (571.62)

## АНТИМИКРОБНЫЕ ПРЕПАРАТЫ ДЛЯ СИСТЕМНОГО ПРИМЕНЕНИЯ НА ФАРМАЦЕВТИЧЕСКОМ РЫНКЕ г. ХАБАРОВСКА: ФАРМАКОЭКОНОМИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ

Ю.С. Волкова, Е.В. Слободенюк

Дальневосточный государственный медицинский университет (680000, г. Хабаровск, ул. Муравьева-Амурского, 35)

**Ключевые слова:** анатомо-терапевтически-химическая классификация, международные непатентованные наименования, торговые наименования, ABC-анализ.

#### ANTIMICROBIALS FOR SYSTEMIC USE IN THE PHARMACEUTICAL MARKET IN KHABAROVSK: PHARMACOECONOMIC ANALYSIS

Yu.S. Volkova, E.V. Slobodenyuk

Far Eastern State Medical University (35 Muraveva-Amurskogo St. Khabarovsk 680000 Russian Federation)

**Background.** The research of pharmaceutical market of the antimicrobials (AM) is an important part for the treatment quality control of infections and prophylaxis of the antibiotic resistance.

**Methods.** The authors have carried out ABC analysis of the AM market in Khabarovsk for the years 2009–2012.

**Results.** The analysis found 337 items of AM making 67 international nonproprietary names.

**Conclusions.** The largest share of sales of the AM were macrolides and lincosamides (J01F), beta-lactam antibiotics – penicillins (J01C) and antimicrobials – quinolone derivatives (J01M). Among international nonproprietary names the major were azithromycin, amoxicillin and amoxicillin-clavulanate, which came into Group A according to ABC analysis.

**Keywords:** anatomical therapeutic chemical classification system, international nonproprietary name, ABC analysis.

Pacific Medical Journal, 2014, No. 2, p. 35–37.

Антимикробные препараты (АМП) – важная фармакотерапевтическая группа, уникальность которой заключается в том, что точкой ее приложения является не организм пациента, а патогенный микроорганизм. Эффективность этих препаратов может снижаться со

временем, так как микроорганизмы видоизменяются и приспосабливаются к опасному для них агенту. Таким образом, опасность развития резистентности возникает не только для конкретного пациента, но и для других людей.

Исследование фармацевтического рынка АМП является важной частью контроля качества терапии инфекций и профилактики развития антибиотикорезистентности. В валовой рецептурной структуре на долю этих препаратов приходится от 3 до 25 %, а в объеме аптечных продаж доля АМП доходит до 12 % [6]. Сведения о продажах отражают использование антимикробных средств стационарами, их назначение в амбулаторной практике, а также при самолечении. Последнее наиболее актуально, так как 82,3–91,1 % семей имеют в своих аптечках АМП, половина из которых могут вызвать тяжелые нежелательные эффекты [1, 7].

По данным DSM Group [6–10], с 2010 по 2012 г. группа J «Противомикробные препараты для системного применения» занимала 6–7-е место в общей структуре продаж готовых лекарственных форм на российском фармацевтическом рынке, что составляло 6,9–7,3 %. За этот период наблюдался ежегодный прирост доли исследуемой группы в денежном эквиваленте. Группа противомикробных препаратов для системного применения представлена в перечне жизненно необходимых

Волкова Юлия Сергеевна – преподаватель кафедры фармакологии и клинической фармакологии ДВГМУ; e-mail: zubami-schelk@mail.ru