

УДК 616.8, 57.087, 577.31

doi:10.31799/1684-8853-2019-3-114-120

Анализ двигательной активности с использованием сигналов электромиограмм

В. С. Хорев^{а, б}, канд. физ.-мат. наук, старший научный сотрудник, orcid.org/0000-0001-6613-8940

В. А. Максименко^а, канд. физ.-мат. наук, старший научный сотрудник, orcid.org/0000-0002-4632-6896

Е. Н. Пицик^а, младший научный сотрудник, orcid.org/0000-0003-1850-2394

А. Е. Руннова^{а, в}, канд. физ.-мат. наук, старший научный сотрудник, orcid.org/0000-0002-2102-164X

С. А. Куркин^а, доктор физ.-мат. наук, профессор, orcid.org/0000-0002-3438-5717

А. Е. Храмов^а, доктор физ.-мат. наук, профессор, orcid.org/0000-0003-2787-2530, hramovae@gmail.com

^аУниверситет Иннополис, Университетская ул., 1, Иннополис, 420500, РФ

^бСаратовский национальный исследовательский государственный университет

им. Н. Г. Чернышевского, Астраханская ул., 83, Саратов, 410012, РФ

^вСаратовский государственный медицинский университет им. В. И. Разумовского, Б. Казачья ул., 112, Саратов, 410012, РФ

Постановка проблемы: методы определения начала движения и моментов планирования движения являются актуальными задачами нейронауки, при этом отдельной проблемой является использование сигналов электрической активности мышц (электромиограмм) для точного определения момента движения руки ввиду сложности, нестационарности и зашумленности исходных сигналов. Особенно остро стоит вопрос для экспериментов с одновременной регистрацией электромиограммы и электроэнцефалограммы, когда требуется рассмотреть взаимодействие между структурами мозга. **Цель исследования:** разработка методики анализа электромиограмм сигналов и способов ее применения для детального исследования двигательной активности. **Методы:** используется метод пороговой детекции, основанный на фильтрации, сглаживании исходного сигнала с последующим вычислением производной. Такой подход позволяет относительно быстро и точно оценивать моменты начала движения даже по участку ряда. **Результаты:** разработана методика, позволяющая в автоматическом режиме определять момент движения. Обнаружено, что момент начала движения детектируется через некоторое время после сигнала в том случае, если движение начинается по определенному сигналу. Проведен расчет распределения задержки между предъявлением звукового сигнала и началом движения, оценены статистические свойства этого распределения. **Практическая значимость:** результаты исследований могут быть использованы для автоматического детектирования моментов начала движения в экспериментах с одновременной регистрацией электроэнцефалограмм и в дальнейшем применяться для решения практических задач, связанных с разработкой управляемых протезов для реабилитации людей с ограниченными возможностями.

Ключевые слова — анализ сигналов, двигательная активность, электромиограммы, фильтрация, автоматический поиск, распознавание паттернов.

Для цитирования: Хорев В. С., Максименко В. А., Пицик Е. Н., Руннова А. Е., Куркин С. А., Храмов А. Е. Анализ двигательной активности с использованием сигналов электромиограмм. *Информационно-управляющие системы*, 2019, № 3, с. 114–120. doi:10.31799/1684-8853-2019-3-114-120

For citation: Khorev V. S., Maksimenko V. A., Pitsik E. N., Runnova A. E., Kurkin S. A., Hramov A. E. Analysis of motor activity using electromyogram signals. *Informatsionno-upravliaiushchie sistemy* [Information and Control Systems], 2019, no. 3, pp. 114–120 (In Russian). doi:10.31799/1684-8853-2019-3-114-120

Введение

В настоящее время объектом большого научного интереса являются процессы, протекающие в организме человека, связанные с контролем двигательной активности [1–6]. Актуальность данного научного направления определяется возможностью применения результатов в таких областях, как реабилитация, протезирование, робототехника и др. Регистрация и анализ электроэнцефалограмм (ЭЭГ) является одним из наиболее объективных способов изучения работы головного мозга человека непосредственно во время совершения движения [7–9]. Однако применение ЭЭГ для анализа двигательной активности в основном подразумевает проведение эксперимента по заранее раз-

работанному плану, согласно которому движения выполняются по специальному сигналу. В данном случае возникает проблема точного определения момента начала движения [10]. Анализ электромиограмм (ЭМГ) — сигналов электрической активности, возбуждаемых непосредственно мышечными волокнами, — является перспективным для решения данной проблемы [11]. В свою очередь анализ таких сигналов затруднен ввиду низкой амплитуды потенциалов, сильной нестационарности, наличия различных артефактов и плохой структурированности исходных данных [12–14].

С учетом вышесказанного существует необходимость разработки методик анализа ЭМГ-сигналов и способов их применения для детального исследования двигательной активности.

Данные эксперимента

В работе были использованы данные испытуемого, не имеющего патологий центральной нервной системы. Во время эксперимента проводилась одновременная регистрация ЭМГ и ЭЭГ в вертикальном положении тела. Продолжительность записи составила 150 мин. Во время регистрации сигналов дыхание было произвольным.

В ходе эксперимента регистрировались сигналы неинвазивной ЭМГ с локтевой мышцы. Испытуемый был проинструктирован выполнять сгиб (I) и последующий разгиб (II) руки с промежуточной фиксацией в верхнем положении по звуковому сигналу в соответствии со схемой, представленной на рис. 1, а. Регистрация сигналов осуществлялась с частотой 250 Гц при 12-разрядном разрешении при помощи многоканального электроэнцефалографа-анализатора ЭЭГА-21/26 «Энцефалан-131-03» модель 10 (НПКФ «Медиком-МТД», Россия) с комплектом стандартных датчиков. Для дополнительного контроля двигательной активности было использовано задающее устройство копирующего типа с обратной силомоментной связью, представляющее собой рычажную конструкцию из пластика и легких сплавов, выполненную аналогично скелетной схеме человека с совпадением положения осей подвижности и суставов. При этом рычажный механизм был идентичен кинематической схеме руки человека и содержал аналог предплечья, соединенного с плечом вращательной парой с одной степенью свободы, позволяющий получать данные о совершении сгиба локтевого сустава одновременно с записью ЭМГ.

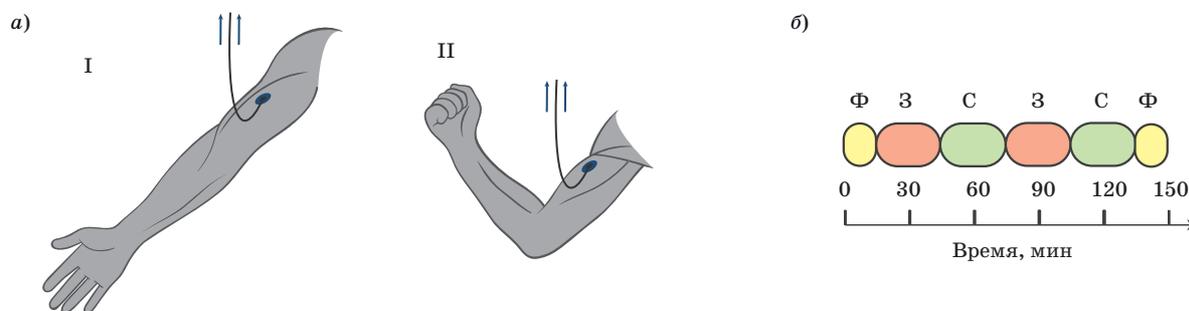
Основная структура эксперимента представлена на рис. 1, б. В общей сложности эксперимент состоял из шести сессий, включающих в себя предварительную регистрацию фоновой активности без выполнения испытуемым специальных инструкций в течение 15 мин, две получасовые

сессии с поднятием руки по звуковому сигналу, две сессии с произвольным поднятием руки, заключительную регистрацию фоновой активности без выполнения испытуемым специальных инструкций в течение 15 мин. Начало каждой сессии предварялось автоматическим аудиовизуальным предупреждением испытуемого о ее наступлении. Для сессий с поднятием руки по звуковому сигналу было запланировано 50 повторений движения, звуковые стимулы подавались в произвольные моменты времени, но предусматривали не менее 10 с покоя между каждыми двумя. Для сессии с произвольным поднятием руки звуковые стимулы не подавались, однако испытуемый был проинструктирован находиться в состоянии покоя также не менее 10 с после каждого периода двигательной активности. Эксперимент проводился в первой половине дня в специально оборудованной лаборатории, где доброволец находился в комфортных условиях, исключающих наличие мешающих факторов наподобие посторонних шумов и яркого света.

Методы анализа данных

Для детектирования момента начала движения сигнал ЭМГ фильтровался в полосе частот 1–10 Гц, затем сглаживался скользящим окном длиной 2 с, после чего по сглаженному ряду находилась производная сигнала. Путем сопоставления исходного сигнала ЭМГ и полученной производной удалось обнаружить, что в моменты времени, соответствующие началу движения, значение производной превышало пороговое значение (0,5 от максимального значения ряда).

Таким образом, в результате сопоставления значения поступившего сигнала с пороговым значением в каждый отсчет времени были получены моменты, соответствующие временам начала движения.

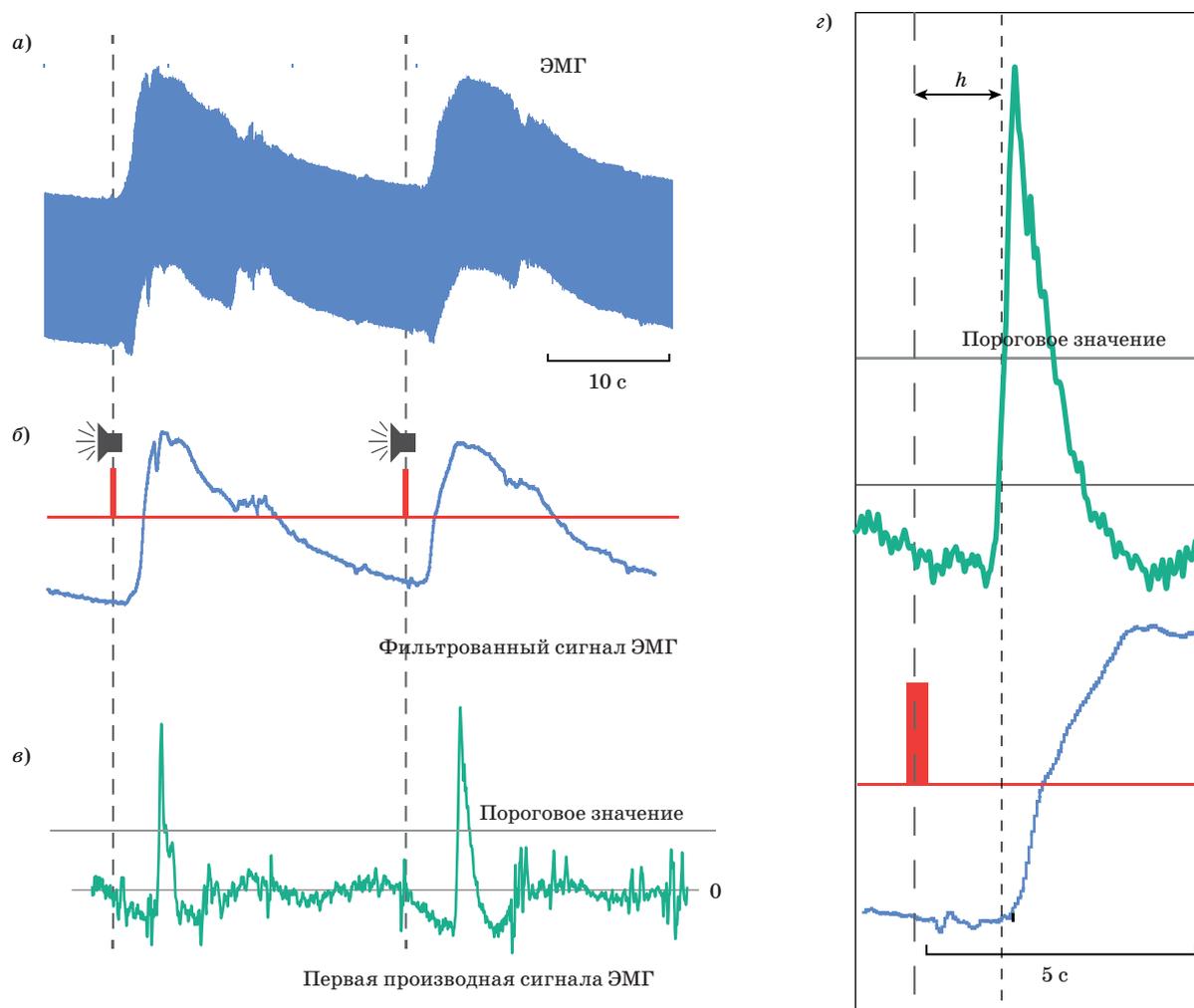


■ **Рис. 1.** Дизайн эксперимента (а): I, II — положение руки в момент начала сгиба и разгиба; временная структура экспериментальных сессий (б): Ф — периоды регистрации фоновой активности; З — периоды движений по звуковому стимулу; С — периоды движений без стимула

■ **Fig. 1.** The motion design experimental setup (а): I, II corresponds to flexing and to extension; the structure of experimental sessions (б): Ф, З and С define a single period of background activity, audio stimulated movement and free movement respectively

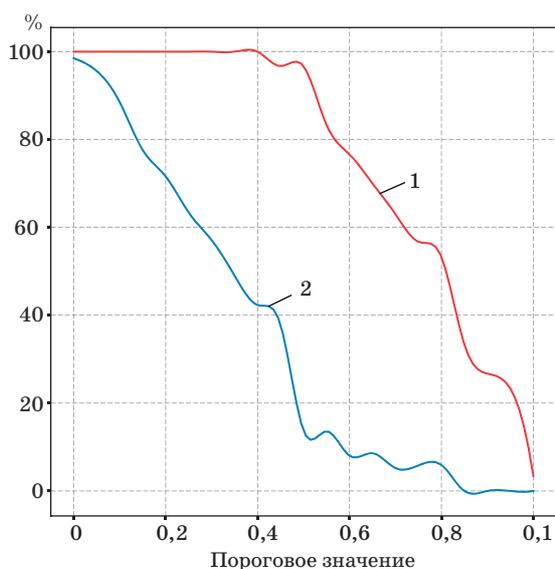
На рис. 2, *а* показан типичный фрагмент сигнала ЭМГ, регистрируемого с локтевой мышцы. Вертикальными штриховыми линиями отмечены моменты звуковых сигналов, соответствующих командам. Из рис. 2, *а* видно, что моментам выполнения движений соответствует резкое увеличение амплитуды регистрируемого сигнала. На рис. 2, *б* и *в* представлены соответственно сглаженный временной ряд ЭМГ и его производная. Пороговое значение используется для детектирования момента начала движения в автоматическом режиме.

Пороговое значение было выбрано в соответствии с оптимальным соотношением чувствительности и процента ложных выводов о наличии движения. На рис. 3 представлены зависимости чувствительности методики и процента ложных срабатываний от значения порога для детектирования. Пороговые значения перебирались в диапазоне от нуля до максимального значения ряда с шагом 0,05. Как легко видеть из графика, максимальная разность приходится на значение, соответствующее 0,5 от максимального значения ряда, которое в дальнейшем и было использовано



■ **Рис. 2.** Фрагмент исходного экспериментального сигнала ЭМГ (*а*) и сглаженного и фильтрованного в полосе 1–10 Гц сигнала ЭМГ (*б*); его производная (зеленая кривая) и линия порогового значения, используемая для определения момента начала движения (*в*) (моменты звуковых сигналов отмечены красными рисками и штриховыми линиями); увеличенный фрагмент фильтрованного сигнала ЭМГ и его производной, демонстрирующий наличие задержки h между моментом предъявления звукового сигнала (штриховая линия) и моментом начала движения (пунктирная линия) (*г*)

■ **Fig. 2.** Fragment of the original (raw) experimental EMG signal (*a*); smoothed and filtered EMG signal (blue curve) (*б*); its derivative (green curve) and the line of the threshold value used to determine the moments of the beginning of the movement (*в*). The moments of the sound signals are marked in red markers and vertical dash line; enlarged fragment of the filtered signal and its derivative, which demonstrates the delay h between the moment of presentation of the sound signal (dashed line) and the moment of beginning of the movement (dotted line) (*г*)



■ **Рис. 3.** Зависимость чувствительности 1 и процента ложных выводов 2 о начале движения от порогового значения

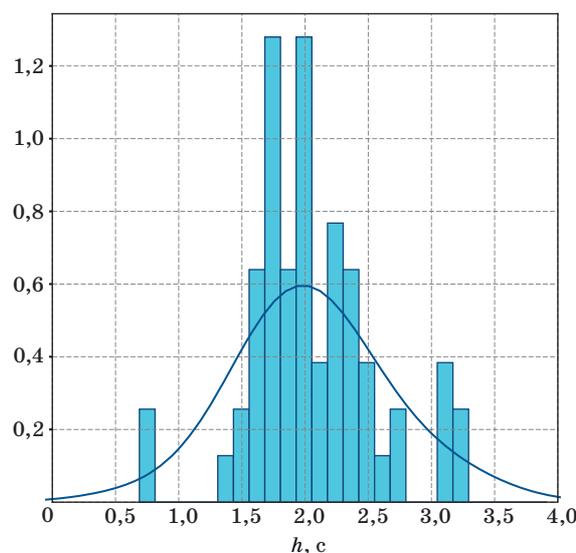
■ **Fig. 3.** The dependence of true positive 1 and the false positive 2 percentage of the movement onset from the threshold value

для расчета распределения задержек между временем предъявления звукового сигнала и моментом начала движения. Преимущество подхода состоит в его простоте и скорости по сравнению с более точными и сложными методами, требующими индивидуального обучения [15, 16].

Результаты и обсуждение

Существует задержка по времени h между моментом предъявления звукового сигнала и детектированным моментом начала движения (см. рис. 2, б). Для определения характерного времени задержки на рис. 4 представлено статистическое распределение величины h во время выполнения эксперимента, построенное для оптимального порогового значения. Видно, что мода распределения приходится на время, соответствующее 1,6–1,8 с. Узость полученного распределения свидетельствует в пользу представления о том, что время подготовки к движению может быть оценено и далее учтено в эксперименте без предъявления звукового сигнала. Сплошной линией на рисунке представлена аппроксимация нормальным распределением.

Наличие задержки между моментом звукового стимула и моментом начала движения может ассоциироваться с процессами обработки стимула и с планированием движения. В данном контексте использование ЭМГ-сигналов дает большой потенциал для выявления различных фаз, связанных



■ **Рис. 4.** Распределение временных задержек между моментом предъявления звукового сигнала и моментом начала движения, рассчитанных по ряду производной сглаженного сигнала ЭМГ

■ **Fig. 4.** The distribution of time delays between the moment of presentation of the sound signal and the moment of the beginning of the movement, calculated via threshold of the smoothed EMG signal derivative

с реализацией двигательной активности человека. Современная концепция механизма замыкания условной связи [17] допускает, что ассоциация очагов возбуждений, соответствующих условному и безусловному раздражителям, может происходить как на уровне коры, так и на уровне подкорки: при продолжающемся поступлении по специфическим путям афферентных импульсов в определенный ограниченный корковый очаг возбуждения постепенно генерализованное возбуждение концентрируется в этом очаге, а затем уступает значительную часть своего влияния на построение движения нижележащим очагам возбуждения, имеющим то преимущество, что к ним продолжают притекать афферентные проприоцептивные импульсы.

Недавние исследования указывают на наличие задержек при активации сенсомоторной обработки в мозге человека. Сенсомоторная обработка включает в себя фазы формирования, распознавания стимула, категоризации-ответа, принятия решения, реакции афферентных нейронов. Длительность этих задержек сопоставима с полученной в данной работе, хотя и принимает меньшее значение в силу специфики эксперимента [17–19]. Следует отметить, что распределение, представленное на рис. 4, достаточно хорошо аппроксимируется распределением Гаусса. Временной интервал, требуемый для прохождения импульса от головного мозга к мышцам, в сумме с временным интервалом мышечной реакции принимает примерно постоянное значение

для всех повторений движения. Шумовая компонента, определяющая форму распределения времени задержки h , является следствием процессов, протекающих в головном мозге, отвечающих за обработку стимула и последующую генерацию управляющего сигнала. Эффект присутствия данной шумовой компоненты [20, 21] свидетельствует в пользу предположения о том, что исходное состояние мозга до начала момента движения различно и определяется процессами, протекающими в этот самый момент времени, чем и объясняется гауссоподобный вид распределения.

Заключение

Таким образом, в работе предложен метод, позволяющий в автоматическом режиме опреде-

лять момент начала движения. Обнаружено, что в случае, когда движение начинается по определенному сигналу, момент начала движения детектируется через некоторое время после сигнала. Обсуждены возможные причины и предпосылки полученных результатов. Полученные результаты могут быть использованы для выделения фаз «планирования движения» и расширения понимания принципов функционирования головного мозга и сознания человека, что способствует решению ряда прикладных задач, связанных с улучшением качества жизни людей.

Финансовая поддержка

Работа выполнена при поддержке гранта Российского научного фонда № 17-72-30003.

Литература

1. Wood G., Kober S. E., Witte M., Neuper C. On the need to better specify the concept of “control” in brain-computer-interfaces/neurofeedback research. *Front Syst Neurosci*, 2014, vol. 8, pp. 171. doi:10.3389/fnsys.2014.00171
2. Hayashibe M., Guiraud D., Pons J. L., Farina D. Editorial: biosignal processing and computational methods to enhance sensory motor neuroprosthetics. *Front Syst Neurosci*, 2015, vol. 9, pp. 434. doi:10.3389/fnins.2015.00434
3. Mondini V., Mangia A. L., Cappella A. Single-session tDCS over the dominant hemisphere affects contralateral spectral EEG power, but does not enhance neurofeedback-guided event-related desynchronization of the non-dominant hemisphere’s sensorimotor rhythm. *PLoS One*, 2018, vol. 13, no. 3, e0193004. doi:10.1371/journal.pone.0193004
4. Runnova A. E., Zhuravlev M. O., Khramova A. E., Pisarchik A. N. The study of evolution and depression of the alpha-rhythm in the human brain EEG by means of wavelet-based methods. *Proc. SPIE*, 2017, vol. 10337, pp. 1033713. doi:10.1117/12.2267699
5. Maksimenko V. A., van Heukelum S., Makarov V. V., Kelderhuis J., Lüttjohann A., Koronovskii A. A., Hramov A. E., van Luijtelea G. Absence seizure control by a brain computer interface. *Scientific Reports*, 2017, vol. 7, pp. 2487. doi:10.1038/s41598-017-02626-y
6. Maksimenko V. A., Kurkin S. A., Pitsik E. N., Musatov V. Yu., Runnova A. E., Efremova T. Yu., Hramov A. E., Pisarchik A. N. Artificial neural network classification of motor-related eeg: An increase in classification accuracy by reducing signal complexity. *Complexity*, 2018, 9385947. doi:10.1155/2018/9385947
7. Павлов А. Н., Руннова А. Е., Максименко В. А., Павлова О. Н., Гришина Д. С., Храмов А. Е. Распознавание движений руки по сигналам электроэнцефалограммы на основе флуктуационного анализа. *Письма в ЖТФ*, 2019, т. 45, № 4, с. 14–17. doi:10.21883/PJTF.2019.04.47327.17377
8. Pavlov A. N., Runnova A. E., Maksimenko V. A., Pavlova O. N., Grishina D. S., Hramov A. E. Detrended fluctuation analysis of EEG patterns associated with real and imaginary arm movements. *Physica A*, 2018, vol. 509, pp. 777–782. doi:https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.06.096
9. Maksimenko V. A., Pavlov A., Runnova A. E., Nedaivozov V., Grubov V., Koronovskii A., Pchelintseva S. V., Pitsik E., Pisarchik A. N., Hramov A. E. Nonlinear analysis of brain activity, associated with motor action and motor imaginary in untrained subjects. *Nonlinear Dynamics*, 2018, vol. 91, no. 4, pp. 2803–2817. doi: 10.1007/s11071-018-4047-y
10. Reis P. M. R., Hebenstreit F., Gabsteiger F., von Tscharnner V., Lochmann M. Methodological aspects of EEG and body dynamics measurements during motion. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2014, vol. 8, no. 156, pp. 1–19. doi:10.3389/fnhum.2014.00156
11. Rouillard J., Duprès A., Cabestainga F., Leclercq S., Bekaerta M., Piaua C., Vannobela J., Lecocq C. Hybrid BCI coupling EEG and EMG for severe motor disabilities. *Procedia Manufacturing*, 2015, vol. 3, pp. 29–36. doi:10.1016/j.promfg.2015.07.104
12. Basmajian J. V. *Muscle alive, their functions are revealed by electromyography*. Williams and Wilkins, 1979. 555 p.
13. De Luca C. J. Filtering the surface EMG signal: Movement artifact and baseline noise contamination. *Journal of Biomechanics*, 2010, vol. 43, pp. 1573–1579. doi:10.1016/j.jbiomech.2010.01.027
14. Kastalskiy I., Mironov V., Lobov S., Krilova N., Pimashkin A., Kazantsev V. A neuromuscular interface for robotic devices control. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2018, no. 8948145, pp. 1–8. doi:10.1155/2018/8948145

15. Al-Timemy A. H., Bugmann G., Escudero J. Adaptive windowing framework for surface electromyogram-based pattern recognition system for transradial amputees. *Sensors*, 2018, vol. 18, no. 8, pp. 2402. doi:10.3390/s18082402
16. Chen B., Grazi L., Lanotte F., Vitiello N., Crea S. A real-time lift detection strategy for a hip exoskeleton. *Frontiers in Neurorobotics*, 2018, vol. 12, pp. 17. doi:10.3389/fnbot.2018.00017
17. Hazy T. E., Frank M. J., O'Reilly R. C. Neural mechanisms supporting acquired phasic dopamine responses in learning: An integrative synthesis. *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, 2009, vol. 34, no. 5, pp. 701–720. doi:10.1016/j.neubiorev.2009.11.019
18. Melnik A., Hairston W. D., Ferris D. P., König P. EEG correlates of sensorimotor processing: independent components involved in sensory and motor processing. *Scientific Reports*, 2017, vol. 7, pp. 4461. doi:10.1038/s41598-017-04757-8
19. Asakawa T., Muramatsu A., Hayashi T., Urata T., Taya M., Mizuno-Matsumoto Y. Comparison of EEG propagation speeds under emotional stimuli on smartphone between the different anxiety states. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2014, vol. 8, pp. 1006. doi:10.3389/fnhum.2014.01006
20. Pisarchik A. N., Chholak P., Hramov A. E. Brain noise estimation from MEG response to flickering visual stimulation. *Chaos, Solitons & Fractals: X*, 2019, vol. 1, pp. 100005. doi: 10.1016/j.csfx.2019.100005
21. Runnova A. E., Hramov A. E., Grubov V. V., Koronovskii A. A., Kurovskaya M. K., Pisarchik A. N. Theoretical background and experimental measurements of human brain noise intensity in perception of ambiguous images. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2016, vol. 93, pp. 201–206. doi: 10.1016/j.chaos.2016.11.001

UDC 616.8, 57.087, 577.31

doi:10.31799/1684-8853-2019-3-114-120

Analysis of motor activity using electromyogram signalsV. S. Khorev^{a,b}, PhD, Phys.-Math. Senior Researcher, orcid.org/0000-0001-6613-8940V. A. Maksimenko^a, PhD, Phys.-Math, Senior Researcher, orcid.org/0000-0002-4632-6896E. N. Pitsik^a, Junior Researcher, orcid.org/0000-0003-1850-2394A. E. Runnova^{a,c}, PhD, Phys.-Math, Senior Researcher, orcid.org/0000-0002-2102-164XS. A. Kurkin^a, Dr. Sc., Phys.-Math., Professor, orcid.org/0000-0002-3438-5717A. E. Hramov^a, Dr. Sc., Phys.-Math., Professor, orcid.org/0000-0003-2787-2530, hramovae@gmail.com^aNeuroscience and Cognitive Technology Lab, Innopolis University, 1, Universitetskaya St., 420500, Innopolis, Russian Federation^bSaratov State University named after N. G. Chernyshevsky, 83, Astrakhanskaya St., 410012, Saratov, Russian Federation^cSaratov State Medical University named after V. I. Razumovsky, 112, Bolshaya Kazachia St., 410012, Saratov, Russian Federation

Introduction: Methods of detecting the start of a movement and moments of movement planning are important in neuroscience. Using the signals of electrical activity of muscles (electromyograms) in order to precisely detect the moment of movement is a special problem, because the initial signals are complex, non-stationary and affected by noise. It is especially important in experiments with simultaneous registration of an EEG and an electromyogram, when you have to analyze the interaction between brain structures. **Purpose:** Development of methods for electromyogram data analysis and techniques for their use in a detailed study of motor activity. **Methods:** We use the threshold detection method based on calculating the derivative of the original signal filtered and smoothed. Such an approach makes it possible to estimate the starting points of the onset of motion relatively quickly and accurately, even along a part of a time series. **Results:** We have developed a technique which allows you to automatically detect the precursor of a movement start, based on the analysis of electromyographic signals. We have calculated the distribution of the delay between the presentation of a sound signal and the beginning of a movement, and evaluated the statistical properties of this distribution. **Practical relevance:** The results of this research can be used to automatically detect starting points in experiments with simultaneous EEG recording, and later be applied to solve practical problems related to the development of controlled prostheses for the rehabilitation of people with disabilities.

Keywords — signal analysis, motor activity, electromyograms, filtering, automatic search, pattern recognition.

For citation: Khorev V. S., Maksimenko V. A., Pitsik E. N., Runnova A. E., Kurkin S. A., Hramov A. E. Analysis of motor activity using electromyogram signals. *Informatsionno-upravliaiushchie sistemy* [Information and Control Systems], 2019, no. 3, pp. 114–120 (In Russian). doi:10.31799/1684-8853-2019-3-114-120

References

1. Wood G., Kober S. E., Witte M., Neuper C. On the need to better specify the concept of “control” in brain-computer-interfaces/neurofeedback research. *Front Syst Neurosci*, 2014, vol. 8, pp. 171. doi:10.3389/fnsys.2014.00171
2. Hayashibe M., Guiraud D., Pons J. L., Farina D. Editorial: biosignal processing and computational methods to enhance sensory motor neuroprosthetics. *Front Syst Neurosci*, 2015, vol. 9, pp. 434. doi:10.3389/fnins.2015.00434
3. Mondini V., Mangia A. L., Cappella A. Single-session tDCS over the dominant hemisphere affects contralateral spectral EEG power, but does not enhance neurofeedback-guided event-related desynchronization of the non-dominant hemi-

- sphere's sensorimotor rhythm. *PLoS One*, 2018, vol. 13, no. 3, e0193004. doi: 10.1371/journal.pone.0193004
4. Runnova A. E., Zhuravlev M. O., Khramova A. E., Pisarchik A. N. The study of evolution and depression of the alpha-rhythm in the human brain EEG by means of wavelet-based methods. *Proc. SPIE*, 2017, vol. 10337, pp. 1033713. doi:10.1117/12.2267699
 5. Maksimenko V. A., van Heukelum S., Makarov V. V., Kelderhuis J., Lüttjohann A., Koronovskii A. A., Hramov A. E., van Luijckelaar G. Absence seizure control by a brain computer interface. *Scientific Reports*, 2017, vol. 7, pp. 2487. doi:10.1038/s41598-017-02626-y
 6. Maksimenko V. A., Kurkin S. A., Pitsik E. N., Musatov V. Yu., Runnova A. E., Efremova T. Yu., Hramov A. E., Pisarchik A. N. Artificial neural network classification of motor-related eeg: An increase in classification accuracy by reducing signal complexity. *Complexity*, 2018, 9385947. doi:10.1155/2018/9385947
 7. Pavlov A. N., Runnova A. E., Maksimenko V. A., Pavlova O. N., Grishina D. S., Hramov A. E. Recognizing arm motions by fluctuation analysis of EEG signals. *Tech. Phys. Lett.*, 2019, vol. 45, pp. 129–131. doi:10.21883/PJTF.2019.04. 47327.17377
 8. Pavlov A. N., Runnova A. E., Maksimenko V. A., Pavlova O. N., Grishina D. S., Hramov A. E. Detrended fluctuation analysis of EEG patterns associated with real and imaginary arm movements. *Physica A*, 2018, vol. 509, pp. 777–782. doi:https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.06.096
 9. Maksimenko V. A., Pavlov A., Runnova A. E., Nedaivozov V., Grubov V., Koronovskii A., Pchelintseva S. V., Pitsik E., Pisarchik A. N., Hramov A. E. Nonlinear analysis of brain activity, associated with motor action and motor imaginary in untrained subjects. *Nonlinear Dynamics*, 2018, vol. 91, no. 4, pp. 2803–2817. doi:10.1007/s11071-018-4047-y
 10. Reis P. M. R., Hebenstreit F., Gabsteiger F., von Tscharnner V., Lochmann M. Methodological aspects of EEG and body dynamics measurements during motion. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2014, vol. 8, no. 156, pp. 1–19. doi:10.3389/fnhum.2014.00156
 11. Rouillard J., Duprésa A., Cabestaing F., Leclercq S., Beaerkaert M., Piau C., Vannobela J., Lecocq C. Hybrid BCI coupling EEG and EMG for severe motor disabilities. *Procedia Manufacturing*, 2015, vol. 3, pp. 29–36. doi:10.1016/j.promfg.2015.07.104
 12. Basmajian J. V. *Muscle alive, their functions are revealed by electromyography*. Williams and Wilkins, 1979. 555 p.
 13. De Luca C. J. Filtering the surface EMG signal: Movement artifact and baseline noise contamination. *Journal of Biomechanics*, 2010, vol. 43, pp. 1573–1579. doi:10.1016/j.jbiomech.2010.01.027
 14. Kastalskiy I., Mironov V., Lobov S., Krilova N., Pimashkin A., Kazantsev V. A neuromuscular interface for robotic devices control. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2018, no. 8948145, pp. 1–8. doi:10.1155/2018/8948145
 15. Al-Timemy A. H., Bugmann G., Escudero J. Adaptive windowing framework for surface electromyogram-based pattern recognition system for transradial amputees. *Sensors*, 2018, vol. 18, no. 8, pp. 2402. doi:10.3390/s18082402
 16. Chen B., Grazi L., Lanotte F., Vitiello N., Crea S. A real-time lift detection strategy for a hip exoskeleton. *Frontiers in Neurobotics*, 2018, vol. 12, pp. 17. doi:10.3389/fnbot.2018.00017
 17. Hazy T. E., Frank M. J., O'Reilly R. C. Neural mechanisms supporting acquired phasic dopamine responses in learning: An integrative synthesis. *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, 2009, vol. 34, no. 5, pp. 701–720. doi:10.1016/j.neubiorev.2009.11.019
 18. Melnik A., Hairston W. D., Ferris D. P., König P. EEG correlates of sensorimotor processing: independent components involved in sensory and motor processing. *Scientific Reports*, 2017, vol. 7, pp. 4461. doi:10.1038/s41598-017-04757-8
 19. Asakawa T., Muramatsu A., Hayashi T., Urata T., Taya M., Mizuno-Matsumoto Y. Comparison of EEG propagation speeds under emotional stimuli on smartphone between the different anxiety states. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2014, vol. 8, pp. 1006. doi:10.3389/fnhum.2014.01006
 20. Pisarchik A. N., Chholak P., Hramov A. E. Brain noise estimation from MEG response to flickering visual stimulation. *Chaos, Solitons & Fractals: X*, 2019, vol. 1, pp. 100005. doi: 10.1016/j.csf.2019.100005
 21. Runnova A. E., Hramov A. E., Grubov V. V., Koronovskii A. A., Kurovskaya M. K., Pisarchik A. N. Theoretical background and experimental measurements of human brain noise intensity in perception of ambiguous images. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2016, vol. 93, pp. 201–206. doi: 10.1016/j.chaos.2016.11.001