

# Программный инструментальный нейрокомпьютерного интерфейса для анализа электроэнцефалограмм на базе непрерывного вейвлет-преобразования

А.А. Столбова  
Самарский национальный  
исследовательский университет  
им. академика С.П. Королева  
Самара, Россия  
stolbova.aa@ssau.ru

В.Ю. Дьяконов  
Самарский национальный  
исследовательский университет  
им. академика С.П. Королева  
Самара, Россия  
tradeincorp2406@gmail.com

О.К. Головнин  
Самарский национальный  
исследовательский университет  
им. академика С.П. Королева  
Самара, Россия  
golovnin@ssau.ru

**Аннотация**—В статье представлен разработанный программный инструментальный нейрокомпьютерного интерфейса для анализа электроэнцефалограмм на базе непрерывного вейвлет-преобразования. Применение программного инструментального интерфейса позволяет осуществлять вейвлет-анализ сигналов и фиксировать изменения частоты сигнала во времени, что дает возможность осуществлять поиск и выявление деталей и аномалий, развивающихся во времени.

**Ключевые слова**— нейрокомпьютерный интерфейс, вейвлет-анализ, когерентность, электроэнцефалограмма, ЭЭГ.

## 1. ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время активно ведутся исследования в области разработки нейрокомпьютерных интерфейсов, с помощью которых реализуется управление протезами, экзоскелетами и роботами, применяющимися в реабилитационной медицине и профессиональном спорте. Люди с тяжелыми неврологическими нарушениями сталкиваются со многими проблемами в сенсомоторных функциях и взаимодействии с окружающей средой. Так, серьезной проблемой остается нарушение походки и равновесия после инсультов и травм головного мозга а также последующее восстановление повседневной и социальной активности.

При разработке нейрокомпьютерных интерфейсов, используемых при решении задач реабилитации пациентов, в качестве неинвазивных портативных методов нейровизуализации применяется электроэнцефалография (ЭЭГ). Так, например, применительно к задаче реабилитации, в [1] предложена система, построенная на основе 3D-игры, управляемой нейрокомпьютерным интерфейсом, а в [2] авторы проводят исследование ускоренного восстановления пациентов после инсульта, достигаемого за счет использования интерфейса «мозг-компьютер» на основе анализа данных ЭЭГ.

Нейрокомпьютерные интерфейсы, основанные на образах движения, позволяют людям использовать мысленные моторные образы, распознаваемые по электроэнцефалограмме, в качестве управляющих команд, даже без использования элементов визуального контроля. Поскольку нестационарный характер сигналов ЭЭГ делает нейрокомпьютерный интерфейс на основе

ЭЭГ динамической системой [3], в качестве основного метода анализа предлагается использовать вейвлет-преобразование, позволяющее локализовать спектральные характеристики сигнала во времени. Применение вейвлет-преобразования позволяет получить преимущества при решении большого класса биомедицинских задач и, в частности, при анализе нестационарных сигналов, к которым и относятся сигналы ЭЭГ [4].

В статье предлагается программный инструментальный нейрокомпьютерного интерфейса для анализа электроэнцефалограмм на базе непрерывного вейвлет-преобразования.

## 2. АЛГОРИТМ ВЕЙВЛЕТ-АНАЛИЗА СИГНАЛОВ ЭЭГ

Разработан алгоритм вейвлет-преобразования, предназначенный для использования в программном инструментальном нейрокомпьютерного интерфейса. Алгоритм продолжает изыскания, выполненные в [5], и позволяет выполнить обработку сигналов ЭЭГ, поступающих с многоканальных устройств. Алгоритм представлен следующим набором шагов, выполняемых для всех каналов ЭЭГ.

Шаг 1. Получить массив масштабов:

$$a_i = \frac{1}{w_{\min} + i \times \Delta w}, \quad i = 0, \dots, N_a - 1, \quad (1)$$

где  $a_i$  – значение  $i$ -го масштаба,  $w_{\min}$  – минимальная частота,  $\Delta w$  – интервал дискретизации частоты,  $N_a$  – число масштабов.

Шаг 2. Рассчитать значения масштабированных вейвлетов при равном нулю сдвиге для каждого значения масштаба. Для этого выполняются следующие шаги.

Шаг 2.1. Определить количество отсчетов вейвлета для текущего масштаба  $a_i$ , попадающих в ширину  $w_i$ :

$$n_i = \text{ent} \left[ \frac{w_i}{\Delta t_0} + 0,5 \right], \quad (2)$$

где  $\Delta t_0$  – интервал дискретизации вейвлета,  $\text{ent}[\ ]$  – операция взятия целой части.

Шаг 2.2. Вычислить значение вейвлета:

$$\Psi_{i,k} = \frac{1}{\sqrt{a_i}} \Psi\left(\frac{k\Delta t_0}{a_i}\right), \quad (3)$$

где  $k = -ent\left[\frac{n_i}{2}\right] \dots ent\left[\frac{n_i}{2}\right]$ .

Шаг 2.3. Повторить шаги 2.1 и 2.2 для каждого  $i$ -ого масштаба.

Шаг 3. Вычислить коэффициенты вейвлет-преобразования, например, следующим способом:

$$W(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \sum_{i=0}^{N-1} x(t_i) \psi\left(\frac{t_i - b}{a}\right), \quad (4)$$

где  $\psi$  – материнский вейвлет,  $a$  – масштаб,  $b$  – временной сдвиг,  $t_i$  –  $i$ -ый временной отсчет,  $x(t_i)$  –  $i$ -ый отсчет сигнала,  $N$  – число отсчетов в сигнале.

### 3. ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ И РЕЗУЛЬТАТЫ

Программный инструментальный нейрокомпьютерного интерфейса разработан на языке C# с использованием технологии Windows Presentation Foundation для визуализации данных. Проведено исследование с использованием разработанного программного инструментария для выявления зависимости между физическими и мысленным моторными движениями человека. В процессе регистрации ЭЭГ испытуемые выполняли физическое и мысленное моторное движение кисти руки или одного пальца руки. Во время эксперимента давалась голосовая команда, после которой выполнялось одно из предложенных действий. При регистрации ЭЭГ использовались следующие электроды: Fp1A1, Fp2A2, T3A1, T4A2, C3A1, C4A2, Cz. Таким образом, исходный сигнал ЭЭГ представляет собой набор данных об активности мозга для 7 электродов, регистрируемых с частотой дискретизации 500 Гц (Рис. 1).

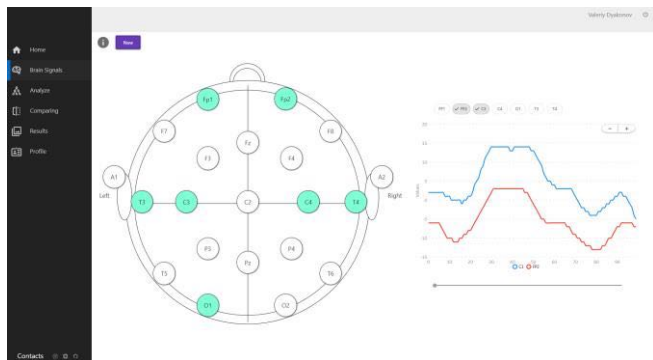


Рис. 1. Программный инструментальный нейрокомпьютерного интерфейса

В качестве анализирующего вейвлета выбрана восьмая производная Гауссовой функции с максимальным масштабом 500. Отметим, что масштаб обратен частоте, а, следовательно, меньший масштаб соответствует более высоким частотам, и наоборот.

В процессе проведения исследования вычислялась когерентность вейвлетов для обнаружения общих

локализованных временем колебаний (Рис. 2). Для численного выражения меры сравнения вычислены среднее арифметическое и среднеквадратическое отклонение.

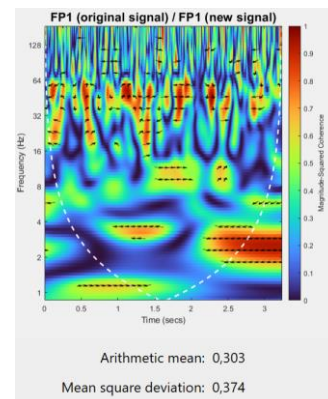


Рис. 2. Результат вычисления когерентности для сигналов FP1

Анализ полученных результатов вычисления когерентности для всех сигналов ЭЭГ позволяет сделать следующие выводы: осуществляется фиксирование изменений частоты сигнала во времени; сигналы, регистрируемые в различных каналах, схожи по своему поведению; при использовании воображения испытуемым сигналы более активны на больших масштабах; наибольшая схожесть сигналов приходится на диапазон частот 32–64 Гц; сигналы схожи приблизительно на 29–35%.

### 4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, разработан программный инструментальный нейрокомпьютерного интерфейса, предназначенный для анализа электроэнцефалограмм с использованием непрерывного вейвлет-преобразования. Вейвлет-анализ сигналов, поступающих с различных каналов устройств ЭЭГ, позволяет фиксировать изменения частоты сигнала во времени, что, в свою очередь, позволяет осуществлять поиск и выявление деталей и аномалий, развивающихся во времени.

### ЛИТЕРАТУРА

- [1] Aamer, A. BCI Integrated with VR for Rehabilitation / A. Aamer, A. Esawy, O. Swelam, T. Nabil, A. Anwar, A. Eldeib // 31st International Conference on Microelectronics. – 2019. – P. 166-169.
- [2] Foong, R. Assessment of the efficacy of EEG-based MI-BCI with visual feedback and EEG correlates of mental fatigue for upper-limb stroke rehabilitation / R. Foong, K.K. Ang, C. Quek, C. Guan, K.S. Phua, C.W.K. Kuah, K.S.G. Chua // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. – 2019. – Vol. 67(3). – P. 786-795.
- [3] Raza, H. Covariate shift estimation based adaptive ensemble learning for handling non-stationarity in motor imagery related EEG-based brain-computer interface / H. Raza, D. Rathee, S.M. Zhou, H. Cecotti, G. Prasad // Neurocomputing. – 2019. – Vol. 343. – P. 154-166.
- [4] Khan, N.A. A new feature for the classification of non-stationary signals based on the direction of signal energy in the time–frequency domain / N.A. Khan, S. Ali // Computers in biology and medicine. – 2018. – Vol. 100. – P. 10-16.
- [5] Stolbova, A. Wavelet-Based Arrhythmia Detection in Medical Diagnostics Sensor Networks / A. Stolbova, S. Prokhorov, A. Kuzmin, A. Ivaschenko // International Conference on Information Technologies. – 2019. – P. 468-479.