



Известия высших учебных заведений. Прикладная нелинейная динамика. 2023. Т. 31, № 4  
Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedeniy. Applied Nonlinear Dynamics. 2023;31(4)

Научная статья  
УДК 51-76, 57.087.23

DOI: 10.18500/0869-6632-003051  
EDN: ZTBPSQ

### Расчёт циклических характеристик электроэнцефалограммы для исследования электрической активности мозга

В. В. Аристов<sup>1</sup>, О. В. Кубряк<sup>2,3</sup>, И. В. Степанян<sup>4</sup>✉

<sup>1</sup>Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» РАН, Москва, Россия

<sup>2</sup>Национальный исследовательский университет «МЭИ», Москва, Россия

<sup>3</sup>НИИ нормальной физиологии им. П. К. Анохина, Москва, Россия

<sup>4</sup>Институт машиноведения им. А. А. Благонравова РАН, Москва, Россия

E-mail: aristovvl@yandex.ru, o.kubryak@lab17.ru, ✉neurocomp.pro@gmail.com

Поступила в редакцию 25.10.2022, принята к публикации 21.04.2023,

опубликована онлайн 12.07.2023, опубликована 31.07.2023

**Аннотация.** Цель исследования — экспериментальная проверка предлагаемого способа анализа ЭЭГ, основанного на построении графа связности анализируемого сигнала, в котором амплитуды отображаются вершинами, а их взаимное расположение друг относительно друга — дугами. Отображение ЭЭГ-сигнала в структуре графа обуславливает появление циклических структур с возможностью расчёта их численных характеристик. В результате исследования разработаны критерии инициализации начальных условий счётного алгоритма. Рассчитаны следующие параметры: число циклов и число Эйлера в записи ЭЭГ. Приведены клубочные представления графов. Предлагаемый алгоритм имеет масштабирующий параметр, выбор которого влияет на итоговые результаты. Вторым свободным параметром предложенного алгоритма является степень искусственного загробления сигнала. Рассмотрены варианты применения алгоритма для многоканальных ЭЭГ-сигналов с обработкой многоканального сигнала путём поканального выявления семантических единиц и построением обобщённого семантического графа связности. Приведён пример проанализированного многоканального сигнала ЭЭГ, который был предварительно обработан с приведением всех амплитуд к натуральным числам в соответствии с рассчитанными характеристиками. Приведён пример ЭЭГ испытуемого с закрытыми глазами во время спокойного бодрствования и ЭЭГ испытуемого с открытыми глазами. В *Заключении* показано, что итоговые показатели могут варьироваться в значительных пределах (от нуля до десятков тысяч и более) в зависимости от конкретного отведения канала ЭЭГ. Анализ циклических структур электроэнцефалограммы представляется потенциальным способом оценки различных состояний человека за счёт возможности их различения с помощью предлагаемого способа. Исследование имеет ограниченный, пилотный характер.

**Ключевые слова:** электроэнцефалография, анализ электроэнцефалограммы, функциональные состояния.

**Для цитирования:** Аристов В. В., Кубряк О. В., Степанян И. В. Расчёт циклических характеристик электроэнцефалограммы для исследования электрической активности мозга // Известия вузов. ПНД. 2023. Т. 31, № 4. С. 469–483. DOI: 10.18500/0869-6632-003051. EDN: ZTBPSQ

Статья опубликована на условиях Creative Commons Attribution License (CC-BY 4.0).

## Calculation of the cyclic characteristics of the electroencephalogram for investigation of the electrical activity of the brain

V. V. Aristov<sup>1</sup>, O. V. Kubryak<sup>2,3</sup>, I. V. Stepanyan<sup>4</sup>✉

<sup>1</sup>Federal Research Center «Computer Science and Control» of the RAS, Moscow, Russia

<sup>2</sup>National Research University «Moscow Power Engineering Institute», Moscow, Russia

<sup>3</sup>Research Institute of Normal Physiology named after P. K. Anokhin, Moscow, Russia

<sup>4</sup>Mechanical Engineering Research Institute of the RAS, Moscow, Russia

E-mail: aristovv1@yandex.ru, o.kubryak@lab17.ru, ✉neurocomp.pro@gmail.com

Received 25.10.2022, accepted 21.04.2023, available online 12.07.2023, published 31.07.2023

**Abstract.** The purpose of the study is experimental verification of the proposed EEG analysis *method* based on the construction of a connectivity graph of the analyzed signal, in which the amplitudes are displayed by vertices, and their relative position relative to each other by arcs. The display of the EEG signal in the graph structure causes the appearance of cyclic structures with the possibility of calculating their numerical characteristics. As a *result* of the study, criteria for initialization of the initial conditions of the counting algorithm have been developed. The following parameters were calculated: the number of cycles and the Euler number in the EEG recording. Coil representations of graphs are given. The proposed algorithm has a scaling parameter, the choice of which affects the final results. The second free parameter of the proposed algorithm is the degree of artificial signal coarsening. Variants of the algorithm application for multichannel EEG signals with multichannel signal processing by channel-by-channel detection of semantic units and construction of a generalized semantic connectivity graph are considered. An example of an analyzed multichannel EEG signal, which was pre-processed with reduction of all amplitudes to natural numbers in accordance with the calculated characteristics, is given. An example of an EEG of a subject with closed eyes during quiet wakefulness and an EEG of a subject with open eyes is given. In *Conclusion*, it is shown that the final indicators can vary significantly (from zero to tens of thousands or more) depending on the particular derivation of the EEG channel. Analysis of the cyclic structures of the electroencephalogram seems to be a potential way to assess various human states due to the possibility of distinguishing them using the proposed method. The study has a limited, pilot character.

**Keywords:** electroencephalography, electroencephalogram analysis, functional states.

**For citation:** Aristov VV, Kubryak OV, Stepanyan IV. Calculation of the cyclic characteristics of the electroencephalogram for investigation of the electrical activity of the brain. *Izvestiya VUZ. Applied Nonlinear Dynamics*. 2023;31(4):469–483. DOI: 10.18500/0869-6632-003051

*This is an open access article distributed under the terms of Creative Commons Attribution License (CC-BY 4.0).*

### Введение

Большое число известных нам работ, где проводился анализ электроэнцефалограммы человека, можно условно назвать «альфа-ритм и другие». По сути, там использовались подходы к анализу, предложенные Греем Уолтером и другими пионерами таких исследований в середине XX века [1]. В наши дни электроэнцефалография (ЭЭГ) имеет самое широкое распространение в медицине и психологии, это касается и нейроэргономики, саморегуляции, игр и развлечений, нейромаркетинга, образования, безопасности и аутентификации [2]. В этой связи, а также с расширением вычислительных возможностей, набор «классических» способов проведения и анализа данных ЭЭГ и связанных с получаемыми результатами представлений о работе мозга дополняется новыми исследовательскими устремлениями [3], среди которых следует выделить применение ЭЭГ в нейроинтерфейсах [4] и их использование для оценки состояний человека [5, 6]. Вариант классификации современных задач в анализе данных ЭЭГ включает: распознавание эмоций, контроль воображаемых движений, оценку умственного напряжения, контроль и инструментальный элемент диагностики эпилепсии, исследование структуры сна, исследование вызванных потенциалов мозга [3].

Для анализа данных ЭЭГ получили широкое распространение подходы, которые можно обозначить как «элементы искусственного интеллекта» (например, [3, 7]). Используются расчётные

Аристов В. В., Кубряк О. В., Степанян И. В.  
Известия вузов. ПНД, 2023, т. 31, № 4

характеристики сигнала, частыми способами для которых являются комплексное преобразование, пространственная фильтрация (метод общих пространственных паттернов), динамическая энергия, быстрое преобразование Фурье, средняя абсолютная разность, спектральная плотность мощности, кратковременное преобразование Фурье, сингулярное разложение, разложение роя [3]. Следует отметить, что достаточно давно существует мнение об отсутствии явных преимуществ сложных новых методов математической обработки сигналов ЭЭГ по сравнению с «классическим» спектральным анализом, если нет ясного понимания, какой конкретный вклад в практическую работу пользователя вносят эти новые способы [8].

На наш взгляд, развитие анализа данных ЭЭГ связано также с попытками «формализации» разных концепций работы мозга, включая поиск нервных основ сознания [9], когда разрабатывается или эксплуатируется тот или иной вариант анализа, направленный на индуктивное подтверждение представлений авторов. В какой-то мере к этому возможно отнести попытки выделения ритмических паттернов в электроэнцефалограмме человека и соотнесения их с явлением резонанса Шумана (например, [10, 11]). Развитие фрактального анализа, например, может соотноситься с изучением циркадианных ритмов, сна [12]. В свою очередь, представляется перспективным развитие идей о фрагментарности процессов восприятия, когнитивного контроля [13], отражающихся в биологических ритмах — в том числе, изложенных нами [14]. Существуют и более новые попытки связать, например, кардиоритм или дыхание (циклическую активность) с активностью мозга [15, 16].

В данном случае, наоборот, полагаем, что общая математическая идея, предложенная В. В. Аристовым [17], может оказаться полезной для развития представлений о работе мозга. Суть этого предложения заключается в поисках циклических структур сигналов, которые, вероятно, могут свидетельствовать об изменении уровня общей активации или регуляции функций (или, по предположению В. В. Аристова — проявлении на разных уровнях феномена сознания). Для формализации этого положения рассматривается рост дерева графа. При определенном усложнении в точке «фазового перехода» происходит возникновение гигантских циклов. Данные представления основываются на том, что для более простой структуры нейросети (условно можно назвать ее структурой нервной системы животного, включая и нейросеть мозга) характерна передача сигнала от «рецептора» к «эффектору». Такую структуру можно моделировать графом в виде дерева (или пары деревьев). Но при усложнении сети, как было показано в [17], способен происходить так называемый перколяционный («фазовый») переход, известный в кинетико-статистической теории. Он означает появление кластеров, циклов, которые уже не имеют такого простого вида траекторий в системе графа от «входа» в «выходу» («from input to output»). Появление «запутанных» траекторий сигналов в нейросети мозга и предполагается сопоставить с изменением уровня общей активации или регуляции функций (или даже с проявлениями сознания и самосознания). Именно возникновение подобных структур может создать предпосылки, способствовать развитию некоторого абстрагирования, появлению возможности оперировать со знаками, словами, числами, вообще элементами семиотики. Однако требуется всестороннее развитие модели. Выявление и выделение таких автономных образований, что математически было получено и показано на моделях растущих графов в [17], и представляет собой возможную перспективную цель. В данном случае изучается возможность исследования данных ЭЭГ с помощью математической модели, основанной на теории графов. Таким образом, это исследование имеет ограничения для надёжной интерпретации результатов применительно к состояниям мозга, но рассматривается нами как предварительное, поисковое, направленное на развитие метода. В этой связи, цель работы была ограничена принципиальным описанием потенциально полезного, на наш взгляд, подхода к возможному способу анализа электроэнцефалограммы. В более широком смысле, исследование касается разработки математических основ выявления циклических структур сигналов на основе теоретико-графового подхода с демонстрацией возможностей новых алгоритмов

на примере обработки ЭЭГ-сигналов. Для оценки чувствительности предлагаемого подхода к оценке функциональных состояний, различных режимов работы психики и организма требуется значительный объем статистических данных. В настоящей работе не предполагалось исследовать разрабатываемый метод применительно к конкретной практической задаче. Отметим, что этим методом можно оценивать любые биоритмы, включая ЭЭГ, ЭКГ, пульсовые волны, дыхание, циркадные ритмы и другие. Также данный метод может быть применён для обработки и анализа циклических структур в сигналах произвольной природы (радио- и акустические сигналы, речь, солнечную и звёздную активность в задачах астрофизики), то есть везде, где требуется количественная оценка скрытых циклических структур в обрабатываемых сигналах. Таким образом, данное исследование является узконаправленным и, преимущественно, математико-методологическим.

## 1. Материалы и методы

В проспективном исследовании анализировались с соблюдением современных этических норм полученные ранее в лаборатории физиологии функциональных состояний человека НИИ нормальной физиологии им. П. К. Анохина записи электроэнцефалограмм 10 условно здоровых 20-летних испытуемых. Регистрация ЭЭГ производилась на электроэнцефалографе Neurovisor (Россия), монополярно, с постановкой электродов по системе 10–20. Частота оцифровки 512000 Гц синхронно по всем каналам, далее цифровая фильтрация и прореживание. Разрешение не хуже 2 мкВ. Динамический диапазон сигнала  $\pm 130$  мВ (22 разряда АЦП). Полоса пропускания 0...70 Гц (по уровню –3 дБ). Программные ВЧ-фильтры 0.02, 0.05, 0.1, 0.25, 0.5, 1.0 Гц, режекторный на 50 Гц. Для демонстрации предлагаемого способа анализа были выбраны 16-секундные фрагменты записи ЭЭГ без визуально определяемых артефактов. Условия – спокойное вертикальное стояние с открытыми глазами в шумоизолированном помещении, при дневном свете. Предлагаемый способ представляет собой анализ «циклических структур» в анализируемой записи ЭЭГ, где в формальном смысле под «циклической структурой» примем обычное для обработки сигналов любое воспроизведение фрагмента произвольной длины (любое повторение цепочки «слов») в соответствии с приведенным алгоритмом анализа данных ЭЭГ на основе построения и анализа параметров графа. Новизна исследования связана с предлагаемым подходом и способом выделения циклических структур, а также потенциальной возможностью связывания таких параметров с функциональными состояниями человека. Для поиска таких повторяющихся структур здесь используется свободный масштабирующий параметр  $N$ , задающий фиксированную длину фрагмента (далее называемую длиной «слова»). Меняя параметр  $N$ , можно анализировать ЭЭГ на различных масштабах, что, полагаем, может быть полезно, в частности, для выявления фрактальных характеристик сигнала. При этом масштабирующий параметр  $N$  можно соотнести с частотой ЭЭГ. Данное направление исследований заимствовано из нейросемантики [18, 19] и является ее дальнейшим развитием. Заметим, что на теории графов базируются разные методики описания структурной и функциональной связи между нервными элементами [20, 21].

Предлагаемый способ включает следующие этапы.

1. Искусственное закругление сигнала (понижение точности) методом округления до  $L$ -го знака после запятой. Это вводится для снижения нагрузки на расчетные модули и коррекции количества вариантов параметров с возможностью регулирования итогового количества циклических структур в анализируемом сигнале. Данный этап не является обязательным.
2. Нарезка данных по  $N$  точкам методом максимального перекрытия слов.
3. Построение графа связности, в котором соседние точки отображаются вершинами, а их прямое соседство – смежными дугами. Единственность отображения слова в виде вершины графа обуславливает появление циклических структур в графе, который будем называть семантическим графом связности.

- Оценка параметров графа с точки зрения свойств циклических структур в соответствии с гипотезой исследования. Параметрами являются число Эйлера и число простых циклов семантического графа связности.

Рассмотрим подробнее эти этапы. Приведение компонентов информационного потока (амплитуды ЭЭГ) к множеству натуральных чисел включает:

- определение и фиксацию количества знаков после запятой и выбор соответствующего нормирующего параметра  $L$ ;
- умножение каждой компоненты сигнала (амплитуды ЭЭГ) на нормирующий параметр  $10^L$ ;
- отбрасывание лишних знаков после запятой для каждой компоненты сигнала для получения натурального числа (в дальнейших построениях — семантическая единица или ее элемент).

Функционал качества  $\phi$  при определении параметра  $L$ :

- для одноканального ЭЭГ:  $\phi(L) : (E \rightarrow \max; C \rightarrow \max; T \rightarrow \max)$ ;
- для многоканального ЭЭГ:

$\phi(L) : (E1 \rightarrow \min; E2 \rightarrow \max; C1 \rightarrow \min; C2 \rightarrow \max; T1 \rightarrow \min; T2 \rightarrow \max)$ , при этом  $E \in (E1, E2), C \in (C1, C2), T \in (T1, T2)$ ,

где  $E$  — число Эйлера,  $C$  — число простых циклов,  $T$  — число простых путей результирующего семантического графа  $G$ . Функционал качества может определяться не только показателями  $E$ ,  $C$  и  $T$ , но и другими характеристиками, например, на основе оценки эффективности алгоритмов последующей обработки сигнала. Выделение семантических единиц заключается в определении масштабирующего параметра  $N$  путём выделения слов длиной  $N$  в последовательности длиной  $M$  элементов с параметром перекрытия  $K$ . При этом:  $\exists M = n \cdot N, n \in N, K = N$ . В общем виде (для произвольного значения параметра  $K$ ):

$$K \in N, \quad n = 1 + \left\lfloor \frac{M - N}{K} \right\rfloor,$$

где квадратные скобки — процедура взятия целой части от числа. Очевидно, при  $K = 1$  получаем максимальное число слов длиной  $N$ .

Анализ исходного сигнала на основе различных значений  $N$  порождает мультимасштабный подход. В многоканальном потоке слова могут отбираться по принципу, согласно которому каждое последующее слово берется из следующего канала. Это даст возможность построения обобщенного семантического графа и выявления каузальных связей в структуре многоканального потока. На рис. 1 схематично приведен этот случай, с перекрытием в один элемент.

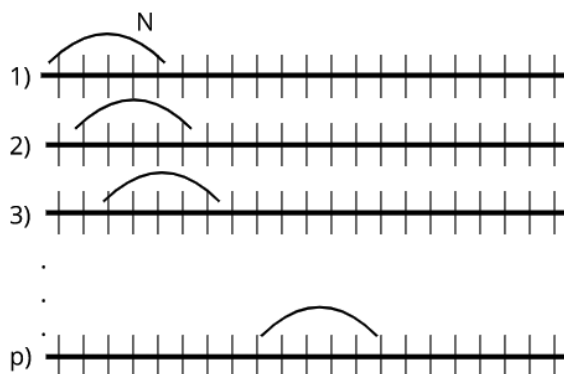


Рис. 1. Пример обобщённой обработки  $p$ -канального сигнала путём поканального выявления слов длиной  $N$  при  $K = 1$

Fig. 1. An example of a generalized processing of a  $p$ -channel signal by channel-by-channel detection of words of length  $N$  at  $K = 1$

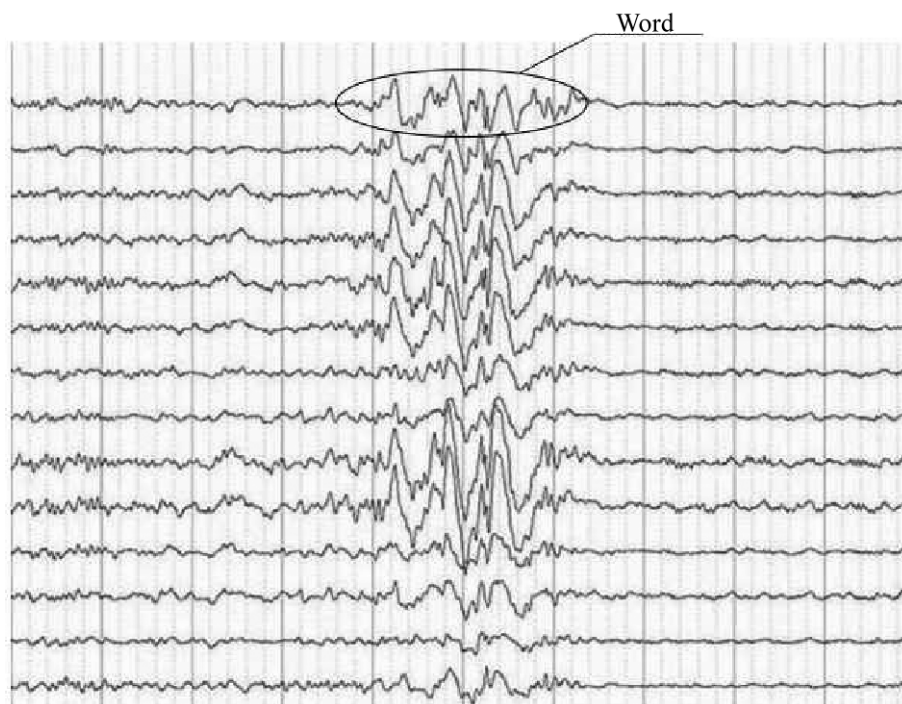


Рис. 2. Пример слова внутри одного из каналов многоканальной ЭЭГ

Fig. 2. An example of a word inside one of the channels of a multichannel EEG

На рис. 2 приведен пример реального сигнала ЭЭГ и достаточно большой фрагмент, выделенный в качестве одиночного слова.

Отметим, что  $L$  — это количество знаков после запятой, а нормирующий множитель — это  $10^L$ . Таким образом, иницирующими параметрами алгоритма являются параметры  $L$ ,  $N$ ,  $K$ .

Поясним подробнее, что означает целочисленный параметр  $L$ . Нами была создана программа, которая округляет значения амплитуд до определённого количества знаков после запятой. Выбор округления существенно влияет на результат, так как на данном этапе определяются все семантические единицы. От запятой можно избавиться с помощью операции умножения на параметр  $10^L$ . При этом отношения между округлёнными значениями амплитуд сохраняются. Таким образом, служебный параметр  $L$  позволяет произвести некоторую предварительную обработку, которая существенным образом повлияет на частоты и значения всех семантических единиц и структуру связей между ними.

Следует отметить, что если информационные каналы никак не связаны между собой, то построение графа, в том числе выделение слов, целесообразно проводить в каждом канале независимо.

Энцефалограмма представляет собой систему каналов, в которой каждый канал коррелирован с остальными. Поэтому возможно расширение области применения алгоритма для того, чтобы строить семантический граф сразу по результатам обработки всех каналов. В таком случае каждое слово будет кодировать значение амплитуд во всех каналах. При этом не так важно, как именно будет кодироваться набор амплитуд, так как независимо от кодировки (которая должна быть функциональна и однозначна) частоты встречаемости определённых слов будут сохранены. Таким образом, способ кодировки является инвариантом относительно операции кодирования. Например, для создания слов можно перечислить через запятую или другой служебный символ все амплитуды по первому каналу, затем все амплитуды по второму каналу и т. д.

Семантический граф  $G\langle X, Y \rangle$  задаётся множеством вершин  $X$  и ребер  $Y$ , при этом множество вершин тождественно множеству слов. Для повторяющихся слов считаем количество повторов, задающих вес, который может отображаться как размер соответствующей вершины (рис. 3).

При построении матрицы инцидентности графа  $G\langle X, Y \rangle$  считывается последовательность слов. Вес  $\mathcal{W}$  каждой вершины  $x_1 \dots x_c \in X$  на шаге  $k$  определяется как  $\mathcal{W}(x_i, x_j)_k = \mathcal{W}(x_i, x_j)_{k-1} + 1$ , если  $\exists \{x_i, x_j\}$ , при этом начальные веса равны нулю и веса вершин и ребер могут принимать только натуральные значения. Условием возникновения связи с увеличением соответствующего веса связи является наличие пары  $\{x_i, x_j\}$  в анализируемой последовательности. При построении направленного графа можно учитывать последовательность расположения элементов  $x_i, x_j$  относительно друг друга (в таком случае матрица инцидентности будет несимметричной).

При наличии сложной структуры возможны «клубочные» представления графов (см. ниже, рис. 7). Для оптимизации восприятия структурированной графовой информации целесообразно использовать нормализацию размеров вершин и ребер в соответствии с их весами  $\mathcal{W}$  на основе формулы:

$$f(w) = \frac{1}{1 + e^{-\mathcal{W}}}.$$

Опишем подробнее, как рассчитываются веса вершин и ребер. Начальный вес каждой вершины и связи равен единице. В случае, если определённая связь появилась в графе более одного раза, её вес увеличивается на единицу. То же самое касается вершин, которые отображают семантические единицы (слова) — если некая вершина или семантическая единица встречается более одного раза, её вес увеличивается также на единицу. Если на семантическом графе отображать размеры вершин и ребер пропорционально их весам, то некоторые вершины могут оказаться больше чем сам граф и рисунок станет абсолютно непригодным для восприятия. Поэтому при построении графов применяется нелинейная зависимость, которая плавно отображает изменение размеров и весов ребер и вершин. Возможен некий максимальный и минимальный предел этих размеров. Таким образом происходит нелинейная нормализация данных для более удобного отображения на графе.

Характеристическими отображениями могут быть любые параметры семантического графа или семейства графов для соответствующих иницирующих параметров  $L, N, K$ . Рассмотрим построение характеристических отображений на примере анализа циклических характеристик семантического графа. Для этого в полученном графе  $G$  вычисляется число Эйлера, число простых циклов, число простых путей.

Для графов характеристика Эйлера определяется следующим образом:

$$E = N_{\text{links}} - N_{\text{nodes}},$$

то есть надо из общего числа связей (ребер)  $N_{\text{links}}$  вычесть общее число узлов  $N_{\text{nodes}}$ .

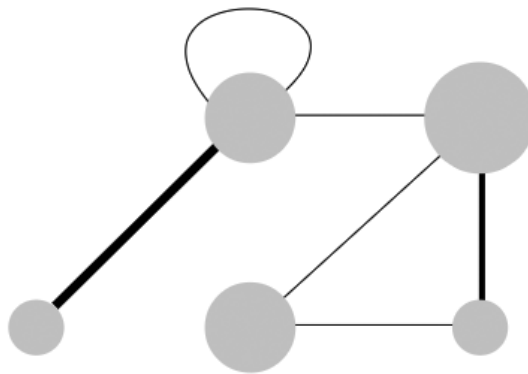


Рис. 3. Пример ненаправленного взвешенного семантического графа. Вершины и ребра графа имеют разный размер для отображения частоты встречаемости соответствующих элементов. Петля у верхней левой вершины соответствует циклу

Fig. 3. An example of an undirected weighted semantic graph. The vertices and edges of the graph have different sizes to display the frequency of occurrence of the corresponding elements. The loop at the top left vertex corresponds to the cycle

Для любого дерева  $E = -1$ . Для унициклического кластера (содержащего единственный цикл)  $E = 0$ . Для сложного графа  $E > 0$ .

Для получения характеристических отображений на основе семантической мультимасштабной декомпозиции возможно построение диаграмм зависимости выходных данных от иницирующих параметров алгоритма.

В целом, представленный нами метод призван выявить скрытые циклические структуры на заданном масштабе с целью их последующей математической оценки. Очень часто в таких зашумленных сигналах, как электроэнцефалограммы, эти циклические структуры на глаз не видны. Их присутствие можно обнаружить, масштабируя некоторые фрагменты ЭЭГ при определённых режимах работы мозга. Речь идёт о ритмической активности коры головного мозга. Тем не менее определённые характеристики циклов внутри этой активности трудно выявляются другими методами в связи с высокой зашумленностью сигналов и чрезвычайной сложностью природы электрической активности центральной нервной системы и головного мозга, в частности. На рис. 4 представлен фрагмент электроэнцефалограммы человека с достаточным увеличением для отображения некоторых ритмических структур.

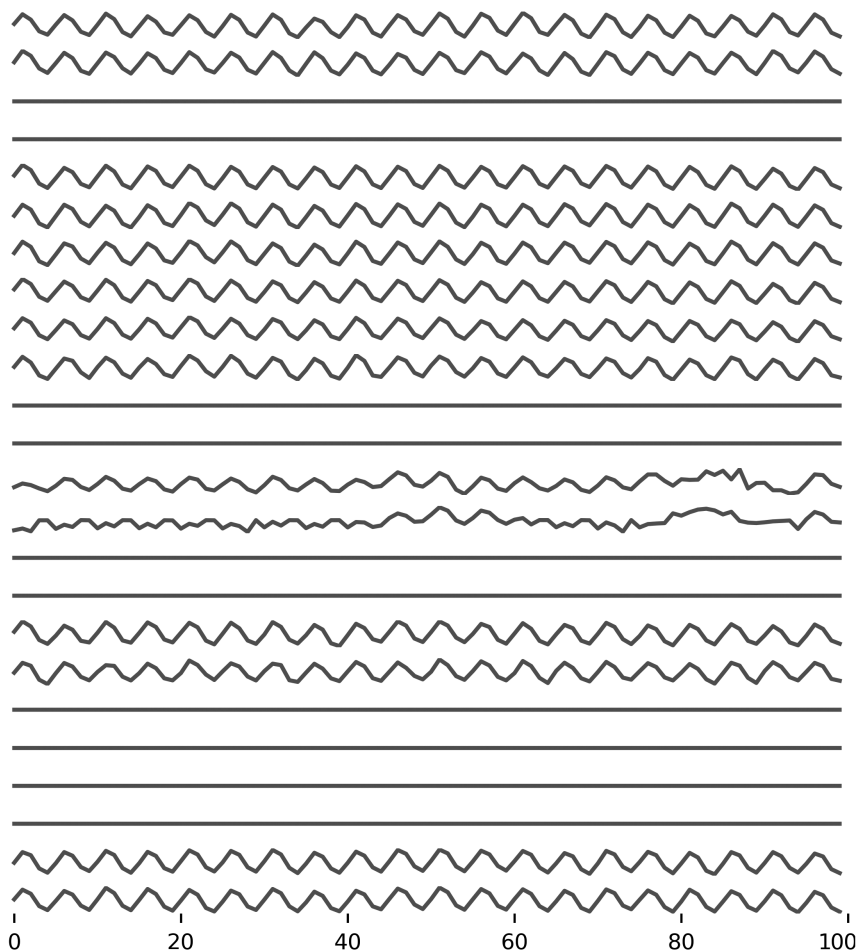


Рис. 4. Пример увеличенного фрагмента многоканальной ЭЭГ, на котором видны циклические структуры для обработки алгоритмом на соответствующем масштабе

Fig. 4. An example of an enlarged fragment of a multichannel EEG, which shows cyclic structures for processing by the algorithm at the appropriate scale



## 2. Результаты и обсуждение

В результате проведенных расчетных экспериментов было установлено, что итоговые показатели могут варьироваться в значительных пределах. При  $L = 4$  и  $N = 150$  число Эйлера в многоканальном ЭЭГ-сигнале находится в диапазоне от 0 до 15848 в зависимости от конкретного отведения канала ЭЭГ, число циклов от 1 до 411. Число простых путей в данном исследовании не рассматривалось. Пример проанализированного многоканального сигнала ЭЭГ, который был предварительно обработан с приведением всех амплитуд к натуральным числам с рассчитанными характеристиками, приведён на рис. 5, 6. При этом на рис. 5 приведён пример ЭЭГ испытуемого с закрытыми глазами во время спокойного бодрствования, на рис. 6 — ЭЭГ испытуемого с открытыми глазами.

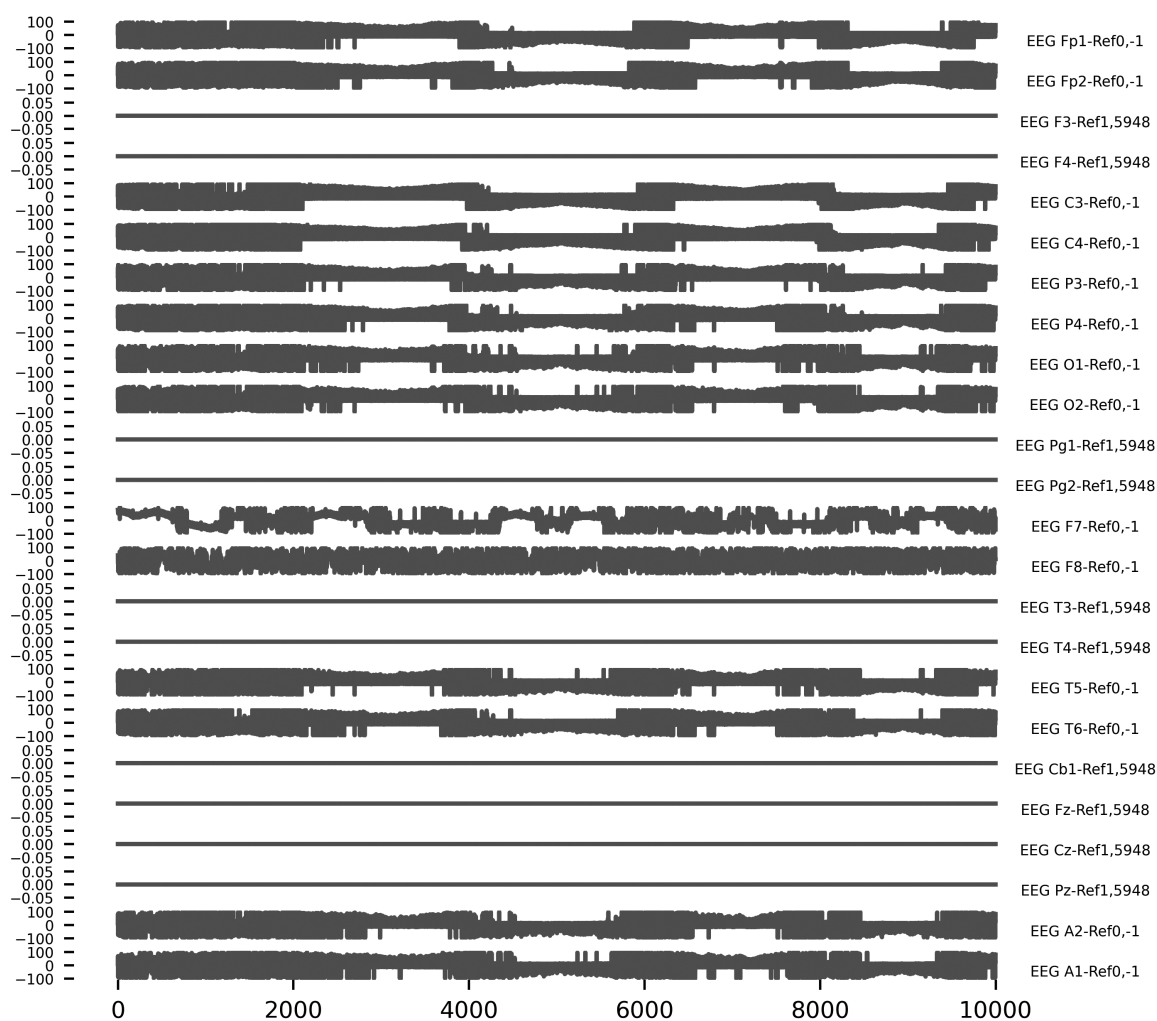


Рис. 5. Пример записи многоканальной ЭЭГ с закруглением сигналов в каждом отведении ( $L = 4$ , при длине «слова»  $N = 150$  точек). Справа от каждого канала показана его маркировка и число Эйлера. По горизонтальной оси — миллисекунды. Спокойное бодрствование испытуемого с закрытыми глазами

Fig. 5. An example of a multichannel EEG recording with signal coarsening in each lead ( $L = 4$ , with a “word” length of  $N = 150$  points). To the right of each channel, its labeling and Euler number are shown. The horizontal axis is milliseconds. Quiet wakefulness of the subject with closed eyes

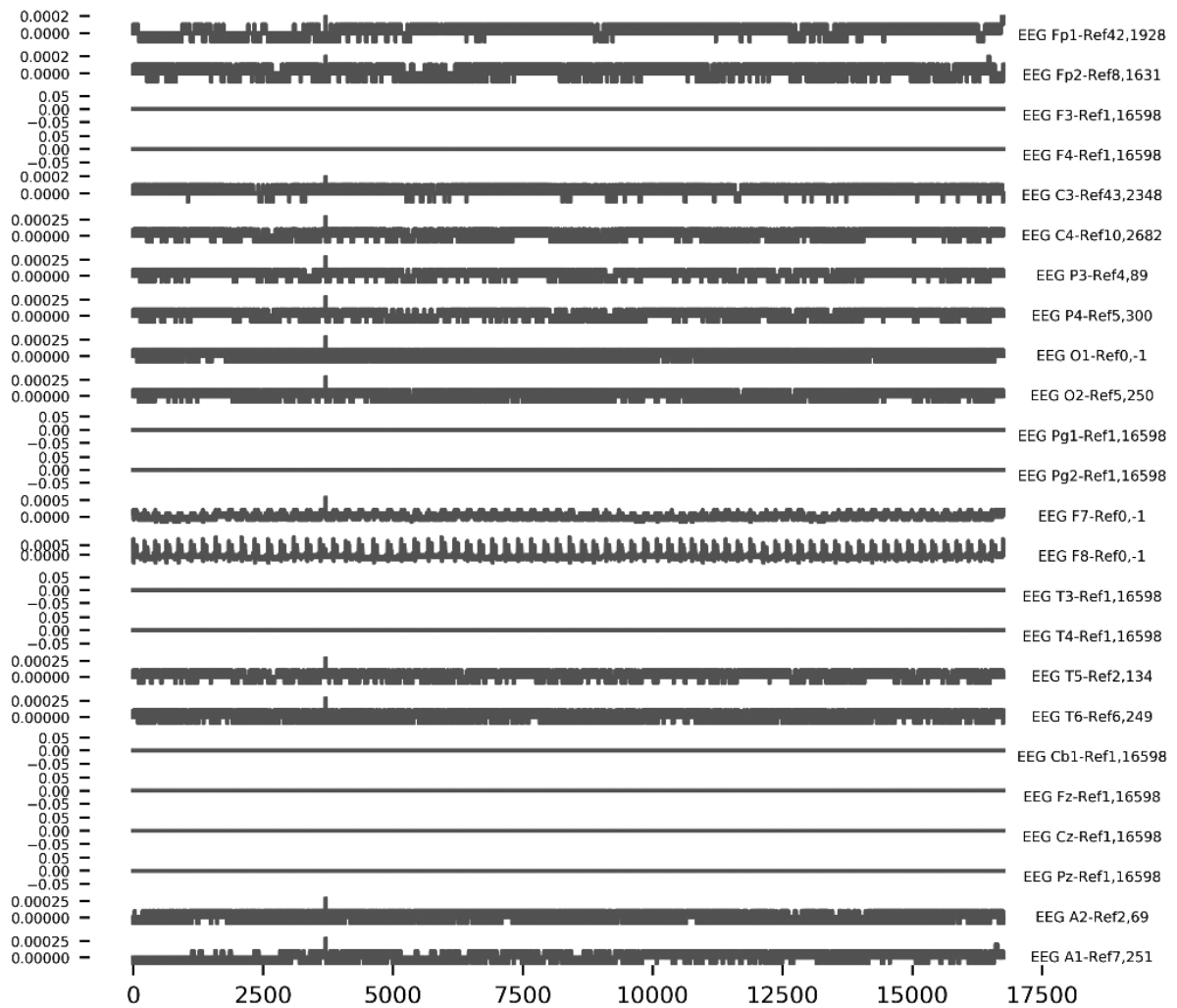


Рис. 6. Пример записи многоканальной ЭЭГ с загрузлением сигналов в каждом отведении ( $L = 4$ , при длине «слова»  $N = 150$  точек). Справа от каждого канала показана его маркировка и число Эйлера. По горизонтальной оси — миллисекунды. Испытуемый с открытыми глазами

Fig. 6. An example of a multichannel EEG recording with signal coarsening in each lead ( $L = 4$ , with a “word” length of  $N = 150$  points). To the right of each channel, its labeling and Euler number are shown. The horizontal axis is milliseconds. Subject with open eyes

Полагаем, что разработанный функционал качества был достигнут за счёт достижения достаточно широкого диапазона изменений регистрируемых параметров. На наш взгляд, это свидетельствует о высокой чувствительности разработанного математического аппарата и алгоритмов к таким характеристикам энцефалограммы как параметры циклических характеристик. В связи с этим предложенный метод может являться перспективным методом анализа функциональных состояний человека по результатам электроэнцефалографии, что требует дальнейшего изучения.

Также было установлено, что компьютерный счет циклических характеристик сложных графовых структур (см. рис. 5) может занимать широкий диапазон времени от нескольких минут до десятков часов на одном и том же масштабе  $N$  у одного и того же человека в зависимости

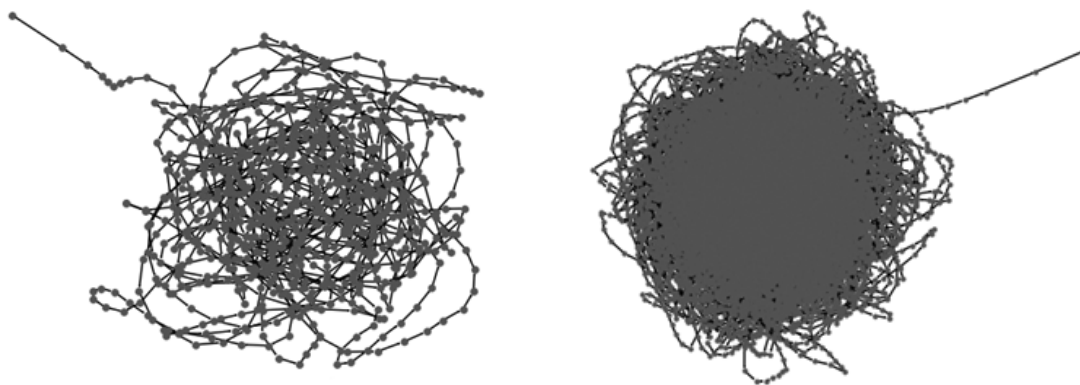


Рис. 7. «Клубочные» представления ЭЭГ — графы связности, построенные по одному каналу ЭЭГ испытуемого. Слева при  $N = 4000$ ,  $L = 2$ , справа при  $N = 250$ ,  $L = 4$

Fig. 7. EEG “tangled” representations — connectivity graphs constructed from one EEG channel of the subject. Left at  $N = 4000$ ,  $L = 2$ , right at  $N = 250$ ,  $L = 4$

от отведения. Полагаем, что это может отражать разнообразие и сложность процессов, происходящих в мозге, и позволяет сделать вывод о том, что счетное время может являться информативным и значимым параметром оценки ЭЭГ.

### Заключение

Изложенный методический подход обосновывает и демонстрирует на примере анализа ЭЭГ способ вычисления количественных характеристик, связанных с циклическими структурами и скрытыми процессами внутри ЭЭГ, которые мы пока можем трактовать лишь только гипотетически. Необходимость применения данного метода именно для решения практических задач, связанных с обработкой ЭЭГ сигналов, предстоит обосновать путём проведения серии экспериментов, в соответствии с требованиями доказательной медицины, что выходит за рамки нашего математического исследования. Данные исследования планируется провести в дальнейшем. Также данный подход предполагается разрабатывать с целью выяснения структурных особенностей нейросетей, отвечающих за различные психические проявления. В настоящей работе предложенная в [17] гипотеза о моделировании элементов сознания с помощью исследования циклических сложных структур, появляющихся при перкаляционном переходе в структурах деревьев на графах, получила свое развитие с помощью исследования конкретных ЭЭГ и их представлениях. Формализм циклических структур, принятый при обработке сигналов, позволяет отмечать воспроизводимость фрагментов различной длины. Были выявлены структуры с достаточно большими числами Эйлера, характеризующими характер цикличности. Полагаем, что данный математический подход к анализу ЭЭГ может оказаться полезным в качестве метода оценки различных состояний человека, что требует дополнительного изучения.

### Вклад авторов

Авторы перечислены по алфавиту. Общий подход и разработка математического аппарата — В. В. Аристов. Данные ЭЭГ и участие в подготовке текста — О. В. Кубряк. Разработка алгоритма синтеза графа и вычислительная реализация — И. В. Степанян.

## Список литературы

1. *Freeman W.J.* W.G. Walter: The living brain // In: Palm G., Aertsen A. (eds) Brain Theory. Berlin, Heidelberg: Springer, 1986. P. 237–238. DOI: 10.1007/978-3-642-70911-1\_17.
2. *Fontanillo Lopez C. A., Li G., Zhang D.* Beyond technologies of electroencephalography-based brain-computer interfaces: A systematic review from commercial and ethical aspects // *Front. Neurosci.* 2020. Vol. 14. P. 611130. DOI: 10.3389/fnins.2020.611130.
3. *Craik A., He Y., Contreras-Vidal J. L.* Deep learning for electroencephalogram (EEG) classification tasks: a review // *J. Neural Eng.* 2019. Vol. 16, no. 3. P. 031001. DOI: 10.1088/1741-2552/ab0ab5.
4. *Douibi K., Le Bars S., Lemontey A., Nag L., Balp R., Breda G.* Toward EEG-based BCI applications for industry 4.0: Challenges and possible applications // *Front. Hum. Neurosci.* 2021. Vol. 15. P. 705064. DOI: 10.3389/fnhum.2021.705064.
5. *Alimardani M., Hiraki K.* Passive brain-computer interfaces for enhanced human-robot interaction // *Front. Robot. AI.* 2020. Vol. 7. P. 125. DOI: 10.3389/frobt.2020.00125.
6. *Batista A.* Brain-computer interfaces for basic neuroscience // *Handbook of Clinical Neurology.* 2020. Vol. 168. P. 233–247. DOI: 10.1016/B978-0-444-63934-9.00017-2.
7. *Lotte F., Bougrain L., Cichocki A., Clerc M., Congedo M., Rakotomamonjy A., Yger F.* A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces: a 10 year update // *J. Neural Eng.* 2018. Vol. 15, no. 3. P. 031005. DOI: 10.1088/1741-2552/aab2f2.
8. *Schwilden H.* Concepts of EEG processing: from power spectrum to bispectrum, fractals, entropies and all that // *Best Practice & Research Clinical Anaesthesiology.* 2006. Vol. 20, no. 1. P. 31–48. DOI: 10.1016/j.bpa.2005.09.001.
9. *Анохин К. В.* Когнитом: в поисках фундаментальной нейронаучной теории сознания // *Журнал высшей нервной деятельности им. И.П. Павлова.* 2021. Т. 71, № 1. С. 39–71. DOI: 10.31857/S0044467721010032.
10. *Побаченко С. В., Колесник А. Г., Бородин А. С., Калюжин В. В.* Сопряженность параметров энцефалограммы мозга человека и электромагнитных полей шумановского резонатора по данным мониторинговых исследований // *Биофизика.* 2006. Т. 51, № 3. С. 534–538.
11. *Saroka K. S., Vares D. E., Persinger M. A.* Similar spectral power densities within the Schumann resonance and a large population of quantitative electroencephalographic profiles: Supportive evidence for Koenig and Pobachenko // *PLoS ONE.* 2016. Vol. 11, no. 1. P. e0146595. DOI: 10.1371/journal.pone.0146595.
12. *Ma Y., Shi W., Peng C.-K., Yang A. C.* Nonlinear dynamical analysis of sleep electroencephalography using fractal and entropy approaches // *Sleep Medicine Reviews.* 2018. Vol. 37. P. 85–93. DOI: 10.1016/j.smr.2017.01.003.
13. *Lutz A., Lachaux J.-P., Martinerie J., Varela F. J.* Guiding the study of brain dynamics by using first-person data: Synchrony patterns correlate with ongoing conscious states during a simple visual task // *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.* 2002. Vol. 99, no. 3. P. 1586–1591. DOI: 10.1073/pnas.032658199.
14. *Kubryak O.* The Anticipating heart // In: Nadin M. (eds) Anticipation and Medicine. Cham: Springer, 2017. P. 49–65. DOI: 10.1007/978-3-319-45142-8\_4.
15. *Adelhöfer N., Schreiter M. L., Beste C.* Cardiac cycle gated cognitive-emotional control in superior frontal cortices // *NeuroImage.* 2020. Vol. 222. P. 117275. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2020.117275.
16. *Heck D. H., Kozma R., Kay L. M.* The rhythm of memory: how breathing shapes memory function // *J. Neurophysiol.* 2019. Vol. 122, no. 2. P. 563–571. DOI: 10.1152/jn.00200.2019.
17. *Aristov V., Stepanyan I.* Hypothesis of cyclic structures of pre- and consciousness as a transition

in neuron-like graphs to a special type of symmetry // *Symmetry*. 2022. Vol. 14, no. 3. P. 505. DOI: 10.3390/sym14030505.

18. *Stepanyan I. V., Mekler A. A.* Chaotic algorithms of analysis of cardiovascular systems and artificial intelligence // In: Hu Z., Petoukhov S., He M. (eds) *Advances in Artificial Systems for Medicine and Education III*. AIMEE 2019. Vol. 1126 of *Advances in Intelligent Systems and Computing*. Cham: Springer, 2020. P. 231–240. DOI: 10.1007/978-3-030-39162-1\_21.
19. *Stepanyan I. V., Lednev M. Y., Aristov V. V.* Genetic interpretation of neurosemantics and kinetic approach for studying complex nets: Theory and experiments // In: Hu Z., Petoukhov S., He M. (eds) *Advances in Artificial Systems for Medicine and Education IV*. AIMEE 2020. Vol. 1315 of *Advances in Intelligent Systems and Computing*. Cham: Springer, 2020. P. 13–28. DOI: 10.1007/978-3-030-67133-4\_2.
20. *Iakovidou N. D.* Graph theory at the service of electroencephalograms // *Brain Connect*. 2017. Vol. 7, no. 3. P. 137–151. DOI: 10.1089/brain.2016.0426.
21. *Sporns O.* Graph theory methods: applications in brain networks // *Dialogues in Clinical Neuroscience*. 2018. Vol. 20, no. 2. P. 111–121. DOI: 10.31887/DCNS.2018.20.2/osporns.

## References

1. Freeman WJ, Walter WG. The living brain // In: Palm G, Aertsen A, editors. *Brain Theory*. Berlin, Heidelberg: Springer; 1986. P. 237–238. DOI: 10.1007/978-3-642-70911-1\_17.
2. Fontanillo Lopez CA, Li G, Zhang D. Beyond technologies of electroencephalography-based brain-computer interfaces: A systematic review from commercial and ethical aspects. *Front. Neurosci*. 2020;14:611130. DOI: 10.3389/fnins.2020.611130.
3. Craik A, He Y, Contreras-Vidal JL. Deep learning for electroencephalogram (EEG) classification tasks: a review. *J. Neural Eng*. 2019;16(3):031001. DOI: 10.1088/1741-2552/ab0ab5.
4. Douibi K, Le Bars S, Lemontey A, Nag L, Balp R, Breda G. Toward EEG-based BCI applications for industry 4.0: Challenges and possible applications. *Front. Hum. Neurosci*. 2021;15:705064. DOI: 10.3389/fnhum.2021.705064.
5. Alimardani M, Hiraki K. Passive brain-computer interfaces for enhanced human-robot interaction. *Front. Robot. AI*. 2020;7:125. DOI: 10.3389/frobt.2020.00125.
6. Batista A. Brain-computer interfaces for basic neuroscience. *Handbook of Clinical Neurology*. 2020;168:233–247. DOI: 10.1016/B978-0-444-63934-9.00017-2.
7. Lotte F, Bougrain L, Cichocki A, Clerc M, Congedo M, Rakotomamonjy A, Yger F. A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces: a 10 year update. *J. Neural Eng*. 2018;15(3):031005. DOI: 10.1088/1741-2552/aab2f2.
8. Schwilden H. Concepts of EEG processing: from power spectrum to bispectrum, fractals, entropies and all that. *Best Practice & Research Clinical Anaesthesiology*. 2006;20(1):31–48. DOI: 10.1016/j.bpa.2005.09.001.
9. Anokhin KV. The cognitome: Seeking the fundamental neuroscience of a theory of consciousness. *Neuroscience and Behavioral Physiology*. 2021;51(7):915–937. DOI: 10.1007/s11055-021-01149-4.
10. Pobachenko SV, Kolesnik AG, Borodin AS, Kalyuzhin VV. The contingency of parameters of human encephalograms and Schumann resonance electromagnetic fields revealed in monitoring studies. *Biophysics*. 2006;51(3):480–483. DOI: 10.1134/S0006350906030225.
11. Saroka KS, Vares DE, Persinger MA. Similar spectral power densities within the Schumann resonance and a large population of quantitative electroencephalographic profiles: Supportive

- evidence for Koenig and Pobachenko. PLoS ONE. 2016;11(1):e0146595. DOI: 10.1371/journal.pone.0146595.
12. Ma Y, Shi W, Peng CK, Yang AC. Nonlinear dynamical analysis of sleep electroencephalography using fractal and entropy approaches. Sleep Medicine Reviews. 2018;37:85–93. DOI: 10.1016/j.smr.2017.01.003.
  13. Lutz A, Lachaux JP, Martinerie J, Varela FJ. Guiding the study of brain dynamics by using first-person data: Synchrony patterns correlate with ongoing conscious states during a simple visual task. Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A. 2002;99(3):1586–1591. DOI: 10.1073/pnas.032658199.
  14. Kubryak O. The Anticipating heart. In: Nadin M, editor. Anticipation and Medicine. Cham: Springer; 2017. P. 49–65. DOI: 10.1007/978-3-319-45142-8\_4.
  15. Adelhöfer N, Schreiter ML, Beste C. Cardiac cycle gated cognitive-emotional control in superior frontal cortices. NeuroImage. 2020;222:117275. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2020.117275.
  16. Heck DH, Kozma R, Kay LM. The rhythm of memory: how breathing shapes memory function. J. Neurophysiol. 2019;122(2):563–571. DOI: 10.1152/jn.00200.2019.
  17. Aristov V, Stepanyan I. Hypothesis of cyclic structures of pre- and consciousness as a transition in neuron-like graphs to a special type of symmetry. Symmetry. 2022;14(3):505. DOI: 10.3390/sym14030505.
  18. Stepanyan IV, Mekler AA. Chaotic algorithms of analysis of cardiovascular systems and artificial intelligence. In: Hu Z, Petoukhov S, He M, editors. Advances in Artificial Systems for Medicine and Education III. AIMEE 2019. Vol. 1126 of Advances in Intelligent Systems and Computing. Cham: Springer; 2020. P. 231–240. DOI: 10.1007/978-3-030-39162-1\_21.
  19. Stepanyan IV, Lednev MY, Aristov VV. Genetic interpretation of neurosemantics and kinetic approach for studying complex nets: Theory and experiments. In: Hu Z, Petoukhov S, He M, editors. Advances in Artificial Systems for Medicine and Education IV. AIMEE 2020. Vol. 1315 of Advances in Intelligent Systems and Computing. Cham: Springer; 2020. P. 13–28. DOI: 10.1007/978-3-030-67133-4\_2.
  20. Iakovidou ND. Graph theory at the service of electroencephalograms. Brain Connect. 2017;7(3):137–151. DOI: 10.1089/brain.2016.0426.
  21. Sporns O. Graph theory methods: applications in brain networks. Dialogues in Clinical Neuroscience. 2018;20(2):111–121. DOI: 10.31887/DCNS.2018.20.2/osporns.



*Аристов Владимир Владимирович* — окончил Московский физико-технический институт, факультет управления и прикладной математики (1974). Защитил диссертацию на соискание степени кандидата физико-математических наук (1977) и доктора физико-математических наук (1996). С 1977 года работает в Вычислительном центре РАН (сейчас входит в структуру Федерального исследовательского центра «Информатика и управление» РАН), в настоящее время в должности главного научного сотрудника. Член Российского национального комитета по теоретической и прикладной механике, член международного наблюдательного консультативного комитета (International Advisory Committee) конференции Asian Conference on Computational Fluid Dynamics (ACFD), входит в редакционный совет международных научных журналов Entropy и Fluids. Автор более 180 научных публикаций, в том числе нескольких монографий.

Россия, 119333 Москва, ул. Вавилова, д. 44, кор. 2  
 Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» РАН  
 E-mail: aristovvl@yandex.ru  
 ORCID: 0000-0003-2568-3453  
 AuthorID (eLibrary.Ru): 101994



*Кубряк Олег Витальевич* — окончил Сеченовский университет (Московскую медицинскую академию им. И. М. Сеченова) в 1993 году. Кандидат (2005) и доктор (2017) биологических наук. Профессор НИУ «МЭИ», главный научный сотрудник НИИ нормальной физиологии им. П. К. Анохина. Научные интересы: функциональное состояние, когнитивные процессы.

Россия, 111250 Москва, ул. Красноказарменная, д. 14, стр. 1  
Национальный исследовательский университет «МЭИ»  
Россия, 125315 Москва, ул. Балтийская, 8  
НИИ нормальной физиологии им. П. К. Анохина  
E-mail: o.kubryak@lab17.ru  
ORCID: 0000-0001-7296-5280  
AuthorID (eLibrary.Ru): 358198



*Степанян Иван Викторович* — защитил диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук (2006) и доктора биологических наук (2012). Ведущий научный сотрудник Института машиноведения им. А. А. Благонравова РАН, профессор департамента механики и мехатроники Инженерной академии РУДН, член редколлегии журнала «Нейрокомпьютеры: разработка, применение», ведущий научный сотрудник Центра междисциплинарных исследований музыкального творчества Московской государственной консерватории им. П. И. Чайковского. Научные интересы: биомеханика, биоматематика, психоакустика, медицина и психофизиология умственного труда, искусственный интеллект, биоинформатика и нейроинформационные технологии. Автор более 200 научных работ, ряда монографий и патентов на изобретения.

Россия, 101000 Москва, Малый Харитоньевский переулок, д. 4  
Институт машиноведения им. А. А. Благонравова РАН  
E-mail: neurocomp.pro@gmail.com  
ORCID: 0000-0003-3176-5279  
AuthorID (eLibrary.Ru): 443261