## 14

## Распознавание движений руки по сигналам электроэнцефалограммы на основе флуктуационного анализа

© А.Н. Павлов<sup>1</sup>, А.Е. Руннова<sup>1</sup>, В.А. Максименко<sup>1</sup>, О.Н. Павлова<sup>2</sup>, Д.С. Гришина<sup>2</sup>, А.Е. Храмов<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Саратовский государственный технический университет им. Гагарина Ю.А., Саратов, Россия

<sup>2</sup> Саратовский национальный исследовательский государственный университет им. Н.Г. Чернышевского, Саратов, Россия E-mail: pavlov.alexeyn@gmail.com

Поступило в Редакцию 10 мая 2018 г. В окончательной редакции 21 ноября 2018 г. Принято к публикации 21 ноября 2018 г.

> Обсуждается проблема распознавания фрагментов многоканальных записей электроэнцефалограмм (ЭЭГ), соответствующих движению руки человека, а также мысленному представлению такого движения. Показано, что задача распознавания может быть решена по коротким участкам ЭЭГ с применением метода флуктуационного анализа. Полученные результаты позволяют предложить использование флуктуационного анализа в качестве алгоритма цифровой обработки сигналов при разработке программной части нейроинтерфейса.

## DOI: 10.21883/PJTF.2019.04.47327.17377

Проблема разработки интерфейсов мозг-компьютер (ИМК или нейроинтерфейсов) имеет длительную историю, однако только в последние 20 лет совершен прорыв в этом направлении, который связан с развитием вычислительной техники и расширением существующих знаний о функционировании мозга [1-6]. В частности, был предложен неинвазивный ИМК для лиц с тяжелыми двигательными нарушениями, который позволяет управлять перемещением курсора на экране монитора [1]. Другие оригинальные разработки включают инструмент коммуникации для парализованных людей, который использует медленные корковые потенциалы для управления электронным орфографическим устройством [7], инструменты управления навигационными и информационными намерениями робота [8,9] на основе анализа данных движения глаз и сигналов электроэнцефалограмм (ЭЭГ). В целом, ИМК — это устройства, которые позволяют людям выполнять определенные действия в окружающем мире, используя сигналы мозга вместо мышц. Соответствующие технологии востребованы в различных областях, включая промышленность, здравоохранение, компьютерные системы и т.д. Нейроинтерфейсы различаются по типу регистрируемых сигналов и способам их преобразования в команды управления внешним устройством. Наибольший интерес вызывают неинвазивные ИМК, которые не предусматривают вживления микроэлектродов в ткань мозга, но они требуют и более совершенных методов цифровой обработки сигналов для распознавания мысленных намерений. Основным источником информации при разработке ИМК являются сигналы ЭЭГ, однако их анализ и выявление особенностей электрической активности мозга по-прежнему представляют собой сложную задачу [10-15]. Целью проводимого исследования является изучение возможности распознавания реальных и воображаемых движений руки человека по сигналам ЭЭГ, которые могли бы

использоваться при создании неинвазивных нейроинтерфейсов различного назначения.

Эксперименты были проведены на здоровых добровольцах (десять человек). Многоканальные ЭЭГ были записаны с помощью электроэнцефалографа "Энцефалан". Применялась стандартная установка 10-20 с 19 регистрирующими электродами и частотой дискретизации 250 Hz. Каждый эксперимент проводился около 30 min и включал в себя два типа задач: медленный подъем правой руки в плечевом суставе и воображение этого подъема. Движение или его воображение начинались по звуковому сигналу, и электрическая активность мозга измерялась в течение 3 s. Этот временной интервал включал как движение, так и последующий короткий переходный процесс.

Данные анализировались на основе метода флуктуационного анализа относительно тренда (detrended fluctuation analysis, DFA [16–18]), который предназначен для проведения корреляционного анализа нестационарных процессов. Метод предусматривает выполнение следующих вычислений.

1. Построение профиля сигнала x(k), k = 1, ..., N (одномерного случайного блуждания)

$$Y(i) = \sum_{k=1}^{i} [x(k) - \langle x \rangle], \quad i = 1, \dots, N,$$
(1)

где  $\langle x \rangle$  — среднее значение.

2. Сегментация профиля Y(i) на M неперекрывающихся участков длины n и определение локального тренда  $Y_n(i)$  путем интерполяции Y(i) в пределах каждого участка. Вместо кусочно-линейной функции, которая применялась в [17], можно использовать полиномиальную аппроксимацию.



**Рис. 1.** Различия значений показателя скейлинга  $\alpha$ , вычисленного по наклонам зависимостей lg *F* от lg *n* для реального движения руки (*I*), воображаемого движения (*2*) и фоновой ЭЭГ (*3*).

3. Вычитание локального тренда и вычисление среднеквадратичных флуктуаций

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left[ Y(i) - Y_n(i) \right]^2}.$$
 (2)

4. Повторение вычислений при варьировании длины сегмента *n* и анализ степенной зависимости

$$F(n) \sim n^{\alpha},\tag{3}$$

где  $\alpha$  — показатель скейлинга метода DFA. В двойном логарифмическом масштабе (зависимость lg F от lg n) показатель скейлинга можно легко вычислить с помощью линейной аппроксимации. Дополнительное повышение точности вычислений можно обеспечить за счет проведения сегментации в прямом и обратном направлении.

Вычисленное значение  $\alpha$  характеризует различные типы корреляций в экспериментальных данных, включая антикоррелированную динамику ( $\alpha < 0.5$ , присутствует чередование больших и малых значений временного ряда) и степенные корреляции ( $0.5 < \alpha < 1$ , большие значения чаще следуют за большими, малые — за малыми). При  $\alpha > 1$  наблюдается коррелированное поведение, которое может отличаться от степенной статистики [17]. Для стационарных процессов установлена взаимосвязь между показателем  $\alpha$  и величинами, характеризующими степенное поведение корреляционной функции и спектральной плотности мощности [16].

На начальном этапе проводимых исследований ставилась задача поиска достоверных различий между реальными и воображаемыми движениями и были тщательно проанализированы результаты экспериментов для одного типа движения — поднятия правой руки. Для произвольно выбранного испытуемого зависимости F(n) были сопоставлены для разных состояний: реальное

движение, воображаемое движение и фоновая электрическая активность мозга. Типичные результаты показаны на рис. 1, хорошо видны различия наклонов в диапазоне  $\lg n \in [1.4, 2.2]$ . Таким образом, рассмотренные состояния можно различить на основе метода DFA. Подтверждая это, мы провели статистический анализ для повторяющихся событий (по 100 реальных и воображаемых движений, а также 100 участков фоновой активности) и для всех каналов записи ЭЭГ. На рис. 2 показано, что эти состояния достоверно различаются. При этом важно отметить, что можно отделить не только реальные и воображаемые движения, но и воображаемые движения от фоновой ЭЭГ, что более важно при создании нейроинтерфейсов. Разделение сигналов осуществляется почти по всем каналам, но при этом встречаются отдельные каналы, где отличия выражены сравнительно слабо или являются недостоверными. В связи с этим именно анализ многоканальных записей ЭЭГ должен проводиться для распознавания движений с более высокой надежностью.

Проведенное исследование всей группы добровольцев позволило подтвердить сделанные выводы. В соответствии с полученными результатами у четверых испытуемых разделение реальных и воображаемых движений осуществлялось по всем каналам. Еще у четверых испытуемых разделение происходило по 17-18 каналам из 19. Только в двух экспериментах количество каналов со слабовыраженными различиями доходило до 5, тем не менее по остальным 14 каналам различия являлись достоверными.

По аналогии был проведен поиск различий между воображаемыми движениями и фоновой ЭЭГ. Только у одного испытуемого разделение соответствующих фрагментов ЭЭГ осуществлялось по 7 каналам из 19. В остальных экспериментах результаты были существенно лучше: от 11 до 19 каналов, при этом у четверых испытуемых результаты разделения воображаемых движений и фоновой ЭЭГ были сопоставимы с результатами



**Рис. 2.** Различия значений показателя скейлинга  $\alpha$ , вычисленного для реальных и воображаемых движений (1) и для воображаемых движений и фоновой активности (2) в зависимости от номера канала регистрации ЭЭГ (k).

для реальных движений. Снижение числа каналов, по которым может быть проведено достоверное распознавание участков ЭЭГ, соответствующих воображаемым движениям, вероятно, может быть связано с тем, что эксперименты проводились на нетренированных добровольцах, а стандартная практика работы с нейроинтерфейсами состоит в проведении экспериментов после прохождения предварительного обучения, которое позволяет лучше концентрироваться. Тем не менее даже в этом случае продемонстрирована возможность идентифицировать участки ЭЭГ, соответствующие мысленным намерениям.

Таким образом, проведенные исследования продемонстрировали возможность применения корреляционного анализа на основе DFA для распознавания реальных и воображаемых движений руки человека по сигналам ЭЭГ. Преимущество этого подхода по сравнению с другими методами цифровой обработки сигналов, такими как мультифрактальный анализ [19,20], который был применен для решения аналогичной задачи в работе [21], состоит в значительно более высоком быстродействии, позволяющем применять данный подход в системах реального времени, существенно снизив промежуток времени между принятием решения и преобразованием мысленного намерения в команду управления аппаратной частью нейроинтерфейса.

Исследование выполнено при поддержке гранта Российского научного фонда (проект № 17-72-30003).

## Список литературы

- Wolpaw J.R., McFarland D.J. // PNAS. 2004. V. 101. N 51. P. 17849–17854.
- [2] Chen X., Wang Y., Nakanishi M., Gao X., Jung T.-P., Gao S. // PNAS. 2015. V. 112. N 44. P. E6058–E6067.
- [3] Bowsher K., Civillico E.F., Coburn J., Collinger J., Contreras-Vidal J.L., Denison T., Donoghue J., French J., Getzoff N., Hochberg L.R., Hoffmann M., Judy J., Kleitman N., Knaack G., Krauthamer V., Ludwig K., Moynahan M., Pancrazio J.J., Peckham P.H., Pena C., Pinto V., Ryan T., Saha D., Scharen H., Shermer S., Skodacek K., Takmakov P., Tyler D., Vasudevan S., Wachrathit K., Weber D., Welle C.G., Ye M. // J. Neural Eng. 2016. V. 13. N 2. P. 023001.
- [4] Kawase T., Sakurada T., Koike Y., Kansaku K. // J. Neural Eng. 2017. V. 14. N 1. P. 016015.
- [5] Spüler M. // PLoS ONE. 2017. V. 12. N 2. P. e0172400.
- [6] Maksimenko V.A., van Heukelum S., Makarov V.V., Kelderhuis J., Litjohann A., Koronovskii A.A., Hramov A.E., van Luijtelaar G. // Sci. Rep. 2017. V. 7. P. 2487 (1–8).
- [7] Birbaumer N., Ghanayim N., Hinterberger T., Iversen I., Kotchoubey B., Kübler A., Perelmouter J., Taub E., Flor H. // Nature. 1999. V. 398. N 6725. P. 297–298.
- [8] Ma J., Zhang Y., Cichocki A., Matsuno F. // IEEE Trans. Biomed. Eng. 2015. V. 62. N 3. P. 876–889.
- [9] Park U, Mallipeddi R, Lee M. // Lect. Notes Comput. Sci. 2014. V. 8834. P. 11–18.

- [10] Короновский А.А., Макаров В.А., Павлов А.Н., Ситникова Е.Ю., Храмов А.Е. Вейвлеты в нейродинамике и нейрофизиологии. М.: Физматлит, 2013. 271 с.
- [11] Божокин С.В. // ЖТФ. 2010. Т. 80. В. 9. С. 16-24.
- [12] Колоскова А.Д., Москаленко О.И. // Письма в ЖТФ. 2017. Т. 43. В. 10. С. 102–110.
- [13] Грубов В.В., Руннова А.Е., Короновский А.А., Храмов А.Е. // Письма в ЖТФ. 2017. Т. 43. В. 13. С. 58–64.
- [14] Фролов Н.С., Писарчик А.Н. // Письма в ЖТФ. 2018. Т. 44.
  В. 10. С. 76–85.
- [15] Грубов В.В., Недайвозов В.О. // Письма в ЖТФ. 2018.
  Т. 44. В. 10. С. 103–110.
- [16] Peng C.-K., Buldyrev S.V., Havlin S., Simons M., Stanley H.E., Goldberger A.L. // Phys. Rev. E. 1994. V. 49. N 2. P. 1685–1689.
- [17] Peng C.-K., Havlin S., Stanley H.E., Goldberger A.L. // Chaos. 1995. V. 5. N 1. P. 82–87.
- [18] *Павлов А.Н.* Методы анализа сложных сигналов. Саратов: Науч. книга, 2008. 120 с.
- [19] Pavlov A.N., Sosnovtseva O.V., Ziganshin A.R., Mosekilde E., Holstein-Rathlou N.H. // Physica A. 2002. V. 316. N 1-4. P. 233–249.
- [20] Pavlov A.N., Sosnovtseva O.V., Mosekilde E. // Chaos, Solitons & Fractals. 2003. V. 16. N 5. P. 801–810.
- [21] 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 Dynamics. 2018. V. 91. N 4. P. 2803–2817.