

Р.Ю. БУДКО, И.Б. СТАРЧЕНКО
**СОЗДАНИЕ КЛАССИФИКАТОРА МИМИЧЕСКИХ ДВИЖЕНИЙ
НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ЭЛЕКТРОМИОГРАММЫ**

Будко Р.Ю., Старченко И.Б. Создание классификатора мимических движений на основе анализа электромиограммы.

Аннотация. В статье описаны результаты обработки электромиограммы (ЭМГ) и результаты распознавания мимических движений алгоритмом радиальной базисной функции нейронной сети (НС). В качестве входного вектора признаков использовались девять признаков-функций ЭМГ во временной области. Наиболее высокая точность распознавания и скорость обучения получены для признака «Максимальные значения», наихудший результат получен для признака «Среднее арифметическое». На основе полученных данных предложен алгоритм распознавания движений. Классификатор может применяться для создания интерфейсов вида «человек-машина».

Ключевые слова: электромиограмма, мимические движения, распознавание, обработка сигнала, искусственные нейронные сети, извлечение признаков, радиальная базисная функция нейронной сети.

Budko R.Yu., Starchenko I.B. Creation of the Facial Gestures Classifier Based on the Electromyogram Analysis.

Abstract. The article presents the results of an experiment on the facial muscles electromyographic signal processing (EMG) based on the algorithm of radial basis function neural networks (NN). We have studied the efficiency of using as input for training NN nine signs of EMG learned as a function of time. The best result was obtained for the criterion Maximum Picked Value. The worst result was obtained for the criterion Mean Value. We have proposed a gesture recognition algorithm. The resulting algorithm and the neural network based on it can be used in the construction of a human-machine interface.

Keywords: electromyography; facial movements; recognition; signal processing; artificial neural networks; feature extraction; radial basis function of neural network.

1. Введение. Распознавание мимики человека может играть важную роль в клинико-диагностических исследованиях (в т.ч. в неврологии); в оценке результатов, достигнутых при использовании терапевтических методов, нейрохирургических операций; Также может использоваться для бесконтактного управления различными устройствами, в т.ч. инвалидными колясками, протезами конечностей и пр. Несмотря на то, что по данной тематике имеется ряд публикаций [1-3], некоторые направления остаются раскрытыми недостаточно полно. Поэтому целью данной работы являлся анализ одного из таких направлений: оценки возможностей распознавания мимики на основе исследования характеристик лицевого электромиографического (ЭМГ) сигнала.

2. Методология. Для того чтобы различать различные мышечные движения, должны быть извлечены наиболее значимые

части ЭМГ (признаки), которые представляют собой характеристики с достаточной для классификации информацией. По данным предыдущих исследований, для классификации ЭМГ-сигналов верхних конечностей применялись различные типы функций в частотной области, такие как коэффициенты авторегрессии, коэффициенты косинусного преобразования Фурье и вейвлет-коэффициенты [4]. В различных приложениях были использованы другие типы признаков ЭМГ [5-6].

В соответствии с предыдущими исследованиями лицевых ЭМГ сигналов, имеются существенные ограничения при анализе по спектральным характеристикам из-за сходства их частотных составляющих [7].

Более подходящими для анализа являются признаки во временной области на основе амплитуд сигналов. Такие признаки могут быть легко вычислены, обладают высокой стабильностью для распознавания образов с помощью ЭМГ [7-8]. Для достижения лучших результатов, функция (признак) должна содержать достаточное количество информации, чтобы представлять существенные свойства сигнала, и должна быть достаточно простой для быстрой обработки и классификации [6].

Авторами предлагается использование в качестве признаков девяти величин (параметров) во временной области, измеренных как функции времени: (1) интегральная ЭМГ; (2) среднее арифметическое; (3) среднее значение модуля; (4) конечные разности; (5) сумма элементарных площадей; (6) дисперсия; (7) среднеквадратичное отклонение; (8) длина сигнала; (9) максимальное значение ЭМГ.

Формулы для расчета этих величин сведены в таблицу 1, подробное описание и критерии выбора рассмотрены в [9].

Приведенная совокупность признаков, с точки зрения авторов, обладает свойствами «необходимости и достаточности» в отношении задачи распознавания мимических жестов в контексте данного исследования.

Признаки 1-9 вычисляются на основе амплитуды сигнала лицевой поверхностной электромиограммы (т.е. регистрируемой не инвазивно, а с поверхности кожи). Очевидно, что некоторые из них сходны между собой. В процессе обработки экспериментальных данных будет произведена оценка эффективности каждой из них и выбор наиболее надежных признаков из представленных в этой группе.

Таблица 1. Временные функции для выделения признаков

Название функции (признака)	Математическое выражение
Интегральная (или комплексная) ЭМГ (<i>IEMG, ИЭМГ</i>) где N — число отсчетов в сегменте, x_i — отображает мгновенную амплитуду ЭМГ-сигнала в k -том сегменте i -ой точки отсчета	$IEMG_k = \sum_{i=1}^N x_i $
Среднее арифметическое (<i>MV</i>)	$MV_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$
Среднее значение модуля (<i>MAV</i>)	$MAV_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i $
Среднее абсолютное значение наклона кривой (вычисление конечных разностей) (<i>MAVS</i>)	$MAVS_k = MAV_{k+1} - MAV_k$
Суммирование элементарных площадей (<i>SSI</i>)	$SSI_k = \sum_{i=1}^N x_i^2 $
Дисперсия сигнала (<i>VAR</i>)	$VAR_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(x_i - \bar{x} \right)^2$
Среднеквадратичное отклонение (<i>STD</i>)	$STD_k = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$
Длина сигнала (<i>WL</i>)	$WL_k = \sum_{i=1}^{N-1} x_{i+1} - x_i $
Максимальное значение (<i>MAX</i>)	$x_k = \max x_i $

По данным предыдущих исследований известно об удачных реализациях классификаторов на основе нейронных сетей для классификации мимики по миоэлектрическим признакам [6-10]. В данной статье предполагается использование нейронной сети на основе радиальных базисных функций для классификации мимической ЭМГ. Основным преимуществом такой сети является то, что она может обучаться с помощью наборов данных в течение нескольких эпох, что делает ее мощным инструментом в отношении обучения на поступающих образцах в режиме реального времени. Эта процедура подготовки очень быстрая по сравнению с традиционными нейронными сетями (такими как сети прямого распространения), и для нее требуется сравнительно небольшое количество памяти [11-12].

Данный алгоритм также нацелен на оценку степени влияния каждого признака на производительность системы.

Структура этой сети, изображенная на рисунке 1, состоит из трех слоев.

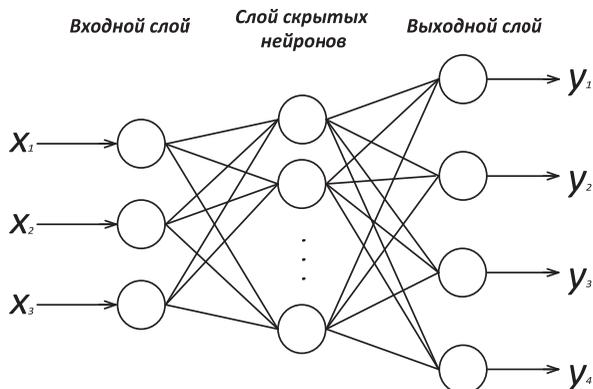


Рис. 1. Структура нейронной сети на основе радиальной базисной функции

Во входном слое количество нейронов равно размерности вектора признаков, который был равен трем в данном исследовании: x_i , $i = 1, 2, 3$. Скрытый слой, где число нейронов не было определено заранее, так как они были сформированы в ходе процедуры обучения, был разделен на четыре суб-скрытых слоя (по количеству классов в «учебных данных»). В выходном слое число нейронов было равно количеству классов в наборе обучающих данных (четыре нейрона). Этот метод был предложен Сайконом Джаеном, и его робастность была проверена и подтверждена на различных наборах данных [8].

3. Экспериментальная часть и препроцессирование.

Экспериментальная часть исследования была реализована при помощи следующего оборудования и программного обеспечения:

1. Система БОС "Кинезис", разработчик НМФ «Нейротех», регистрационное удостоверение № ФСР 2010/07176 от 29 марта 2010;
2. Программное обеспечение электронейромиографической системы «Синапсис», разработчик НМФ Нейротех;

Последующая обработка и распознавание сигнала проводились при помощи следующего программного обеспечения:

1. Программный пакет MATLAB, разработчик The MathWorks.
2. Программный пакет STATISTICA, разработчик Dell, компания StatSoft.
3. Программа Microsoft Office Excel, разработчик Microsoft.

Для съема электромиографического сигнала в данной работе использовались поверхностные одноразовые электроды диаметром 1 см, расположенные на расстоянии 2 см. Сигнал снимался биполярно, для уменьшения влияния шумовой составляющей [13].

В исследовании принимали участие десять психически и физически здоровых добровольцев в возрасте от 19 до 26 лет (5

мужчин и 5 женщин). Все участники были обучены следующим мимическим движениям:

- Сжатие челюстей.
- Улыбка «до ушей».
- Поднятие бровей.
- Сведение бровей.

Первый и второй жесты активируют височные мышцы, третий и четвертый — лобную мышцу.

Для обезжиривания и удаления следов пота кожа была очищена с помощью спиртовых салфеток. Чтобы получить сигнал с более высокой амплитудой, электроды размещались на активно сокращающейся части — брюшке мышцы [13-16].

Участники выполняли каждое мимическое движение 5 раз по 2 секунды (активный сигнал), с 5-секундным отдыхом между мышечным сокращением для устранения эффекта мышечной усталости.

Запись и предварительная фильтрация сигнала были произведены с помощью программного обеспечения электронейромиографической системы «Синапис». По результатам записи проб была получена база данных по участникам.

Процедуры препроцессирования и извлечения признаков описаны авторами в [9]. Выполнена предварительная обработка сигнала: процедуры по снижению уровня шума, фильтрации, сглаживанию, сегментации, понижению размерности, выделению признаков. Изучена и произведена оценка эффективности использования в качестве входных признаков для обучения нейронной сети девяти признаков ЭМГ, извлеченных как функция времени. Для данного исследования были выбраны: интегральная ЭМГ, среднее арифметическое, среднее значение модуля, вычисление конечных разностей, сумма элементарных площадей, дисперсия, среднееквадратичное отклонение, длина сигнала, максимальное значение. Оценка эффективности признаков проводилась по двум главным параметрам — производительность нейронной сети и время обучения — как наиболее важным для использования в приложениях реального времени [9].

4. Классификация и точность распознавания. В таблице 2 представлены классификация и точность распознавания, полученные нейронной сетью на основе радиальной базисной функции для всех признаков и участников, а также средние результаты с указанием стандартного отклонения и погрешности.

Сеть обучалась различными признаками, в итоге средняя точность классификации на этапе обучения по всем признакам для каждого участника была в пределах 63-94%. Максимальная степень точности была достигнута по признаку «Максимальное значение» (93.6%). По результатам, полученным на этапе тестирования и

обучения, видно, что способность нейронной сети к распознаванию мимики варьируется в зависимости от типа используемых функций. Например, несмотря на то, что по признаку «Среднее арифметическое» сеть обучалась с производительностью 63,3%, средняя точность распознавания для него всего 53,6%. В графах «Максимум (Тест)» и «Минимум (Тест)» указаны лучшие и худшие результаты каждого участника на основе всех проведенных тестов. Испытуемые 1, 2, 3, 4, 6, 9, 10 достигли максимальной производительности распознавания за счет использования признака «Максимальное значение»; испытуемые 6, 7 — за счет использования «Суммирование элементарных площадей»; испытуемый 1 получил лучшие результаты при использовании признака «Интегральная ЭМГ».

Таблица 2. Классификация и точность распознавания для каждого участника; Среднее значение, стандартное отклонение, и средняя абсолютная ошибка(%)

Испыту- емый	Признак	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Ср.±Ст.о.	Погр.,%
		ИЕМГ	Обучение	98,4	95,2	90,7	94,0	94,7	91,5	85,5	78,3	86,3	92,8
	Тест	97,9	92,0	91,5	92,5	92,0	85,0	84,0	80,0	77,5	90,0	88,3±6,4	11,7
MV	Обучение	59,0	76,0	64,0	63,0	66,0	60,0	61,0	57,5	61,3	65,3	63,3±5,2	36,7
	Тест	54,5	66,5	51,0	53,5	59,0	59,0	44,5	42,0	48,0	58,0	53,6±7,5	46,4
MAV	Обучение	97,4	96,3	93,0	92,5	97,8	94,5	88,2	79,0	85,0	93,3	91,7±6,0	8,3
	Тест	98,5	96,5	94,0	92,0	96,5	94,0	82,0	74,5	81,5	91,0	90,1±8,0	9,9
MAV S	Обучение	60,6	66,0	60,0	61,4	65,1	65,3	67,3	60,6	63,3	60,6	63,0±2,7	37
	Тест	59,0	59,0	59,0	58,8	59,2	58,0	56,3	51,8	54,8	40,7	55,7±5,9	44,3
SSI	Обучение	95,0	97,8	94,0	93,3	97,0	94,5	88,5	82,3	85,5	94,2	92,2±5,1	7,8
	Тест	93,9	96,0	90,5	90,0	98,5	93,0	83,0	78,0	82,5	88,5	89,4±6,5	10,6
VAR	Обучение	95,3	95,5	89,8	92,5	97,5	95,0	88,0	80,8	86,0	91,5	91,2±5,2	8,8
	Тест	96,0	94,0	88,5	90,5	96,0	92,0	83,5	74,5	81,5	89,0	88,6±6,9	11,4
STD	Обучение	98,4	94,5	89,3	89,3	98,0	93,3	87,0	82,0	82,5	90,8	90,5±5,7	9,5
	Тест	97,5	96,5	88,5	88,0	93,5	94,5	87,5	74,0	83,5	89,0	89,3±7,0	10,7
WL	Обучение	77,0	75,1	75,8	72,1	78,6	65,1	70,9	62,8	67,1	74,6	71,9±5,3	28,1
	Тест	77,2	76,8	73,3	70,8	79,3	66,8	63,8	53,3	66,8	67,3	69,4±7,7	30,6
MAX	Обучение	98,5	98,0	97,0	92,3	98,0	93,7	98,0	81,2	86,0	93,3	93,6±5,8	6,4
	Тест	98,5	98,0	95,0	93,5	97,0	94,5	95,0	86,5	84,0	92,0	93,4±4,8	6,6
Максимум (Тест)		3,9	9	9	9	5	7,9	7	1	9	9	9	2
Минимум (Тест)		2	2	2	2	2	4	2	2	2	4	2	9

Анализируя данные таблицы 2, важно подчеркнуть надежность признака «Максимальное значение» и слабую пригодность признака

«Среднее арифметическое»: по данным признакам погрешность распознавания по всем участникам составила 8,6% и 46,4% соответственно; поэтому они были признаны наиболее и наименее точными признаками. Распределение этих двух функций в пространстве признаков показано на рисунке 2.

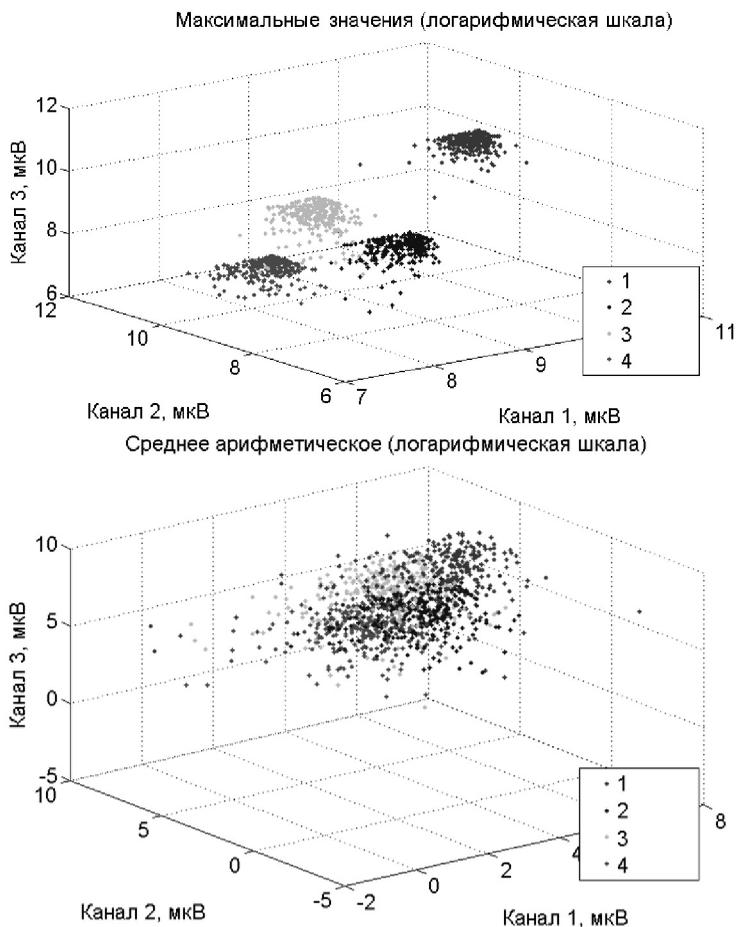


Рис. 2. Распределение функций Максимальных значений и Среднего арифметического в пространстве признаков

Классифицируемые жесты хорошо различимы по признаку «Максимальное значение». Напротив, по признаку «Среднее арифметическое» значения по каналам перекрываются между собой,

что затрудняет классификацию. Значения 1-4 легенды представляют собой: сжатие челюсти, улыбку, поднятие бровей и сведение бровей.

Диаграмма на рисунке 3 демонстрирует точность классификации для всех признаков в среднем по всем участникам. На ней показано, как признаки влияют на производительность распознавания. Видно, что при использовании первых трех признаков производительность как обучения, так и тестирования была более низкой, чем в остальных случаях. Другими словами, эффективность этих функций по подготовке нейронной сети оказалась весьма низкой.

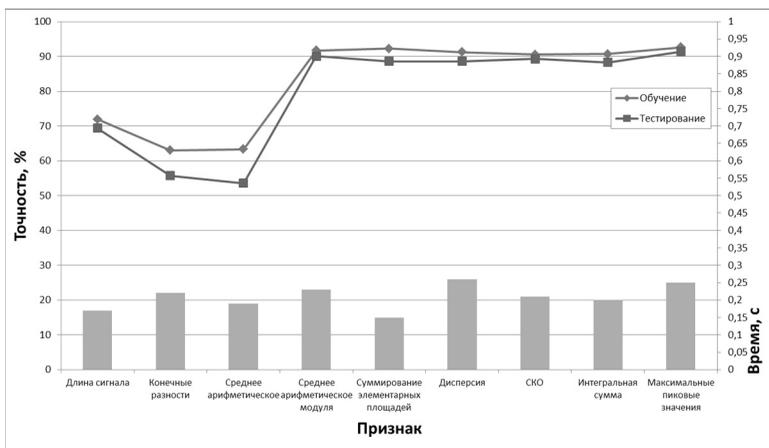


Рис. 3. Диаграмма времени обучения и график точности распознавания по признакам по усредненным значениям для всех испытуемых

На диаграмме видно, что *MAV*, *SSI*, *VAR*, *STD*, *IEMG*, и *Max* при обучении и тестировании показали себя как релевантные и надежные функции, содержащие важную информацию для классификации мимических жестов. Среди них, *Max* показал лучший результат по точности распознавания в тестовой выборке (93,4%) по всем участникам, тогда как при использовании признака *MV* получен самый низкий результат с точностью распознавания 53,6%.

5. Алгоритм классификации мимических движений. Сравнивая данную работу с [2], в которой исследовались аналогичные мимические движения, следует отметить, что использовавшийся там классификатор обладает меньшей скоростью обучения и большей размерностью вектора входных признаков.

На основе проведенных исследований были выявлены наиболее информативные признаки электромиограммы, и наиболее подходящая

архитектура нейронной сети. На рисунке 4 графически представлен предлагаемый авторами алгоритм обработки и классификации данных.

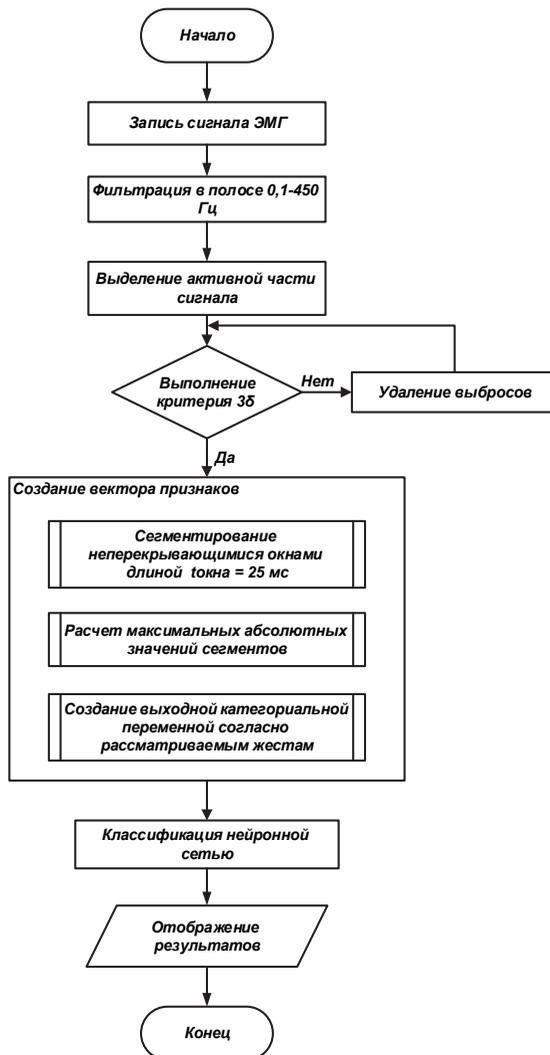


Рис. 4. Обобщенный алгоритм классификации

Алгоритм описывает основные этапы распознавания жестов на основе критерия «Максимальные значения» и классификатора на основе радиальных базисных функций.

6. Заключение. Подводя итог, стоит отметить, что в связи с тем, что в режиме реального времени миоэлектрический контроль требует высокого уровня точности и скорости, следует рассматривать компромисс между этими двумя ключевыми факторами. Основное преимущество сети на основе радиальной базисной функции — обучение происходит в течение одной эпохи, в результате чего получаем очень быструю процедуру обучения сети (меньше секунды). Кроме того, в целях максимальной производительности распознавания были оценены различные функции (признаки), извлеченные из мимической ЭМГ, среди которых МАХ показал наибольшую точность и скорость обучения.

Результаты этого исследования могут быть использованы для обработки электромиографического сигнала и распознавания мимических движений для разработки интерфейсов «человек-машина». Также они могут быть применены в областях, требующих анализа и классификации ЭМГ для других целей. Это может быть управление протезом или вспомогательными устройствами для повышения качества жизни людей с ограниченными возможностями. Для проектирования надежных интерфейсов требуется высокоэффективные методы с точки зрения точности и вычислительной нагрузки.

Развитием данного направления исследований может стать проведение исследований на большей выборке испытуемых изучения возможности создания универсального классификатора, которому не будет требоваться процедура обучения для каждого нового человека.

Литература

1. *Clancy E.A., Morin E.L., Merletti R.* Sampling, Noise-reduction and Amplitude Estimation Issues in Surface Electromyography // *Journal of Electromyography and Kinesiology*. 2002. no. 12. pp. 11–16.
2. *Englehart K., Hudgins B.* A robust, real-time control scheme for multifunction myoelectric control // *IEEE Translocation Biomedical Engineering*. 2003. vol. 50. pp. 848–854.
3. *Mitsuhiro H., David G.* Voluntary EMG-to-force estimation with a multi-scale physiological muscle model // *BioMedical Engineering OnLine*. URL: <http://www.biomedical-engineering-online.com/content/12/1/86>. (Дата обращения: 11.09.2015).
4. *Huihui L. et al.* Relationship of EMG/SMG features and muscle strength level: an exploratory study on tibialis anterior muscles during plantar-flexion among hemiplegia patients // *BioMedical Engineering OnLine*. URL: <http://www.biomedical-engineering-online.com/content/13/1/5>. (Дата обращения: 31.01.16).
5. *Marcel T., Marcus V., Francisco O.* S-EMG signal compression based on domain transformation and spectral shape dynamic bit allocation // *BioMedical Engineering OnLine*. URL: <http://www.biomedical-engineering-online.com/content/13/1/22>. (Дата обращения: 11.09.2015).

6. *Maria C, Sridhar P., Dinesh K.* Selection of suitable hand gestures for reliable myoelectric human computer interface // BioMedical Engineering OnLine. URL: <http://www.biomedical-engineering-online.com/content/14/1/30>. (Дата обращения: 11.09.2015).
7. *Peng H.C., Long F, Ding C.* Feature selection based on mutual information: criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy // IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence. 2005. vol. 27. pp. 1226–1238.
8. *Sawarkar K.G.* Analysis and Inference of EMG Using FFT // Proceeding of SPIT-IEEE Colloquium and International Conference. 2007. no. 1. p. 107.
9. *Будко Р.Ю.* Электромиография в исследовании челюстно-лицевых мышц // Тезисы трудов IV Всероссийской молодежной школы-семинара «Инновации и перспективы медицинских информационных систем». 2014. С. 70–73.
10. *Hamed M., Sheikh H.S., Tan T.S., Kamarul A.* SEMG based Facial Expression Recognition in Bipolar configuration // Journal Computer Science. 2011. no. 7(9). pp. 1407–1415.
11. *Зунг Н. Т., Щербатов И. А.* Распознавание объектов в системе технического зрения мобильного робота: использование библиотеки FLANN и алгоритма SURF // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. 2014. № 4. С. 65–76.
12. *Saichon J, Chidchanok L., Suphakant P.* A very fast neural learning for classification using only new incoming datum // IEEE Trans Neural Netw. 2010. no. 21(3). pp. 381–392.
13. *Лучинин А.В., Старченко И.Б., Резниченко А.А.* Анализ и выявление медленно-волновых компонент фотоплетизмограммы и построение функции регрессии // Известия ЮФУ. Технические науки. 2014. № 10. С. 114–120.
14. *Chathura L., Brian J Lithgow, Zahra M.* Development of an ultra low noise, miniature signal conditioning device for vestibular evoked response recordings // BioMedical Engineering OnLine. URL: <http://www.biomedical-engineering-online.com/content/13/1/6>. (Дата обращения: 26.11.15).
15. *Реброва О.Ю.* Статистический анализ медицинских данных. Применение пакета прикладных программ STATISTICA // МедиаСфера. 2006. С. 167–195.
16. *Коуэн Х.Л., Брумлик Дж.* Руководство по электромиографии и электродиагностик: пер с англ. // Москва: Медицина. 2005. 341 С.

References

1. Clancy E.A., Morin E.L. Merletti R. Sampling, Noise-reduction and Amplitude Estimation Issues in Surface Electromyography. *Journal of Electromyography and Kinesiology*. 2002. no. 12. pp. 11–16.
2. Englehart K, Hudgins B. A robust, real-time control scheme for multifunction myoelectric control. *IEEE Translocation Biomedical Engineering*. 2003. vol. 50. pp. 848–854.
3. Mitsuhiro H., David G. Voluntary EMG-to-force estimation with a multi-scale physiological muscle model. BioMedical Engineering OnLine. Available at: <http://www.biomedical-engineering-online.com/content/12/1/86>. (accessed 11.09.2015).
4. Huihui L. et al. Relationship of EMG/SMG features and muscle strength level: an exploratory study on tibialis anterior muscles during plantar-flexion among hemiplegia patients. BioMedical Engineering OnLine. Available at: <http://www.biomedical-engineering-online.com/content/13/1/5>. (accessed 11.09.2015).
5. Marcel T., Marcus V., Francisco O. S-EMG signal compression based on domain transformation and spectral shape dynamic bit allocation. BioMedical Engineering OnLine. Available at: <http://www.biomedical-engineering-online.com/content/13/1/22>. (accessed 11.09.2015).

6. Maria C., Sridhar P. A., Dinesh K. K. Selection of suitable hand gestures for reliable myoelectric human computer interface. *BioMedical Engineering OnLine*. Available at: <http://www.biomedical-engineering-online.com/content/14/1/30>. (accessed 11.09.2015).
7. Peng H.C., Long F., Ding C. Feature selection based on mutual information: criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*. 2005. vol. 27. pp. 1226–1238.
8. Sawarkar K.G. Analysis and Inference of EMG Using FFT. Proceeding of SPIT-IEEE Colloquium and International Conference. 2007. no. 1. p. 107.
9. Budko R. Yu. [Electromyography study maxillo-facial muscles]. *Tezisy trudov IV Vserossiyskoj molodezhnoi shkoly-seminara «Innovations and perspectives of medical information systems»*. [Proceedings of IV National Youth Training seminar "Innovations and prospects of medical information systems"]. 2014. pp. 70–73. (In Russ.).
10. Hamed M., Sheikh H.S., Tan T.S., Kamarul A. SEMG based Facial Expression Recognition in Bipolar configuration. *Journal Computer Science*. 2011. vol. 7. pp. 1407–1415.
11. Zung N.T., Shcherbatov I.A. [Object recognition n machine vision system of mobile robot: the using of library “FLANN” and algorithm “SURF”]. *Prikaspijskiy zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii – Caspian Journal: Management and High Technologies*. 2014. no. 4. pp. 65–76. (In Russ.).
12. Saichon J., Chidchanok L., Suphakant P. A very fast neural learning for classification using only new incoming datum. *IEEE Trans Neural Netw*. 2010. no 21(3). pp. 381–392.
13. Luchinin A.V., Starchenko I.B., Reznichenko A.A. [Analysis and identification slow and wave component photoplethysmogram and creation of function of regression]. *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki – Izvestiya SFedU. Engineering Sciences*. 2014. no. 10. pp. 114–120. (In Russ.).
14. Chathura L., Brian J.L., Zahra M. Development of an ultra low noise, miniature signal conditioning device for vestibular evoked response recordings. *BioMedical Engineering OnLine*. Available at: <http://www.biomedical-engineering-online.com/content/13/1/6>. (accessed 26.11.2015).
15. Rebrova O. Yu. [Statistical analysis of medical data. The use of STATISTICA software package]. *MediaSfera – MediaSphere*. 2006. pp. 167–195. (In Russ.).
16. Kouen X.L., Brumlik Dzh. *Guide to electromyography and electrodiagnostics*. Health, 1999. 341 p. (Russ. ed.: Kouen X. L., Brumlik Dzh. *Rukovodstvo po elektromiografii i elektrodiagnostike*. Moscow: Meditsina. Publ. 2005. 341 p.). (In Russ.).

Будко Раиса Юрьевна — аспирант кафедры электрогидроакустической и медицинской техники (ЭГА и МТ), Южный федеральный университет (ЮФУ). Область научных интересов: электромиография, распознавание образов, нейронные сети, интерфейс человек-машина. Число научных публикаций — 8. raisa-budko@yandex.ru; пер. Некрасовский, 44, ГСП-17а, Таганрог, 347928; р.т.: +79381107067.

Budko Raisa Yur'evna — Ph.D. student of hydroacoustics and medical engineering department (DH&ME), Southern Federal University (SFedU). Research interests: electromyography, pattern recognition, neural networks, human-machine interface. The number of publications — 8. raisa-budko@yandex.ru; 44, Nekrasovsky st., GSP-17A, Taganrog, 347928, Russia; office phone: +79381107067.

Старченко Ирина Борисовна — д-р техн. наук, профессор, И.О. директора, Институт нанотехнологий, электроники и приборостроения Южного Федерального Университета (ЮФУ), директор, особое конструкторское бюро "Ритм" ЮФУ, профессор кафедры электрогидроакустической и медицинской техники (ЭГА и МТ), Институт

нанотехнологий, электроники и приборостроения Южного Федерального Университета (ЮФУ). Область научных интересов: нелинейная гидроакустика, динамический хаос, живые системы. Число научных публикаций — 128. star@sfedu.ru; пер. Некрасовский, 44, ГСП-17а, Таганрог, 347928; п.т.: +7 8634 371795.

Starchenko Irina Borisovna — Ph.D., Dr. Sci., professor, acting head, College of electronics and electronic equipment engineering (CEEEE) of Southern Federal University (SFedU), director, SFedU Specialized Design Bureau “RITM”, professor of hydroacoustics and medical engineering department (DH&ME), Southern Federal University (SFedU). Research interests: elaboration of nonlinear hydroacoustics methods and systems for medium with statistically heterogeneous structure controlling. The number of publications — 128. star@sfedu.ru; 44, Nekrasovsky st., GSP-17A, Taganrog, 347928, Russia; office phone: +7 8634 371795.

Поддержка исследований. Работа выполнена при финансовой поддержке ИНЭП ЮФУ.

Acknowledgements. This research is supported by CEEEEE.

РЕФЕРАТ

Будко Р.Ю., Старченко И.Б. Создание классификатора мимических движений на основе анализа электромиограммы.

В статье описаны результаты обработки электромиограммы (ЭМГ) и результаты распознавания мимических движений алгоритмом радиальной базисной функции нейронной сети (НС). В качестве входного вектора признаков использовались девять признаков-функций ЭМГ во временной области. В ходе препроцессирования использованы процедуры, обеспечившие снижение уровня шума, фильтрацию, сглаживание, сегментацию, понижение размерности, выделение признаков. Изучена и сравнена эффективность использования в качестве входной информации для обучения НС девяти признаков ЭМГ, извлеченных как функции времени: максимальное значение, интегральная ЭМГ; среднее арифметическое; среднее значение модуля; конечные разности; сумма элементарных площадей; дисперсия; среднеквадратичное отклонение; длина сигнала. Наиболее высокая точность распознавания и скорость обучения получены для признака «Максимальные значения», наихудший результат получен для признака «Среднее арифметическое». На основе проведенных исследований были выявлены наиболее информативные признаки электромиограммы, и наиболее подходящая архитектура нейронной сети. В результате предложен алгоритм распознавания мимики на основе радиальной базисной функции. Данный классификатор может применяться для создания человеко-машинных интерфейсов.

SUMMARY

Budko R. Yu., Starchenko I. B. Creation of the Facial Gestures Classifier Based on the Electromyogram Analysis.

The article describes the results of the processing of the electromyogram (EMG) and the results of facial gestures recognition based on the algorithm of radial basis function neural network (NN). During preprocessing procedures were used which provided noise reduction, filtering, smoothing, segmentation, lowering dimension, feature extraction. We studied and compared the efficiency of using as input for training NN nine signs of EMG learned as a function of time: Integrated EMG; Mean Value; Mean Absolute Value; Mean Absolute Value Slope; Simple Square Integral; Dispersion; Standard Deviation; Waveform length and the Maximum Peak Value. The highest recognition accuracy and speed of learning were obtained for the characteristic "Maximum Peak Value", the worst result was obtained for the characteristic "Mean Value." Based on these studies we revealed the most informative features of EMG as well as the most suitable architecture of the neural network. As a result, a gesture recognition algorithm based on a radial basis function was proposed. This classifier can be used to create a human-machine interface.