

УДК 612.743, 612.817.2

doi: 10.26102/2310-6018/2019.24.1.017

Р.Ю. Будко, Н.Н. Чернов, Н.А. Будко, А.Ю. Будко
**РАСПОЗНАВАНИЕ ЭЛЕКТРОМИОГРАММЫ ПРЕДПЛЕЧЬЯ
И ВЫБОР ЖЕСТОВ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ПРОТЕЗОМ**
ФГБОУ ВО «Южный федеральный университет»
Таганрог, Россия

Актуальность настоящего исследования обусловлена одной из главных проблем, существующих на сегодня области построения интерфейсов человек-машина – это создание эффективной системы управления, непосредственно взаимодействующей с пользователем и внешними устройствами замещения функций (протезы, инвалидные коляски и т.д.). В связи с этим, данная работа посвящена исследованию возможности использования физиологических жестов из повседневной жизни человека для управления протезом при сохранности предплечья не менее чем на треть. Ведущим подходом к исследованию данной проблемы является применение методов статистической обработки экспериментальных данных, цифровой обработки сигналов, алгоритмов машинного обучения и распознавания образов. Данный подход позволяет комплексно исследовать электромиограмму (ЭМГ) предплечья при совершении произвольных движений на разных уровнях реализации системы миоуправления. В статье представлены результаты исследования ЭМГ, записанной для 11 произвольных движений с группы испытуемых, описана процедура предобработки ЭМГ и выделение характерных признаков для распознавания сигнала, раскрыт способ классификации движений посредством искусственной нейронной сети на основе радиальных базисных функций (РБФ). Были выявлены восемь наиболее пригодных для классификации движений и ранжированы по точности классификации: расслабление (как нулевое движение), раскрытие кисти, кулак, сгибание кисти, супинация кисти, разгибание кисти, пронация кисти, щепоть. Материалы статьи представляют практическую ценность для построения систем, основанных на интерфейсе «человек-машина», а также для задач классификации в приложениях электрофизиологии.

Ключевые слова: электромиограмма, протез, биоуправление, интерфейс человек-машина, машинное обучение, искусственные нейронные сети

Введение. На сегодняшний день в области создания роботизированных протезных систем можно выделить несколько трудностей.

Первая – ограниченный набор жестов в современных серийно выпускаемых протезах. В основном миоэлектрические протезы производителей включают в себя две основные функции – сжатие и разжатие кисти. При этом в сложных технических решениях, таких как протез *Webionic3*, переключение между хватами протеза (которых доступно 14) осуществляется с помощью комбинаций этих двух движений. Это повышает когнитивную нагрузку на пользователя и приводит к повышению времени срабатывания системы.

Вторая трудность: в случае, если инвалид уже обучен использовать один протез с определенной системой управления, то освоение другого протеза непростая и зачастую весьма сложная задача. Также на процесс овладения протезом сильно влияет степень развитости суставно-мышечного чувства пациента, которая варьирует в довольно широких пределах у разных лиц [1].

Для повышения эффективности управления протезом авторами предложена система управления, основанная на многоканальной регистрации ЭМГ сигнала в районе предплечья [2] и обработки сигнала методами цифровой фильтрации и машинного обучения.

Задачей данного исследования являлась классификация различных схватов и оценка возможности их использования для управления протезом верхней конечности.

Материалы и методы. Рука здорового человека имеет 27 степеней подвижности относительно надплечья. 20 степеней подвижности приходится на кисти, а остальные 7 степеней на другие сегменты верхней конечности [3].

По данным предыдущих исследований, ранжированный ряд (по степени важности для самообслуживания) типов движения кисти в весовом отношении можно представить следующим списком:

1. Кулак;
2. Раскрытие кисти;
3. Сгибание кисти;
4. Разгибание кисти;
5. Щепоть;
6. Сгибание указательного пальца;
7. Сгибание среднего пальца;
8. Сгибание безымянного пальца;
9. Супинация кисти;
10. Пронация кисти;
11. Расслабление.

В исследовании приняли участие 11 человек, 5 женщин и 6 мужчин в возрасте от 23 до 61 года, без заболеваний, связанных с нарушениями двигательной активности.

Команда по выполнению жестов в течение записи сигнала представлялась на экране монитора в виде фотографии каждого жеста, как показано на Рисунке 1:

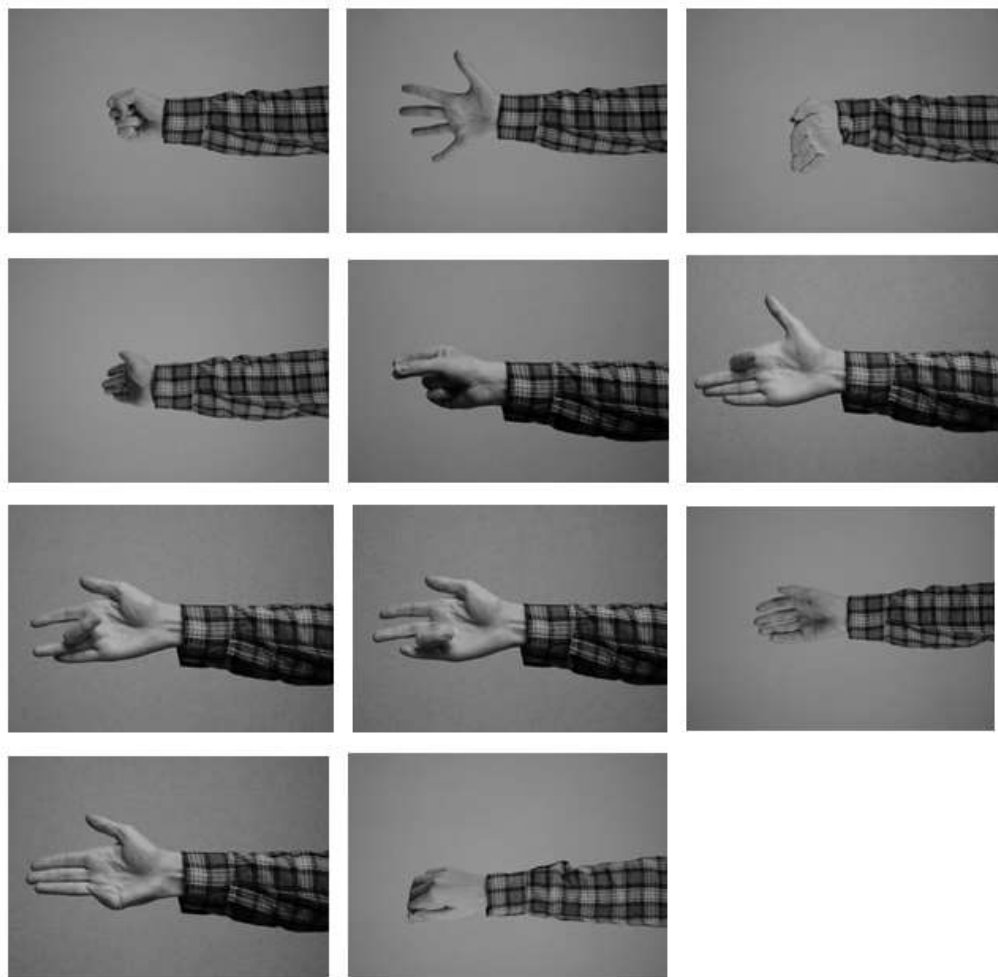


Рисунок 1 – Жесты, для которых была записана электромиограмма

Регистрация ЭМГ выполнялась с помощью сертифицированного усилителя NVX24, предназначенного для электрофизиологических исследований. Сигнал регистрировался по восьми каналам круглыми поверхностными самоклеящимися электродами Ag/AgCl диаметром 32 мм. Electrodes were fixed around the circle 3 centimeters below the elbow joint, imitating a bracelet. The number of channels was chosen based on the results of previous studies on a similar topic [5,6].

Сигнал снимался биполярным способом, при этом расстояние между электродами составляло 2 см, референтный электрод размещался на запястье другой руки.

Передача и запись данных производились в среде Matlab по протоколу LSL (Поток данных для проекта Lab Streaming Layer. Обеспечивает синхронизированную по времени передачу данных по протоколу TCP для работы систем реального времени).

Перед записью данных все участники обучались исследуемым жестам 1-11.

Поверхность кожи была обработана спиртосодержащим средством для улучшения проводимости. Чтобы получить сигнал с большей амплитудой и уменьшить влияние помех, электроды обычно размещают над брюшком мышцы, однако, по данным предыдущих исследований, расположение электродов в виде «браслета» вокруг предплечья с размещением одного из каналов над «опорной точкой», например, лучевым разгибателем запястья (*carpi radialis*), дает незначительное снижение точности по сравнению с избирательным размещением каждого канала из-за близости мышц предплечья и сильного взаимного влияния его двигательных единиц [7].

Каждый испытуемый обучался выполнению схватов, затем согласно команде на экране совершал каждый хват 5 раз подряд по 2 секунды активного усилия, с 5-секундным отдыхом между схватами для предотвращения влияния мышечной усталости. Жесты отображались в случайном порядке в разных сеансах исследования.

Существуют различные алгоритмы и способы для выделения характерных признаков сигнала во временной и частотной областях. Но чтобы получить наиболее надежные результаты, выделяемый из необработанных данных признак должен характеризоваться достаточным количеством информации для отображения наиболее информативной части сигнала и одновременно давать преимущества в скорости вычислений.

В настоящей работе к оценке эффективности используемых признаков применялся критерий производительность нейронной сети как наиболее важный для приложений реального времени. В соответствии с предыдущими результатами авторов статьи, для комфортного использования системы с миоуправлением время классификации должно занимать не более 250 мс. Вторым критерием удобства является точность распознавания (которая представляет собой процентное отношение случаев верной классификации ко всем исследуемым случаям), которая должна быть не ниже 80%, как показано в [8]. Чтобы повысить точность классификации схвата и предотвратить ложное срабатывание протеза на этапе предобработки сигнала вычисляется средняя длительность превышения порогового значения ЭМГ-сигнала в окне данных в режиме реального времени, затем после центрирования и нормализации полученного сигнала принимается решение о возникновении управляющего сигнала.

Условием возникновения активного сигнала (соответствующего началу активного выполнения жеста) в данной работе было принято

достижение амплитуды 30% от максимального значения (максимальное значение было задано в настройках программы).

На Рисунке 2 представлены полностью все записанные сигналы после удаления выбросов по всем участникам:

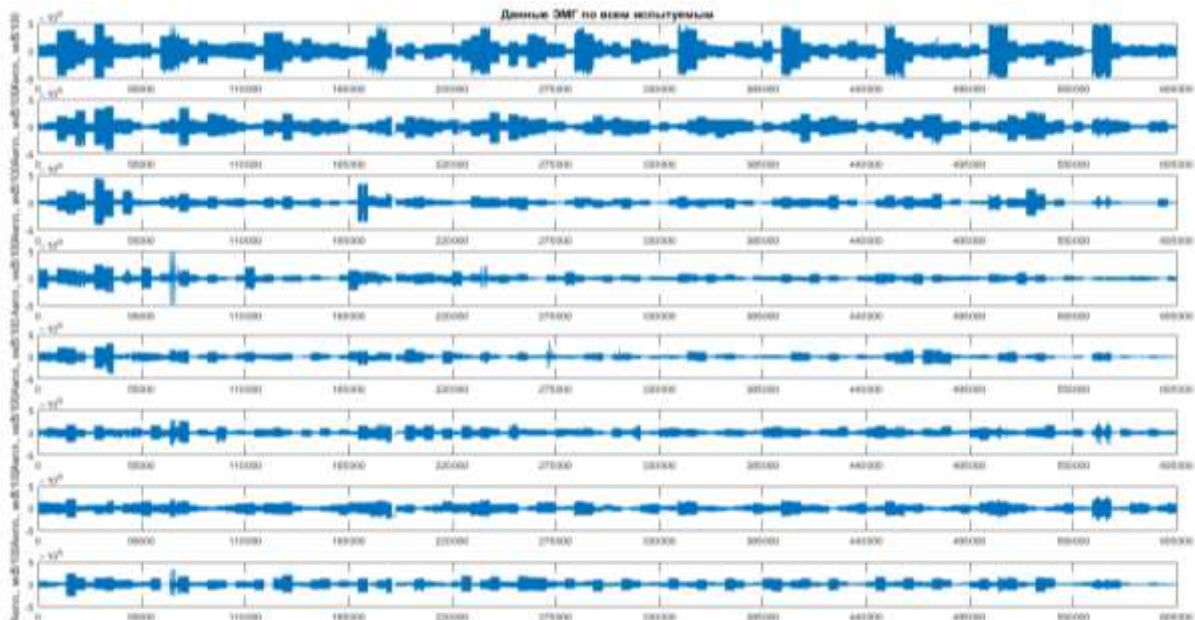


Рисунок 2 – Отображение всех жестов по всем участникам

На данном графике последовательно отображены данные по участнику 1, 2 и т.д., порядок жестов соответствует списку выше.

Для получения сигнала, пригодного для классификации необходимо извлечь характерные признаки, или особенности сигнала. Для этого была рассчитана оконная функция неперекрывающимся окном сегментами длиной 250 мс. Далее полученные значения нормируются следующим образом:

$$X = x_i / \max(X) \quad (1)$$

где X - массив данных сигнала, x_i - i -е значение сигнала;

И центрируются:

$$X = x_i - x_{cp} \quad (2)$$

где x_{cp} - среднее арифметическое сигнала X .

Для каждого сегмента было вычислено его максимальное значение по формуле:

$$x_k = \max|x_i| \quad (3)$$

где x_k - k -й сегмент сигнала, x_i - i -е значение сегмента.

Таким образом, был получен входной вектор признаков (по которому осуществляется классификация жестов) для каждого канала, с более низкой размерностью, чем у исходного сигнала (в зависимости от ширины окна): вектор длиной k вместо первоначального вектора длиной $k*i$, что снижает вычислительную нагрузку на микроконтроллер. Размерность понижается за счет того, что находят одно значение среди i значений.

В данном исследовании для создания вектора признаков также был использован критерий Пиковые значения, рассчитанный в скользящем окне по формуле (1).

На Рисунке 3 представлены те же данные, что и на Рисунке 2, но после предобработки описанным выше способом:

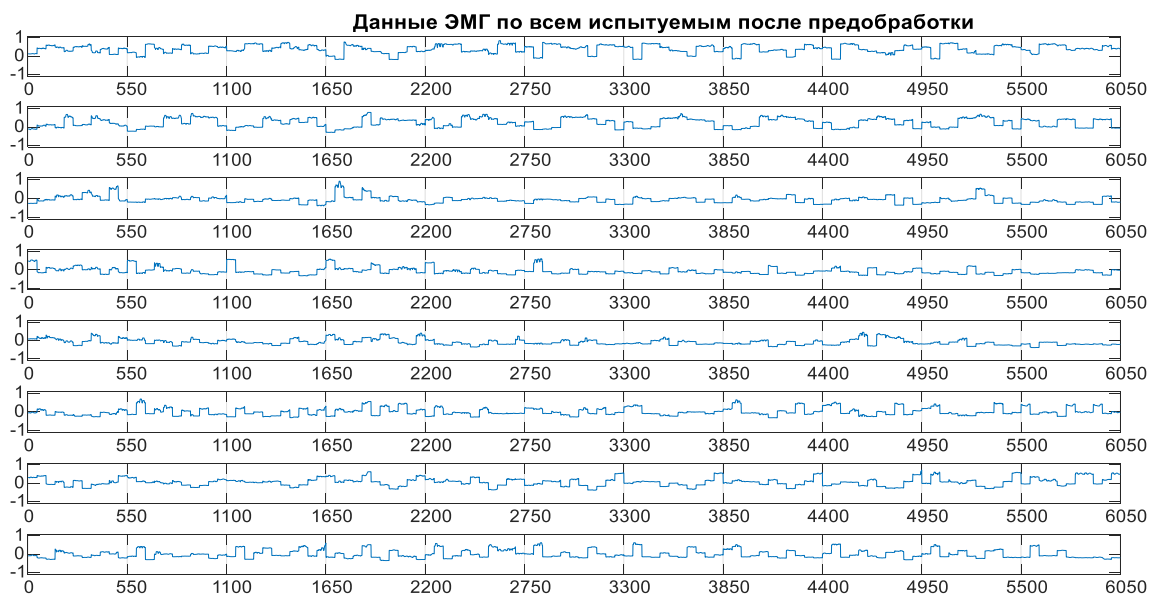


Рисунок 3 – Отображение всех жестов по всем участникам после предобработки

Рассмотрим подробнее сигнал по первому жесту, как показано на Рисунке 4:



Рисунок 4 – Запись жеста «Кулак» для 11-ти участников после предобработки

После выделения характерных признаков и создания на их основе входного вектора признаков полученный массив подается на вход классификатора. Чтобы успешно классифицировать движения, данные из полученного на предыдущем этапе массива должны быть классифицированы в различные классы. При этом на точность классификатора не должны оказывать заметного влияния факторы, возникающие в процессе снятия ЭМГ: артефакты движений, смещение расположения электродов, влияние пота и усталости [9].

В данном исследовании таким классификатором являлась искусственная нейронная сеть на основе радиальных базисных функций, эффективность работы которой показана в работах авторов [10-11].

Для каждого участника был получен набор данных размерностью $8 \times N$ (где 8 - число каналов, N - число обучающих данных), сформированный посредством описанного выше метода сегментации.

Во входном слое сети количество нейронов было равно размерности вектора признаков (который в данном случае равен числу каналов передачи данных с датчиков), который в данном случае равен восьми: $x_i, i=1, 2 \dots 8$. В скрытом слое, для которого количество нейронов не было заранее определено, так как эти нейроны формируются в процессе обучения, был разделен на одиннадцать субскрытых слоев (по количеству классов в обучающих данных - одиннадцать схватов). На выходе классификатора число нейронов также было равно количеству классов в наборе обучающих данных (одиннадцать нейронов).

Результаты. В данном разделе приведены результаты классификации жестов описанным выше способом. Классификация

проводилась в среде Matlab 2017a. Были проанализированы общие данные по всем участникам. На Рисунке 5 представлена матрица ошибок.

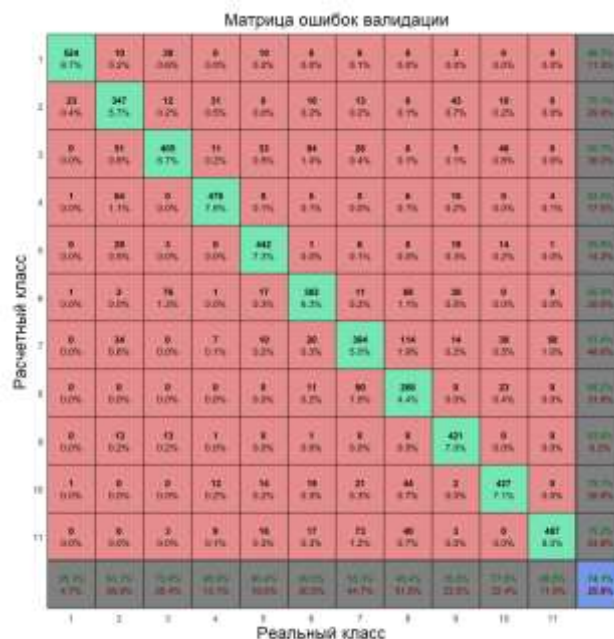


Рисунок 5 – Матрица ошибок тестирования классификатора

Для получения достоверных результатов каждый набор данных был перемешан, а затем поделен на наборы в соотношении 2:1:1 (по числу обучающих данных N) с данными для этапов обучения, тестирования и контроля соответственно.

Матрица ошибок на Рисунке 6 определена для целевых и выходных данных в целевом (target class) и выходном (output class) классах соответственно. В данном случае для матрицы ошибок строки соответствуют прогнозируемому классу (выходной класс), а столбцы показывают истинный класс (целевой класс). Диагональные ячейки отображают сколько (и какой процент) примеров были правильно оценены классификатором. То есть, какой процент истинных и предсказанных классов совпадает. Вне диагональных ячеек показано, в каких случаях классификатор допустил ошибки. Столбец в правой части графика показывает точность для каждого прогнозируемого класса, а строка в нижней части графика показывает точность для каждого истинного класса. Ячейка в правом нижнем углу графика показывает общую точность.

Из Рисунка видно, что точность распознавания на этапе валидации составила 74,1% для всех схватов.

Обсуждение. Итоговые данные классификации для всех участников в среднем были ранжированы по точности распознавания в порядке убывания, как показано в Таблице 1.

Видно, что некоторые для некоторых жестов точность оказалась очень низкой. Наименьшая точность была достигнута для жестов «сгибание указательного пальца», «сгибание среднего пальца» и «сгибание безымянного пальца». Данные жесты были исключены из выборки, и снова поданы на классификатор, уже с меньшим числом выходов.

Таблица 1 – Точность распознавания по каждому жесту для всех испытуемых

Жест	Точность распознавания, %
Кулак	95,3
Расслабление	88,5
Раскрытие кисти	86,9
Супинация кисти	80,4
Сгибание кисти	77,6
Разгибание кисти	76,5
Пронация кисти	73,6
Щепоть	69,5
Сгибание безымянного пальца	63,1
Сгибание среднего пальца	55,3
Сгибание указательного пальца	48,4

Из Таблицы 1 видно, что точность распознавания некоторых жестов оказалась низкой. Чтобы повысить качество работы системы, было исследована точность классификатора при определении первых 8 схватов, показавших наилучший результат. Полученная точность распознавания для оставшихся восьми жестов отображена в Таблице 2, по всем участникам в среднем:

Таблица 2 – Точность распознавания по каждому жесту для данных с предобработкой

Жест	Точность распознавания, %
Расслабление	98,3
Раскрытие кисти	95,4
Кулак	90,9
Сгибание кисти	89,2
Супинация кисти	88,4
Разгибание кисти	86,6
Пронация кисти	86,5
Щепоть	84,8

Из Таблицы 2 видно, что в итоге точность распознавания каждого схвата возросла, но при этом сместились позиции схватов в ранжированном

списке. Это говорит о том, что движения пальцев обладают низкой пригодностью для классификации с помощью ЭМГ предплечья и при этом наличие данных классов отрицательно влияет на точность распознавания других схватов. Следовательно, схваты из Таблицы 2 можно рекомендовать для использования в системах биоуправления.

Заключение. Проведено исследование электромиограммы предплечья, а также осуществлена классификация 11 жестов, выполняемых пользователем произвольно.

В результате был получен ранжированный ряд жестов, который можно рекомендовать при создании систем миоуправления. Также результаты данного исследования могут использоваться при создании протеза предплечья для инвалидов с высоким уровнем ампутации предплечья, при условии наличия остаточной активности и чувствительности сохранившегося сегмента.

В качестве развития данного направления исследований авторами предполагается исследование на большей выборке испытуемых, исследование с использованием беспроводного канала связи и исследование на лицах с ампутацией кисти и части предплечья.

ЛИТЕРАТУРА

1. Pylatiuk C., Mueller-Riederer M., Kargov A., S. Schulz, O. Schill, M. Reischl, G. Bretthauer, Comparison of surface EMG monitoring electrodes for long-term use in rehabilitation device control, in: IEEE 11th International Conference on Rehabilitation Robotics, vols. 1 and 2, ICORR, Kyoto, Japan, June 23–26, 2009, pp. 348–352, <http://dx.doi.org/10.1109/ICORR.2009.5209576>;
2. Способ и система управления интеллектуальной бионической конечностью [Текст]: пат. RU2635632C1; Иванюк Н.М., Каримов В.Р., Будко Р.Ю., Гронский П.В., Клейман С.М.;
3. Oskoei M.A., Hu H., Myoelectric control systems – a survey, Biomed. Signal Process. Control (2007) 275–294, <http://dx.doi.org/10.1016/j.bspc.2007.07.009>;
4. Большаков В. А., Буров Г. Н. К вопросу формирования системы управления протезом при ампутационных дефектах в пределах предплечья // Вестник всероссийской гильдии протезистов-ортопедов № 58, 2014;
5. Phinyomark A., Phukpattaranont P., Limsakul C., Investigating long-term effects of feature extraction methods for continuous EMG pat-tern classification, Fluct. Noise Lett. 11 (4.) (2012), <http://dx.doi.org/10.1142/S0219477512500289>;

6. Kim K.S., Kang J.H., Lee Y.H., The development of muscle training system using the electromyogram and interactive game for physical rehabilitation, in: 5th Kuala Lumpur International Conference on Biomedical Engineering 2011, IFMBE Proceedings, vol. 35, Kuala Lumpur, Malaysia, June 20–23, 2011, pp. 801–804, http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-21729-6_196;
7. Young, J. Aaron, L.J. Hargrove, T.A. Kuiken, Improving myoelectric pattern recognition robustness to electrode shift by changing interelectrode distance and electrode configuration, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 59 (3) (2012) 645–652, <http://dx.doi.org/10.1109/TBME.2011.2177662>;
8. Van den Broek EL, Lis'y V, Janssen JH, Westerink JHDM, Schut MH, Tuinenbreijer K: Affective Man-machine Interface: Unveiling human emotions through biosignals. *Biomedical Engineering Systems and Technologies: Communications in Computer and Information Science*. Berlin, Germany: Springer Verlag; 2010;
9. Maria C. Selection of suitable hand gestures for reliable myoelectric human computer interface / Maria Castro, Sridhar P Arjunan, Dinesh K Kumar // *BioMedical Engineering OnLine*. - 2015. - 14:30 (9 April 2015) available at: <http://www.biomedical-engineering-online.com/content/14/1/30>;
10. Будко Р.Ю., Старченко И.Б. Создание классификатора мимических движений на основе анализа электромиограммы // *Труды СПИИРАН*. 2016. Вып. 46. С. 76-89;
11. Budko R., Starchenko I., Budko A. Preprocessing data for facial gestures classifier on the basis of the neural network analysis of biopotentials muscle signals. *Lecture Notes in Computer Science*. 2016. Т. 9812. Springer, С. 163-171.

R.Y. Budko, N.N. Chernov, N.A. Budko, A.Y. Budko
**FORECESSION ELECTROMYOGRAPHY RECOGNITION AND
GESTURES SELECTION FOR PROTESIS CONTROL**

*Southern Federal University
Taganrog, Russia*

The relevance of this study is due to one of the main problems existing today in the field of building man-machine interfaces - is the creation of an effective management system that interacts directly with the user and external devices replacing functions (prostheses, wheelchairs, etc.). In this regard, this work is devoted to the study of the possibility of using physiological gestures from the daily life of a person to control the prosthesis with the safety of the forearm for at least one third. The leading approach to the study of this problem is the use of methods of statistical processing of experimental data, digital signal processing, machine learning algorithms and pattern recognition. This approach allows a comprehensive

study of the electromyogram (EMG) of the forearm when making voluntary movements at different levels of the implementation of the myo-control system. The article presents the results of the EMG study recorded for 11 arbitrary movements from a group of subjects, describes the procedure for pre-processing the EMG and identifying characteristic features for signal recognition, discloses a method for classifying movements using an artificial neural network based on radial basic functions (RBF). Eight of the most suitable for classification movements were identified and ranked according to the classification accuracy: relaxation (like zero movement), hand opening, fist, hand flexion, hand supination, hand extension, hand pronation, pinch. The materials of the article are of practical value for building systems based on the human-machine interface, as well as for classification tasks in electrophysiology applications.

Keywords: electromyogram, prosthesis, biocontrol, human-machine interface, machine learning, artificial neural networks

REFERENCES

1. Pylatiuk C., Mueller-Riederer M., Kargov A., S. Schulz, O. Schill, M. Reischl, G. Bretthauer, Comparison of surface EMG monitoring electrodes for long-term use in rehabilitation device control, in: IEEE 11th International Conference on Rehabilitation Robotics, vols. 1 and 2, ICORR, Kyoto, Japan, June 23–26, 2009, pp. 348–352, <http://dx.doi.org/10.1109/ICORR.2009.5209576>;
2. The method and system of management of intellectual bionic limb Sposob i sistema upravleniya intellektual'noj bionicheskoy konechnost'yu [Текст]: RU2635632C1; Ivanyuk N.M., Karimov V.R., Budko R.YU., Gronskij P.V., Klejman S.M.;
3. Oskoei M.A., Hu H., Myoelectric control systems – a survey, Biomed.Signal Process. Control (2007) 275–294, <http://dx.doi.org/10.1016/j.bspc.2007.07.009>;
4. Bol'shakov V. A., Burov G. N. To the question of the formation of a prosthesis control system for amputation defects within the forearm // Vestnik vserossijskoj gil'dii protezistov-ortopedov № 58, 2014;
5. Phinyomark, P. Phukpattaranont, C. Limsakul, Investigating long-term effects of feature extraction methods for continuous EMG pat-tern classification, Fluct. Noise Lett. 11 (4.) (2012), <http://dx.doi.org/10.1142/S0219477512500289>;
6. Kim K.S., Kang J.H., Lee Y.H., et al., The development of muscle training system using the electromyogram and interactive game for physical rehabilitation, in: 5th Kuala Lumpur International Conference on Biomedical Engineering 2011, IFMBE Proceed-ings, vol. 35, Kuala Lumpur, Malaysia, June 20–23, 2011, pp. 801–804, http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-21729-6_196;
7. Young, J. Aaron, L.J. Hargrove, T.A. Kuiken, Improving myoelectric pattern recognition robustness to electrode shift by changing interelectrode

- distance and electrode configuration, IEEE Trans. Biomed. Eng. 59 (3) (2012) 645–652, <http://dx.doi.org/10.1109/TBME.2011.2177662>;
8. Van den Broek EL, Lis'y V, Janssen JH, Westerink JHDM, Schut MH, Tuinenbreijer K: Affective Man-machine Interface: Unveiling human emotions through biosignals. Biomedical Engineering Systems and Technologies: Communications in Computer and Information Science. Berlin, Germany: Springer Verlag; 2010;
 9. Maria C. Selection of suitable hand gestures for reliable myoelectric human computer interface / Maria Castro, Sridhar P Arjunan, Dinesh K Kumar // BioMedical Engineering OnLine. - 2015. - 14:30 (9 April 2015) available at: <http://www.biomedical-engineering-online.com/content/14/1/30>;
 10. Budko R.Yu., Starchenko I.B. Sozdanie klassifikatora mimicheskikh dvizhenii na osnove analiza elektromiogrammy [Creation of the facial gestures classifier based on the electromyogram analysis]. Trudy SPIIRAN – SPIIRAS Proceedings, 2016, iss. 46, pp. 76–89.;
 11. Budko R., Starchenko I., Budko A. Preprocessing data for facial gestures classifier on the basis of the neural network analysis of biopotentials muscle signals. Lecture Notes in Computer Science. 2016. T. 9812. Springer, C. 163-171.