

Информатика, вычислительная техника и управление

УДК 612.821.2

ВЫЯВЛЕНИЕ ЗНАЧИМЫХ ОТВЕДЕНИЙ В ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАФИИ ПРИ РАСПОЗНАВАНИИ ВООБРАЖАЕМЫХ ДВИЖЕНИЙ

**С.Н. Агапов¹, В.А. Буланов¹, Н.Г. Губанов², А.В. Захаров³,
М.С. Сергеева³**

¹ ООО «IT Universe»

Россия, 443086, г. Самара, ул. Ерошевского, 3

² Самарский государственный технический университет

Россия, 443100, г. Самара, ул. Молодогвардейская, 244

³ Самарский государственный медицинский университет

Россия, 443079, г. Самара, ул. Гагарина, 18

В современной технике активно развивается направление нейрокомпьютерных интерфейсов (НКИ). Взаимодействие человека с окружающей средой через ее связь с электро- и химической активностью мозга будет одной из важнейших составляющих следующей ступени научно-технического развития в XXI веке. В последние годы достигнут значительный прогресс в распознавании и классификации выполнения различных видов воображаемых задач. На текущий момент одним из основных методов управления в НКИ являются ЭЭГ-корреляты воображаемых движений. Целью настоящего исследования является выявление локализации наиболее значимых ЭЭГ-отведений при распознавании паттерна воображаемого движения в ведущей руке. Меньшее количество используемых ЭЭГ-отведений должно привести к увеличению эффективности и уменьшению стоимости разрабатываемого оборудования.

Ключевые слова: ЭЭГ, воображаемые движения, *t*-критерий Стьюдента.

Введение

В докладе Агентства стратегических инициатив в рамках развития платформы национальной технологической инициативы отмечается значимость развития нейрокомпьютерных интерфейсов (НКИ) в России как с научно-технической, так и с коммерческой позиции [1].

Сергей Николаевич Агапов, специалист лаборатории математической обработки биологической информации.

Владимир Александрович Буланов, начальник лаборатории математической обработки биологической информации.

Николай Геннадьевич Губанов (к.т.н., доц.), заведующий кафедрой «Автоматизация и управление технологическими процессами».

Александр Владимирович Захаров (к.м.н.), доцент кафедры «Неврология и нейрохирургия».

Мария Станиславовна Сергеева (к.б.н.), доцент кафедры «Физиология».

НКИ можно определить как коммуникационный комплекс, не требующий периферической мышечной активности и позволяющий оператору посылать команды внешнему исполнительному устройству только посредством активности головного мозга [2].

Реализация НКИ в основном представляет собой 3-уровневый процесс. Во-первых, сигналы ЭЭГ считываются с помощью электродов, расположенных на скальпе человека, производится их предварительная обработка с целью удаления различных артефактов и малоинформативных частей сигнала. Во-вторых, производится декомпозиция сигнала на значимые компоненты и выделение в сигнале значимых коррелятов. В-третьих, обработанный сигнал передается системе принятия решения и от нее к исполнительному устройству.

В последние годы достигнут значительный прогресс в распознавании и классификации выполнения различных видов воображаемых задач [3]. На текущий момент одним из основных методов управления в НКИ являются ЭЭГ-корреляты воображаемых движений конечностями [4, 5].

Несмотря на то, что в распознавании ЭЭГ-сигналов достигнуты успехи, в основном благодаря современным методам машинного обучения, цифровой обработке сигналов и алгоритмам слепого разделения (blind source separation) [6, 7], остается нерешенным ряд серьезных проблем на пути создания коммерческих систем НКИ для широкого использования. Например, создание недорогих аппаратов регистрации ЭЭГ с небольшим количеством отведений, разработанных под конкретную задачу управления с помощью НКИ.

Цель исследования

Целью настоящего исследования является выявление локализации значимых ЭЭГ-отведений при распознавании паттерна воображаемого движения в ведущей руке для снижения сложности аппаратной части НКИ. Меньшее количество используемых ЭЭГ-отведений должно привести к увеличению эффективности и уменьшению стоимости разрабатываемого оборудования.

Материалы и методы

В исследовании участвовали семь студентов-добровольцев Самарского государственного медицинского университета, все правши, возраст 19–21 год. Все добровольцы дали информированное согласие на участие в эксперименте. В работе использовались ЭЭГ-записи 128-канального прибора Brain Vision actiCHamp (Германия). Электроды располагались на голове испытуемых согласно международной системе «10–20» (модификация «10–5») [8]. Референтный электрод находился у правого уха. Активные усилители ЭЭГ-сигнала находились непосредственно на электродах. На рис. 1 показана схема расположения электродов на голове испытуемых в нашем исследовании.

Записи ЭЭГ проводились в экранированной от электромагнитных помех звуко- и светоизолированной лаборатории. Аппарат ЭЭГ работал от аккумуляторов. ЭЭГ-сигналы были записаны с частотой дискретизации 1000 Гц. При проведении анализа были использованы программные средства MathWork® MATLAB версии R2015a (<http://www.mathworks.com>), EEGLab Toolbox версии 13.5.4b (<https://sccn.ucsd.edu/eeglab/>), пакет статистической обработки данных R версии 3.1.3 (<https://www.r-project.org>).

Статистические методы и компьютерная реализация. При анализе ЭЭГ-сигналов мы использовали t-критерий Стьюдента (Student's t-test). Этот критерий применяется для проверки нулевой гипотезы о равенстве средних значений двух совокупностей. Использование t-критерия Стьюдента требует нормальности распределения выборок, поэтому мы использовали тест Шапиро – Уилка (Shapiro – Wilk test) [12] для проверки нормальности распределения амплитуд в ЭЭГ-сигналах. Статистика критерия Шапиро – Уилка имеет вид

$$W = \frac{1}{s^2} \left[\sum_{i=1}^n a_{n-i+1} (x_{n-i+1} - x_{(i)}) \right]^2 ,$$

где

$$s^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2, \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i ,$$

s^2 – квадрат оценки среднеквадратического отклонения Ллойда;

n – количество наблюдений;

a_{n-i+1} – табличные коэффициенты [12].

В R данный критерий реализован как функция «shapiro.test».

T-критерий Стьюдента по модификации Уэлча (Welch) рассчитывается по формуле

$$t = \frac{(\bar{X}_1 - \bar{X}_2)}{\sqrt{\frac{Sd_1^2}{n_1} + \frac{Sd_2^2}{n_2}}} ,$$

где $\bar{X}_1$ и $\bar{X}_2$ – среднее значение по первой и второй выборкам;

Sd_1^2 и Sd_2^2 – дисперсия первой и второй выборок;

n_1 и n_2 – объем первой и второй выборок.

В R данный критерий реализован как функция «t.test».

Результаты исследования и их обсуждение

Основная идея нашей работы – выбор обобщенного показателя и сравнение получившейся выборки из 10 показателей (по количеству предъявления стимулов в одной сессии) на каждом отведении ЭЭГ между данными при воображении движения и фоновым ЭЭГ-сигналом (т. е. отрезком записи ЭЭГ без воображения движения). В качестве такого показателя мы выбрали сумму модулей амплитуд на отведении в течение длительности одной эпохи. За эпоху мы приняли 5-секундный отрезок ЭЭГ-сигнала с момента предъявления звукового стимула испытуемым. В качестве эпохи для фонового ЭЭГ-сигнала мы использовали 5-секундный отрезок ЭЭГ-сигнала, предшествующий предъявлению стимула.

После сбора данных мы исключили из исследования те отведения, на которых при визуальном анализе имеются явные отклонения или артефакты. Таких отведений было от 1 до 5 в разных сессиях записи.

Далее мы суммировали значения модулей амплитуд в эпохе ЭЭГ-сигнала при воображении движения и сравнивали с таким же показателем эпохи фонового ЭЭГ-сигнала.

Формально t-критерий Стьюдента рассчитан на выборки из популяций с нормальным распределением и гомогенной дисперсией. Однако из исследований известно, что он сохраняет мощность и при нарушении данных условий в определенных пределах [13–15]. Проверку на нормальность мы проводили с помощью теста Шапиро – Уилка. Следуя работе [15], мы считали значимым различием отношение дисперсий при $\sigma_1^2/\sigma_2^2 > 3,33$ и $\sigma_1^2/\sigma_2^2 < 0,30$.

Мы проанализировали данные восьми экспериментальных сессий семи испытуемых. Соответственно, выборка состояла из 160 эпох – 80 эпох воображаемого движения и 80 эпох фоновое ЭЭГ-сигнала. После проверки с помощью t-критерия Стьюдента мы отобрали такие ЭЭГ-отведения, для которых значение p-value меньше 0,05. В таблице представлены номера и наименования ЭЭГ-отведений, на которых значение p-value < 0,05 встречалось в трех и более сессиях из восьми.

ЭЭГ-отведения, отобранные после проверки t-критерием Стьюдента

ЭЭГ-отведение		Количество сессий, в которых значение p-value < 0,05
Номер	Наименование	
110	AFF6h	3
70	AFF2h	3
99	CPP1h	3
4	F4	3
102	FFC4h	3
122	FFT10h	3
56	FT8	3
29	FT9	3
37	P1	3
7	P3	3
51	P5	4
45	PO3	3
46	PO4	3
93	PO9	3
107	POO1	3
13	T7	3

Отбор отведений для задач НКИ в основном определяется выбором частотного диапазона для анализа ЭЭГ-сигнала. В частности, для анализа альфа (8–14 Гц), бета (14–30 Гц) и мю (9–11 Гц) ритмов головного мозга человека, которые широко применяются в НКИ, обычно выбираются отведения F3, F4, C3, C4, P3, P4 [16]. В работе [5] авторы используют отведения C3, C4, P3, P4, O1, O2.

Наши результаты в ряде случаев совпадают с существующей практикой расположения ЭЭГ-отведений. На рис. 2 представлена локализация ЭЭГ-отведений

на голове, как традиционно используемых для задач НКИ, так и полученных в результате нашего исследования.

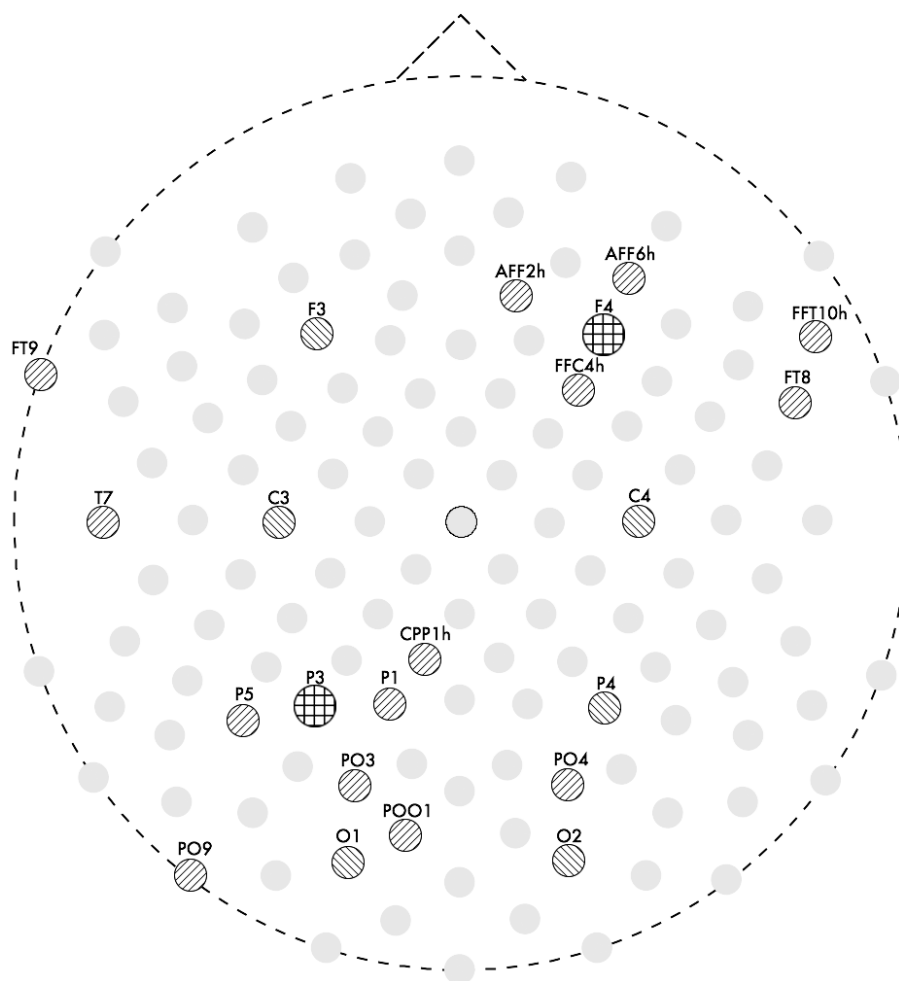


Рис. 2. Расположение отведений на голове человека:

- — штриховкой влево показаны отведения, которые традиционно применяются в исследованиях НКИ и взяты из литературных источников (отведения F3, C3, C4, P4, O1, O2);
- — штриховкой вправо показаны значимые отведения, которые получены в результате нашего исследования (AFF2h, AFF6h, FFC4h, FFT10h, FT8, FT9, T7, CPP1h, P1, P5, PO3, PO4, POO1, PO9);
- — штриховкой квадратами показаны отведения, которые совпали в литературных данных и нашем исследовании (F4, P3)

Полученные нами отведения F4 и P3 совпали с традиционно используемыми. Отведения AFF2h, AFF6h, FFC4h очень близки к традиционно используемому отведению F4. Группа отведений CPP1h, P1, P5, PO3, POO1, PO4, PO9 также находится в одной области с традиционно используемыми отведениями P3, P4, O1, O2.

Однако полученные нами отведения FT9, T7, FFT10h, FT8 не совпадают с литературными данными и расположены относительно далеко от традиционно используемых отведений.

Также интересно отметить, что вблизи традиционно используемых отведений F3, C3, C4 наше исследование не показало значимых отведений.

Заключение

В основном результаты нашего исследования совпали с текущими литературными данными по выбору значимых ЭЭГ-отведений для задач НКИ. Для распознавания воображаемого движения правой кистью наиболее подходящими ЭЭГ-отведениями, по нашему мнению, являются отведение в центроиде между отведениями AFF2h, AFF6h, FFC4h (в международной системе нотации отведений «10–5» наиболее близкое к этой точке отведение обозначается как F4h) и отведение в центроиде между отведениями P3, P1, PO3 (наиболее близкое к этой точке отведение обозначается как PPO3h).

Получены интересные результаты в ранее широко не использовавшихся в НКИ отведениях FT9, T7, FFT10h, FT8, которые требуют дополнительных экспериментальных данных, а также проверки на более сложном уровне обработки сигналов – с использованием современных методов кластеризации, классификации и машинного обучения.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Подходы к формированию и запуску новых отраслей промышленности в контексте Национальной технологической инициативы, на примере сферы «Технологии и системы цифровой реальности и перспективные «человеко-компьютерные» интерфейсы (в части нейроэлектроники)» // Агентство стратегических инициатив. URL: <https://asi.ru/nti/docs/Doklad.pdf> (дата обращения: 08.11.2016).
2. Vaughan, Heetderks, Trejo, Rymer, Weinrich, Moore, Kübler, Dobkin, Birbaumer, Donchin, Wolpaw EW, Wolpaw JR. Brain-computer interface technology: a review of the Second International Meeting // IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng., vol. 11, no. 2, pp. 94–109, 2003.
3. Lotte, Congedo, Lécuyer, Lamarche, Arnaldi. A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces // J. Neural Eng., vol. 4, no. 2, pp. R1–R13, 2007.
4. Leuthardt, Schalk, Roland, Rouse, Moran. Evolution of brain-computer interfaces: going beyond classic motor physiology // Neurosurg. Focus, vol. 27, no. 1, p. E4, 2009.
5. Yong, Menon. EEG classification of different imaginary movements within the same limb // PLoS One, vol. 10, no. 4, 2015.
6. Alotaiby, El-Samie, Alshebeili, Ahmad. A review of channel selection algorithms for EEG signal processing // EURASIP J. Adv. Signal Process., vol. 2015, no. 1, p. 66, 2015.
7. Li, Chen, Yan, Wei, Wang. Classification of EEG Signals Using a Multiple Kernel Learning Support Vector Machine // Sensors, vol. 14, no. 7, pp. 12784–12802, 2014.
8. Binnie, Dekker, Smit, Van Der Linden. Practical considerations in the positioning of EEG electrodes // Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol., vol. 53, no. 4, pp. 453–458, 1982.
9. Johns. A new method for measuring daytime sleepiness: the Epworth sleepiness scale // Sleep, vol. 14, no. 6, pp. 540–545, 1991.
10. Kaida, Takahashi, Åkerstedt, Nakata, Otsuka, Haratani, Fukasawa. Validation of the Karolinska sleepiness scale against performance and EEG variables // Clin. Neurophysiol., vol. 117, no. 7, pp. 1574–1581, 2006.
11. Hoddes, Dement, Zarcone. The development and use of the Stanford sleepiness scale (SSS) // Psychophysiology, vol. 9, p. 150, 1972.
12. Shapiro, Francia. An approximate analysis of variance test for normality // J. Am. Stat. Assoc., vol. 67, no. 337, pp. 215–216, 1972.
13. Boneau. The effects of violations of assumptions underlying the t test // Psychol. Bull., vol. 57, no. 1, pp. 49–64, 1960.
14. Neuhausser. Two-sample tests when variances are unequal // Anim. Behav., vol. 63, no. 2000, pp. 823–825, 2002.
15. Posten. Robustness of the two-sample t-test // Robustness of Statistical Methods and Nonparametric Statistics, vol. 1, 1984, pp. 92–99.
16. Lo, Chien, Chen, Tsai, Fang, Lin. A Wearable Channel Selection-Based Brain-Computer Interface for Motor Imagery Detection // Sensors, vol. 16, no. 2, p. 213, 2016.

Статья поступила в редакцию 2 октября 2016 г.

IDENTIFICATION OF SIGNIFICANT LEADS IN THE EEG DURING RECOGNITION IMAGINARY MOVEMENTS

***S.N. Agapov¹, V.A. Bulanov¹, N.G. Gubanov², A.V. Zakharov³,
M.S. Sergeeva³***

¹ IT Universe LLC
3, Eroshevskogo st., Samara, 443086, Russian Federation

² Samara State Technical University
244, Molodogvardeiskaya st., Samara, 443100, Russian Federation

³ Samara State Medical University
18, Gagarina st., Samara, 443079, Russian Federation

Modern technology is actively use the brain-computer interface (BCI). Human interaction with the environment through a communication with the electrical and chemical activity of the brain is one of the most important components of the next stage of scientific and technological development in the XXI century. In recent years there has been significant progress in tasks of recognition and classification of various types of motor imagery. At the moment, one of the main methods of control in BCI are the EEG correlates of imaginary movements. The aim of this study is to identify the localization of most significant EEG electrodes in task of pattern recognition the motor imagery of the dominant arm. Using the fewer EEG electrodes should lead to increase the efficiency and reduce the cost of the EEG-equipment.

Keywords: EEG, motor imagery, Student's *t*-test, BCI.

*Sergey N. Agapov, Specialist of Laboratory.
Vladimir A. Bulanov, Head of Laboratory.
Nikolay G. Gubanov (Ph.D. (Techn.)), Associate Professor.
Alexander V. Zakharov, (Ph.D. (Medical.)), Associate Professor.
Mariya S. Sergeeva (Ph.D. (Biolog.)), Associate Professor.*