

**ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ ОБРАБОТКИ ЭЛЕКТРОМИОГРАФИЧЕСКОГО СИГНАЛА В ЗАДАЧЕ УПРАВЛЕНИЯ ПРОТЕЗОМ ВЕРХНЕЙ КОНЕЧНОСТИ****Д.О. Шестопалов**

shestopalov94@mail.ru

SPIN-код: 1463-4189

**М.В. Маркова**

markova\_maria\_v@rambler.ru

SPIN-код: 5455-4189

**МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация****Аннотация**

*Рассмотрен ряд современных методов обработки сигнала электромиографии в задачах управления протезом верхней конечности. В качестве исследуемых выбраны параметры временной области, вычислительная сложность алгоритмов оценки которых является минимальной. Сигнал был зарегистрирован на пациенте, который выполнил шесть движений. Методы обработки сигнала электромиограммы исследованы с помощью пакета прикладных программ MATLAB. Выбор наиболее информативных параметров является необходимой составляющей разработки алгоритма управления искусственной конечностью, поскольку благодаря правильной обработке сигнала можно управлять параметрами протеза верхней конечности, например, силой сжатия кисти.*

**Ключевые слова**

*Электромиография, цифровая обработка сигнала, временная область, моторика протеза, эффективность метода, протез верхней конечности, искусственная конечность*

Поступила в редакцию 19.06.2018

© МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2018

Одна из основных задач при проектировании биоуправляемого протеза предплечья — разработка точного и устойчивого алгоритма классификации совершаемых оператором движений. Наиболее перспективным методом управления искусственной конечностью является управление посредством анализа сигнала электромиограммы (ЭМГ).

Как правило, существует три основных группы анализа ЭМГ-сигнала [1]:

- во временной области;
- в частотной области;
- время-частотный анализ.

Другими словами, особенности ЭМГ могут быть рассчитаны на основе как линейного, так и нелинейного анализа. В данной работе рассмотрена только первая группа анализа ЭМГ-сигнала.

Во временной области характеристики сигнала извлекаются непосредственно из ЭМГ без каких-либо преобразований. Анализ сигнала этой группы прост в реализации и не требует больших вычислительных операций по сравнению с анализом в частотной или во время-частотной области. Семь методов временной области были предложены в данной работе.

Сигнал ЭМГ (рис. 1), который использовали для обработки, был получен в ходе эксперимента. В эксперименте пациент выполнил шесть движений, из которых половина (1, 3 и 5-е движение) — схват кисти, раскрытие кисти (2, 4 и 6-е движение).

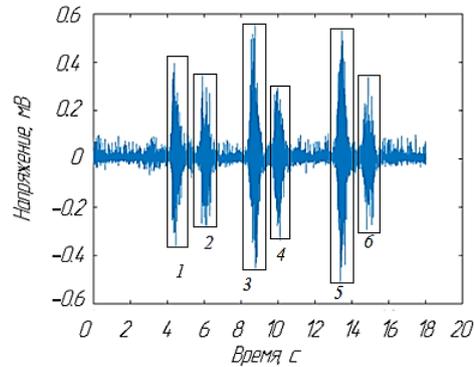


Рис. 1. Сигнал электромиографии

Для каждого метода были построены графики, по которым можно определить, осуществляется ли в данный момент времени движение пациентом. Значению «1» соответствует движение, а значению «0» — покой.

**1. Амплитуда огибающей [2].** Амплитуда огибающей — показатель характеристики ЭМГ сигнала. Огибающая сигнала — это функция, построенная по характерным точкам данного сигнала. Рассчитать амплитуду огибающей можно по формуле

$$WL = \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i|$$

где  $N$  — количество отсчетов;  $x_{i+1}, x_i$  — координаты соседних характерных точек.

Результат моделирования с помощью первого метода выделения движения, при котором отношение значения амплитуды огибающей в реальном времени к значению амплитуды огибающей при покое (первые 100 отсчетов) превышает значение эмпирического коэффициента, продемонстрирован на рис. 2. При всех итерациях моделирования коэффициент был выбран равным 3.

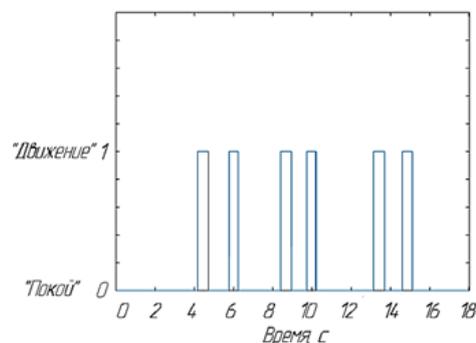
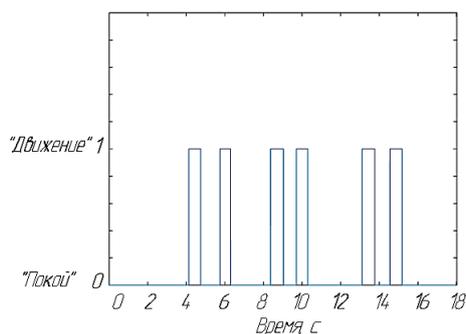


Рис. 2. Определение движения с помощью метода, основанного на расчете амплитуды огибающей

**2. Среднее значение амплитуды [3].** Среднее значение амплитуды является мерой сложности сигнала ЭМГ и содержит информацию о частоте, амплитуде и длительности сигнала:

$$AAC = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i|.$$

Результат моделирования с помощью метода выделения движения, при котором отношение среднего значения амплитуды в реальном времени к среднему значению амплитуды при покое (первые 100 отчетов) превышает эмпирический коэффициент, показан на рис. 3.

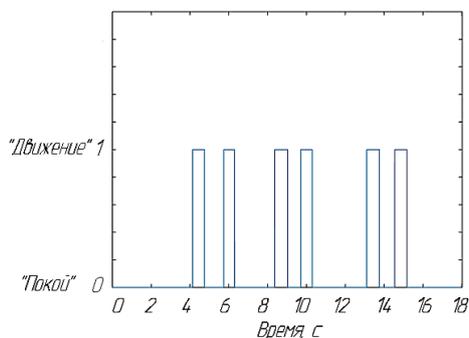


**Рис. 3.** Результат обработки ЭМГ-сигнала с помощью метода, основанного на расчете среднего значения амплитуды

**3. Среднее абсолютное значение амплитуды [4, 5].** Характеристика данного анализа представляет собой среднее абсолютное значение амплитуды сигнала в интервале, которое можно определить как

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|.$$

Результат моделирования с помощью метода выделения движения, при котором отношение среднего абсолютного значения амплитуды в реальном времени к значению среднего абсолютного значения амплитуды при покое (первые 100 отчетов) превышает эмпирический коэффициент, показан на рис. 4.



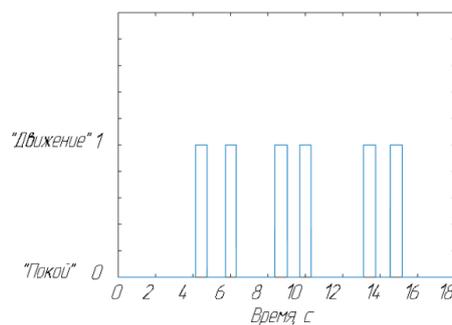
**Рис. 4.** Определение движения с помощью метода, основанного на расчете среднего абсолютного значения амплитуды

**4. Среднеквадратичное отклонение (СКО) [6].** Среднеквадратичное значение сигнала на всем его протяжении, соответствующем  $N$  отсчетам, задается выражением

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (x_i - \bar{x})^2},$$

где  $\bar{x}$  — среднее значение.

Результат моделирования с помощью метода выделения движения при расчете среднеквадратичного отклонения показан на рис. 5.



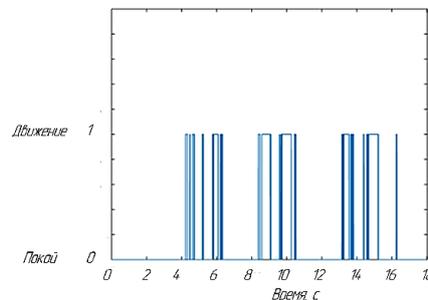
**Рис. 5.** Результат обработки сигнала с помощью метода, основанного на расчете СКО сигнала

**5. Частота пересечение нуля [7, 8].** Частота пересечения нуля определяется как число раз, которое сигнал пересекает линию нулевого уровня в пределах заданного окна:

$$ZC = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} f(x_i);$$

$$f_i = \begin{cases} 1, & x_i x_{i+1} < 0; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

Результат моделирования с помощью данного метода выделения движения показан на рис. 6.



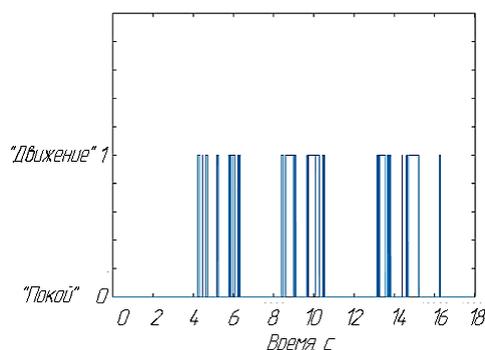
**Рис. 6.** Результат обработки ЭМГ-сигнала с помощью метода, основанного на расчете частоты пересечения нуля

**6. Количество поворотов** [9, 10]. Метод анализа уровня активности ЭМГ-сигнала заключается в определении количества пиков, имеющих на отрезке сигнала:

$$SSC = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} f(x_i);$$

$$f_i = \begin{cases} 1, & (x_i - x_{i-1})(x_{i+1} - x_i) < 0; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

Результат моделирования с помощью данного метода показан на рис. 7.

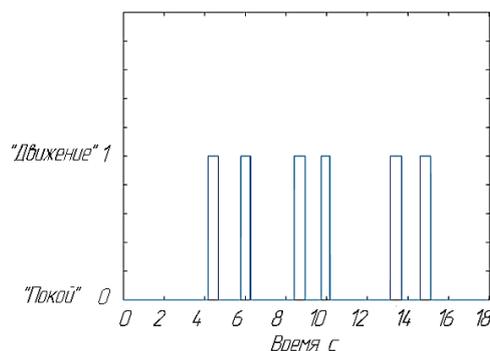


**Рис. 7.** Результат обработки сигнала с помощью метода, основанного на расчете количества пиков в сигнале ЭМГ

**7. Разница абсолютных значений СКО** [11]. Представляет собой значение среднего квадратичного отклонения от огибающей сигнала и может быть выражено как

$$DASDV = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (x_{i+1} - x_i)^2}.$$

Результат применения метода, основанного на расчете разницы абсолютных значений, проиллюстрирован на рис. 8.



**Рис. 8.** Определение движения с помощью метода, основанного на расчете абсолютных значений СКО

Данные признаки рассчитываются в окне с числом точек, равным  $N$ . Время сглаживания выбирают приближенным к задержкам, возникающим в естественных системах, т. е. равным 100 мс [12]. При частоте дискретизации  $f_d = 1$  кГц размер окна  $N$  составит 100 отсчетов.

В работе была составлена сравнительная таблица для определения наиболее информативных методов обработки сигнала ЭМГ. Для сравнительного анализа была рассчитана ошибка каждого метода.

Сравнительная таблица

Метод обработки сигнала	Ошибка обработки сигнала, %
Амплитуда огибающей	13,89
Абсолютное интегральное значение амплитуды	2,69
Среднее абсолютное значение амплитуды	2,69
СКО	3,28
Частота пересечения нуля	16,67
Количество поворотов	21,92
Разница абсолютных значений СКО	16,14

При разработке биоэлектрического протеза верхней конечности необходимо рассматривать несколько основных параметров. Во-первых, для биоэлектрического протеза выбирают диапазон отказа работы блока обработки сигнала 5...7 %. Во-вторых, можно использовать несколько методов при выделении движения, что позволит пациенту восстановить больше утраченных функций, например, хват-раскрытие и пронацию кисти.

Таким образом, в проделанной работе можно выделить три основных метода, на которых будет основываться работа искусственной конечности:

- расчет абсолютного интегрального значения амплитуды;
- расчет среднего абсолютного значения амплитуды;
- расчет СКО.

## Литература

- [1] Сафин Д.Р. Информационно-измерительная система управления биоэлектрическим протезом. Автореф. дисс. ... канд. тех. наук. Уфа, Астрахан. гос. ун-т, 2011, 22 с.
- [2] Tkach D., Huang H., & Kuiken T.A. Study of stability of time-domain features for electromyographic pattern recognition. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 2010, vol. 7, no. 21. URL: <https://jneuroengrehab.biomedcentral.com/articles/10.1186/1743-0003-7-21>.
- [3] Phinyomark A., Phukpattaranont P., Limsakul C. Investigating longterm effects of feature extraction methods for continuous EMG pattern classification. *Fluctuation and Noise Letters*, 2012, vol. 11, no. 4, art. 1250028.
- [4] Phinyomark A., Phukpattaranont P., Limsakul C. Feature reduction and selection for EMG signal classification. *Expert Systems with Applications*, 2012, vol. 39, no. 8, pp. 7420–7431.
- [5] Kim K.S., Choi H.H., Moon C.S., Mun C.W. Comparison of k-nearest neighbor, quadratic discriminant and linear discriminant analysis in classification of electromyogram signals based on the wrist-motion directions. *Current Applied Physics*, 2011, vol. 11, no. 3, pp. 740–745.

- [6] Oskoei M.A., Hu H. Support vector machine-based classification scheme for myoelectric control applied to upper limb. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2008, vol. 55, no. 8, pp. 1956–1965.
- [7] Yang D., Zhao J., Jiang L., Liu H. Dynamic hand motion recognition based on transient and steady-state EMG signals. *International Journal of Humanoid Robotics*, 2012, vol. 9, no. 1, art. 1250007.
- [8] Zhang X., Chen X., Zhao Z.Y., Li Q., Yang J.H., Lantz V., Wang K.Q. An adaptive feature extractor for gesture SEMG recognition. *Int. Conf. on Medical Biometrics*, 2008, pp. 83–90.
- [9] Zhao J., Jiang L., Cai H., Liu H., Hirzinger G. A novel EMG motion pattern classifier based on wavelet transform and nonlinearity analysis method. *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Biometrics*, 2006, pp. 1494–1499.
- [10] Oskoei M.A., Hu H. Myoelectric control systems – a survey. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2007, vol. 2, no. 4, pp. 275–294.
- [11] Phinyomark A., Nuidod A., Phukpattaranont P., Limsakul C. Feature extraction and reduction of wavelet transform coefficients for EMG pattern classification. *Elektronika i Elektrotehnika*, 2012, vol. 122, no. 6, pp. 27–32.
- [12] Hahne J.M., Dähne S., Hwang H.J., Müller K.R., Parra L.C. Concurrent adaptation of human and machine improves simultaneous and proportional myoelectric control. *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, 2015, vol. 23, no. 4, pp. 618–627.

**Шестопалов Денис Олегович** — студент кафедры «Медико-технические информационные технологии», МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация.

**Маркова Мария Владимировна** — аспирант кафедры «Медико-технические информационные технологии», МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация.

**Научный руководитель** — Кобелев Александр Викторович, старший преподаватель кафедры «Медико-технические информационные технологии», МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация.

---

**INVESTIGATION OF METHODS FOR PROCESSING  
THE ELECTROMYOGRAPHIC SIGNAL IN THE PROBLEM  
OF CONTROLLING THE PROSTHESIS OF THE UPPER LIMB**

**D.O. Shestopalov**

shestopalov94@mail.ru

SPIN-code: 1463-4189

**M.V. Markova**

markova\_maria\_v@rambler.ru

SPIN-code: 5455-4189

**Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation**

---

**Abstract**

*The article considers a number of modern methods for processing the signal of electromyography in problems of controlling the upper extremity prosthesis. The parameters of the time domain, the computational complexity of the estimation algorithms which are the minimum ones, are chosen as the investigated. The signal was recorded on a patient who performed six movements. Using the MATLAB software package, the methods for processing the electromyogram signal are investigated. The choice of the most informative parameters is a necessary component of the development of the artificial limb control algorithm, because due to the correct processing of the signal it is possible to control the parameters of the upper extremity prosthesis, for example, by brush strength.*

**Keywords**

*Electromyography, digital signal processing, time domain, prosthetic motility, method effectiveness, upper extremity prosthesis, artificial limb*

Received 19.06.2018

© Bauman Moscow State Technical University, 2018

---

**References**

- [1] Safin D.R. Informatsionno-izmeritel'naya sistema upravleniya bioelektricheskim protezom. Avtoref. diss. kand. tekhn. nauk [Information measurement control system of bioelectric prosthesis. Abs. kand. tech. sci. diss.]. Ufa, Astrakhan state university publ., 2011, 22 p.
- [2] Tkach D., Huang H., & Kuiken T.A. Study of stability of time-domain features for electromyographic pattern recognition. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 2010, vol. 7, no. 21. Available at: <https://jneuroengrehab.biomedcentral.com/articles/10.1186/1743-0003-7-21>.
- [3] Phinyomark A., Phukpattaranont P., Limsakul C. Investigating longterm effects of feature extraction methods for continuous EMG pattern classification. *Fluctuation and Noise Letters*, 2012, vol. 11, no. 4, art. 1250028.
- [4] Phinyomark A., Phukpattaranont P., Limsakul C. Feature reduction and selection for EMG signal classification. *Expert Systems with Applications*, 2012, vol. 39, no. 8, pp. 7420–7431.
- [5] Kim K.S., Choi H.H., Moon C.S., Mun C.W. Comparison of k-nearest neighbor, quadratic discriminant and linear discriminant analysis in classification of electromyogram signals based on the wrist-motion directions. *Current Applied Physics*, 2011, vol. 11, no. 3, pp. 740–745.
- [6] Oskoei M.A., Hu H. Support vector machine-based classification scheme for myoelectric control applied to upper limb. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2008, vol. 55, no. 8, pp. 1956–1965.

- [7] Yang D., Zhao J., Jiang L., Liu H. Dynamic hand motion recognition based on transient and steady-state EMG signals. *International Journal of Humanoid Robotics*, 2012, vol. 9, no. 1, art. 1250007.
- [8] Zhang X., Chen X., Zhao Z.Y., Li Q., Yang J.H., Lantz V., Wang K.Q. An adaptive feature extractor for gesture SEMG recognition. *Int. Conf. on Medical Biometrics*, 2008, pp. 83–90.
- [9] Zhao J., Jiang L., Cai H., Liu H., Hirzinger G. A novel EMG motion pattern classifier based on wavelet transform and nonlinearity analysis method. *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Biometrics*, 2006, pp. 1494–1499.
- [10] Oskoei M.A., Hu H. Myoelectric control systems - a survey. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2007, vol. 2, no. 4, pp. 275–294.
- [11] Phinyomark A., Nuidod A., Phukpattaranont P., Limsakul C. Feature extraction and reduction of wavelet transform coefficients for EMG pattern classification. *Elektronika i Elektrotehnika*, 2012, vol. 122, no. 6, pp. 27–32.
- [12] Hahne J.M., Dähne S., Hwang H.J., Müller K.R., Parra L.C. Concurrent adaptation of human and machine improves simultaneous and proportional myoelectric control. *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, 2015, vol. 23, no. 4, pp. 618–627.

**Shestopalov D.O.** — Bachelor's Degree student, Department of Medical and Technical Information Technologies, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation.

**Markova M.V.** — Master's Degree student, Department of Medical and Technical Information Technologies, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation.

**Scientific advisor** — A.V. Kobelev, Assist. Professor, Department of Medical and Technical Information Technologies, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation.