



Известия высших учебных заведений. Прикладная нелинейная динамика. 2025. Т. 33, № 1
Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedeniy. Applied Nonlinear Dynamics. 2025;33(1)

Научная статья
УДК 530.182

DOI: 10.18500/0869-6632-003132
EDN: KDPIAK

Метод ортогональной декомпозиции Карунена–Лоэва для задач оценок ЭЭГ пациентов с мигренью

Е. Н. Егоров^{1,2}✉, М. О. Журавлёв^{1,2,3}, А. Е. Руннова^{2,1,3}, М. А. Евстропов¹, А. С. Реджепова¹

¹Саратовский национальный исследовательский государственный университет имени Н. Г. Чернышевского, Россия

²Саратовский государственный медицинский университет им. В. И. Разумовского, Россия

³Национальный медицинский исследовательский центр терапии и профилактической медицины, Москва, Россия

E-mail: ✉evgeniy.n.egorov@gmail.com, zhuravlevmo@gmail.com, anefila@gmail.com

Поступила в редакцию 7.06.2024, принята к публикации 15.07.2024,

опубликована онлайн 7.12.2024

Аннотация. Цель данной работы — выявление закономерностей в записях электроэнцефалограмм пациентов с мигренью с помощью метода ортогональной декомпозиции по Карунену–Лоэву. В работе исследуются основные закономерности в динамике электроэнцефалографических реализаций, а также влияние на эти закономерности характера протекания мигрени. **Методы.** Для сбора экспериментальных данных использовался метод регистрации электроэнцефалограмм в ходе модифицированного теста множественной латентности сна. В ходе эксперимента проводились исследования реакции испытуемых на предъявляемый визуальный стимул. Полученные данные обрабатывались с помощью преобразования Карунена–Лоэва, которое позволяет интерпретировать сложную динамику системы с точки зрения сосуществования и взаимодействия в ней когерентных ортогональных пространственно-временных структур. **Результаты.** Исследования показали, что распределение мод по энергиям в состоянии активности испытуемых и в состоянии сна может существенно различаться. Характер этого распределения зависит от зоны мозга, в которой снимался сигнал, от длительности эксперимента и от того, в какой момент эксперимента были зарегистрированы те или иные стадии реакции испытуемого. Показано, что наибольший отклик в виде вызванных потенциалов у людей с мигренью локализуется чаще всего в затылочной доле мозга, при этом существует корреляция этого эффекта с частотой приступов мигрени. Для некоторых групп пациентов прослеживается связь между выраженностью вызванных потенциалов в мозгу и энергией первой, обладающей максимальной энергией, моды Карунена–Лоэва. **Заключение.** Показано, что существует взаимосвязь количества значимых мод с мощностью альфа-ритма в сигналах электроэнцефалографии, а также прослеживается пространственная локализация этого эффекта в затылочном отделе мозга. Для лобной доли мозга продемонстрировано существование достоверных различий в распределении первой моды, оцениваемых для групп пациентов с редкими и частыми приступами мигрени.

Ключевые слова: тест множественной латентности сна, вызванные потенциалы, электроэнцефалограмма, метод ортогональной декомпозиции, метод Карунена–Лоэва, пространственно–временные структуры, мигрень.

Благодарности. Работа выполнена при поддержке гранта Российского научного фонда № 22-72-10061, <https://rscf.ru/project/22-72-10061/>.

Для цитирования: Егоров Е. Н., Журавлёв М. О., Руннова А. Е., Евстропов М. А., Реджепова А. С. Метод ортогональной декомпозиции Карунена–Лоэва для задач оценок ЭЭГ пациентов с мигренью // Известия вузов. ПНД. 2025. Т. 33, № 1. С. xxx–xxx. DOI: 10.18500/0869-6632-003132. EDN: KDPIAK

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

Karhunen–Loeve orthogonal decomposition method for problems of EEG assessment of patients with migraine

E. N. Egorov^{1,2}✉, M. O. Zhuravlev^{1,2,3}, A. E. Runnova^{2,1,3}, M. A. Evstropov¹, A. S. Redzhepova¹

¹Saratov State University, Russia

²State State Medical University, Russia

³National Medical Research Center for Therapy and Preventive Medicine, Russia

E-mail: ✉evgeniy.n.egorov@gmail.com, zhuravlevmo@gmail.com, anefila@gmail.com

Received 7.06.2024, accepted 15.07.2024, available online 7.12.2024

Abstract. The purpose of this work is to identify patterns in the recordings of electroencephalograms of patients with migraine using the Karhunen–Loeve orthogonal decomposition method. The work examines the main features of electroencephalographic dynamics, and the impact on these features of chronic migraine severity. *Methods.* To collect experimental data, the method of recording electroencephalograms during the modified multiple sleep latency test was used. During the experiment, studies were conducted of the subjects' reaction to the presented visual stimulus. The obtained data were processed using the Karhunen–Loeve transformation, which allows one to interpret the complex dynamics of the system from the point of view of the coexistence and interaction of coherent orthogonal space-time structures. *Results.* Studies have shown that the energy distribution of modes in active and sleep states can differ significantly. The character of this distribution depends on the brain zone of signal recordings, on the duration of the experiment, and on at what time point in the experiment certain stages of the subject's reaction were recorded. It has been shown that the greatest response in the form of evoked potentials in people with migraine is most often localized in the occipital lobe of the brain, and there is a correlation of this effect with the frequency of migraine attacks. For some groups of patients, there is a connection between the severity of evoked potentials in the brain and the energy of the first, most energetic, Karhunen–Loeve mode. *Conclusion.* It has been shown that there is a relationship between the number of significant modes and the power of the alpha rhythm in electroencephalography signals, and the spatial localization of this effect in the occipital region of the brain can be traced. For the frontal lobe of the brain, significant differences in the distribution of the first mode were demonstrated, assessed for groups of patients with rare and frequent migraine attacks.

Keywords: multiple sleep latency test, evoked potentials, electroencephalogram, orthogonal decomposition method, Karhunen–Loeve method, space-time structures, migraine.

Acknowledgements. This work was supported by a grant from the Russian Science Foundation № 22-72-10061, <https://rscf.ru/project/22-72-10061/>.

For citation: Egorov EN, Zhuravlev MO, Runnova AE, Evstropov MA, Redzhepova AS. Karhunen–Loeve orthogonal decomposition method for problems of EEG assessment of patients with migraine. *Izvestiya VUZ. Applied Nonlinear Dynamics.* 2025;33(1):xxx–xxx. DOI: 10.18500/0869-6632-003132

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

Введение

Одним из самых распространённых и информативных методов экспериментального исследования активности головного мозга является метод электроэнцефалографии (ЭЭГ), который позволяет получать информацию о нейропсихологической и физической активности человека [1]. Для теоретического анализа особенностей динамики сигналов ЭЭГ применяются различные методы, разработанные в рамках радиофизических подходов к анализу временных и пространственно-временных зависимостей, такие как спектральный анализ с помощью фурье- и вейвлет-преобразований [2, 3], корреляционный анализ, рекуррентный анализ, метод комбинированных эмпирических мод [4] и др. Одним из менее распространённых, но весьма перспективных методов анализа представляется подход к оценке пространственно-временных характеристик данных и, в частности, данных ЭЭГ-исследований, является метод ортогональной декомпозиции по Карунену–Лоэву.

Егоров Е. Н., Журавлёв М. О., Руннова А. Е., Евструпов М. А., Реджепова А. С.
Известия вузов. ПНД, 2025, т. 33, № 1

В основе разложения Карунена–Лоэва (КЛ) лежит разработанный в середине прошлого века метод представления случайных процессов в виде бесконечной линейной комбинации ортогональных функций [5–7]. В литературе можно встретить различные названия этого метода и его модификаций: разложение Карунена–Лоэва, метод главных компонент (Principle Component Analysis (PCA) [8], преобразование Хотеллинга [9, 10] — его дискретный вариант, собственное ортогональное разложение, эмпирическое разложение на собственные функции.

Метод линейной КЛ-декомпозиции представляет собой разложение сигнала (в том числе случайного) по базисным ортогональным (собственным) функциям с некоторыми коэффициентами (собственными числами), при этом значения коэффициентов разложения показывают долю энергии сигнала, сосредоточенной в данной собственной функции. Это свойство, в частности, позволяет для сжатия информации (сигнала) ограничиваться конечным числом собственных функций, обладающих наибольшей суммарной энергией, отбрасывая остальные. Полученный таким образом сигнал будет отличаться от исходного. Мерой этого отличия служит ошибка среднеквадратичного отклонения восстановленного сигнала, построенного на основе ограниченного числа мод, и исходного. Особенность КЛ-преобразования состоит в том, что из всех линейных преобразований именно оно обеспечивает минимальную величину такого отклонения.

Это свойство широко используется при сжатии сигналов и изображений [8, 11]. Кроме того, разработана обширная теоретическая база для использования метода КЛ-декомпозиции для распознавания образов [8, 12, 13], а также в методах классификации объектов [8]. Недостатком данного метода является отсутствие быстрых алгоритмов вычисления, поэтому этот метод нашёл своё применение на практике в случаях, не критичных к затратам времени вычислений и вычислительных мощностей.

Помимо указанных сфер применения, КЛ-преобразование стало привычным инструментом при анализе биомедицинских сигналов и, в частности, сигналов активности поверхностных структур головного мозга, ЭЭГ, которые позволяют получить информацию о биоэлектрической активности мозга, сопровождающей нейропсихологические процессы [14].

Известно, например, что соседние каналы многоканальной ЭЭГ демонстрируют высокую степень коррелированности вследствие синхронности локальных потенциалов полей от отдельных корковых доменов [15]. В этом случае сильные корреляции, наблюдаемые между записями ЭЭГ на близлежащих электродах, можно объяснить влиянием на сигналы отдельных каналов разных участков головного мозга за счёт объёмной проводимости. Используя этот факт, в работе [16] предлагается метод реконструкции сигналов ЭЭГ отдельных каналов на основе анализа сигналов соседних каналов с помощью метода ортогональной КЛ-декомпозиции. Авторы предполагают, что подобный подход позволит сэкономить на количестве записываемых каналов, если бы можно было восстановить пропущенные каналы с точностью, необходимой для проведения предварительной диагностики. В работах [17, 18] предлагается метод сжатия многоканальных сигналов ЭЭГ без потерь. Метод сжатия также основан на свойстве ортогональной КЛ-декомпозиции минимизировать среднеквадратичную ошибку при использовании ограниченного числа собственных мод для описания исходных сигналов [7].

Другое применение КЛ-метода в биомедицинских исследованиях связано с возможностью анализа сигналов живых систем на предмет выявления особенностей временных реализаций и пространственных распределений. Так, в работах [19, 20] предлагается метод автоматического обнаружения сна и его анализ, например, в известном практическом приложении автоматического обнаружения усталости водителя. Метод направлен на обнаружение сонных веретён, которые являются отличительными чертами начальной стадии сна, на основе анализа величины коэффициентов КЛ-преобразования. В работе [21] предложен метод выделения стадий сна в сигнале ЭЭГ с помощью метода классификации на основе КЛ-разложения. Метод основан на свойстве КЛ-разложения уменьшать размерность пространства признаков сигнала практически без потери

качества. Авторы предлагают на общедоступных данных ЭЭГ сформировать ковариационную матрицу признаков, рассчитать для неё собственные вектора и собственные числа, а затем, используя два вектора, соответствующих максимальным значениям собственных чисел, провести классификацию участков записи ЭЭГ для автоматического выделения в ней различных стадий сна.

В работе [22, 23] предложено использовать КЛ-разложение для анализа сигналов ЭЭГ фронтальной и затылочной областей для измерения степени сложности ЭЭГ с точки зрения сосуществования различных КЛ-структур в исходных временных сигналах. В ряде работ также применяется КЛ-разложение для определения меры сложности колебаний ЭЭГ и МЭГ (магнитоэнцефалограммы), определения различных режимов колебаний пространственно-временных сигналов (паттернов) [24–26], а также для фильтрации сигналов ЭЭГ для удаления двигательных артефактов [27].

В данной работе проводится исследование записей ЭЭГ, измеренных на пациентах с мигренью, с помощью метода КЛ-разложения. В работе описываются основные закономерности в динамике ЭЭГ-реализаций, экспериментально записанных в ходе монотонной активности для различных зон головного мозга добровольцев, а также влияние на эти закономерности характера протекания мигрени.

1. Методика получения данных и методы анализа пространственно-временных зависимостей

В работе для сбора экспериментальных данных использовался удобный практический инструмент для клинических и научных исследований — регистрация ЭЭГ в ходе модифицированного теста множественной латентности сна (Multiple Sleep Latency Test (MSLT)) [28–30]. В ходе эксперимента проводились исследования реакции испытуемых на предъявляемый визуальный стимул [31]. В ходе эксперимента записывались ЭЭГ пациентов, а также время реакции на стимул. Эксперименты проводились в вечерние часы в специально оборудованной сомнологической лаборатории с минимизацией всех факторов внешних раздражителей. Каждый испытуемый находился в удобном полулежачем положении. Схема эксперимента представлена на рис. 1.

В начале эксперимента на протяжении 5 минут регистрируется комплекс биомедицинских сигналов у испытуемого в состоянии пассивного бодрствования с закрытыми глазами (СУ-стадия эксперимента). После этого начинается активная стадия экспериментальной работы, в ходе которой испытуемому предъявляется стимульное изображение группы плоских экспериментальных объектов — прямоугольников, число которых варьируется от 4 до 8. Все стимулы подразделяются на 5 типов по количеству объектов в группе. Каждый из типов стимулов разделяется на 2 вида — «простой», когда объекты расположены рядами друг под другом, и «сложный», когда объекты пересекаются границами и расположены стохастично (см. рис. 1, а). Стимулы и ход эксперимента аналогичны выбранным в работе [32].

Длительность стимула составляет от 1.2 до 3 с. Пауза между стимулами выбирается случайной длительности из интервала $\Delta t_p \sim 6.2...14.0$ с. По предъявлению стимула испытуемый оценивает количество объектов в группе и в зависимости от этого должен нажать на кнопку «1» (нечётное количество объектов) или «2» (чётное). Оценка стимула может быть проведена испытуемым как во время предъявления стимула, так и во время паузы между стимулами за время τ (см. рис. 1, а). Длительность активной стадии составляет 55 минут, за время которой испытуемому предъявляется 750–800 стимулов. В конце эксперимента на протяжении 5 минут повторно регистрируется комплекс биомедицинских сигналов у испытуемого в состоянии пассивного бодрствования с закрытыми глазами (RCY-стадия эксперимента). В экспериментальной работе приняли участие 7 добровольцев с жалобами на хроническую мигрень без ауры с различной частотой повторяемости приступов (от 1 до 10 приступов в месяц за последний год).

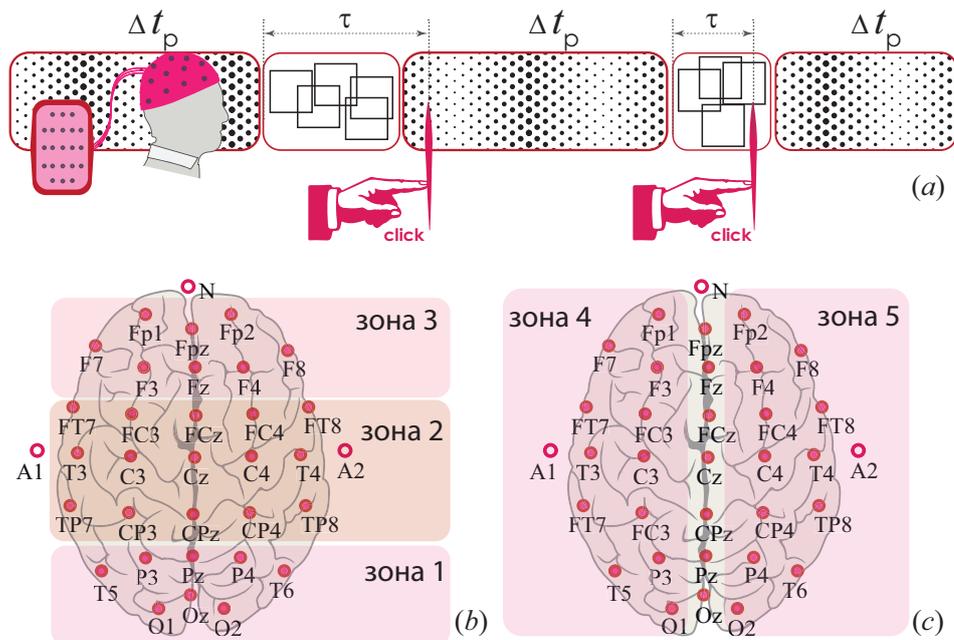


Рис. 1. Схема эксперимента со стандартным расположением электродов ЭЭГ «10–10»: *a* – временная схема подачи визуальных стимулов и регистрации реакции испытуемого: Δt_p длительность времени между стимулами, τ – время реакции испытуемого на стимул; *b*, *c* – зоны регистрации ЭЭГ: зона 1 – затылочный отдел, зона 2 – центральная зона, зона 3 – лобный отдел, зона 4 – левое полушарие, зона 5 – правое полушарие

Fig. 1. Scheme of the experiment with a standard arrangement of EEG electrodes “10–10”: *a* – time scheme for delivering visual stimuli and recording the subject’s reaction: Δt_p is the duration of time between stimuli, τ is the subject’s reaction time to the stimulus; *b*, *c* – EEG recording zones: zone 1 – occipital region, zone 2 - central zone, zone 3 – frontal region, zone 4 – left hemisphere, zone 5 – right hemisphere

Для анализа выбиралась разность сигналов ЭЭГ отдельных датчиков, сгруппированных по пяти зонам: зона 1 (затылочный отдел) соответствует каналам O2-A2, O1-A1, P4-A2, P3-A1, T6-A2, T5-A1, Oz-A2, Pz-A1; зона 2 (центральная зона) соответствует каналам C4-A2, C3-A1, T4-A2, T3-A1, Cz-A2, FT7-A1, FC3-A1, Fcz-A1, FC4-A2, FT8-A2, TP7-A1, CP3-A1, CPz-A1, CP4-A2, TP8-A2; зона 3 (лобный отдел) соответствует каналам F4-A2, F3-A1, Fp2-A2, Fp1-A1, F8-A2, F7-A1, Fz-A1, Fpz-A2; зона 4 (левое полушарие) соответствует нечётным каналам; зона 5 (правое полушарие) соответствует чётным каналам, как это продемонстрировано на рис. 1, *b*, *c*.

Во всех экспериментах данные многоканальной ЭЭГ получали с помощью электроэнцефалографического регистратора Энцефалан-ЭЭГР-19/26 (Медиком МТД, Россия). Данные были записаны с частотой дискретизации 250 Гц обычным методом монополярной регистрации, как показано на рис. 1, *b*. Разница сигналов различных каналов с каналами A1 и A2 бралась для устранения артефактов мышечной и двигательной природы в сигналах ЭЭГ. Сигналы ЭЭГ фильтровались полосовым фильтром 0.5...45 Гц, предварительно применялся режекторный фильтр 50 Гц. Все участники являлись добровольцами, подписали информированное добровольное согласие на участие в экспериментальной работе и получили все необходимые объяснения касательно процесса проведения исследования, также все участники дали свое согласие на дальнейшую публикацию результатов. Полученные экспериментальные данные обрабатывались с соблюдением конфиденциальности и анонимности респондентов исследования. Исследование было выполнено в соответствии с принципами Хельсинкской декларации, его проведение одобрено локальным этическим комитетом Саратовского государственного медицинского университета им. В. И. Разумовского.

2. Модель

Анализ сигналов ЭЭГ проводился с помощью метода анализа сложной динамики систем, имеющих как пространственные, так и временную степени свободы — методом ортогональной декомпозиции пространственно-временных данных с помощью разложения Карунена–Лоэва (КЛ) [5–7, 33]. Как отмечалось во Введении, КЛ-разложение оказывается весьма полезным при анализе процессов различных распределённых систем, в том числе для анализа ЭЭГ коры головного мозга [34–37]. Использование этого метода позволяет интерпретировать сложную динамику системы с точки зрения сосуществования и взаимодействия в ней когерентных ортогональных пространственно-временных структур. Можно ожидать, что этот метод в нашем случае позволит описать различные закономерности в динамике сигналов активности головного мозга.

Указанные когерентные структуры находятся как собственные вектора следующего интегрального уравнения:

$$\int K(x, x^*)\Psi(x^*)dx^* = \lambda\Psi(x), \quad (1)$$

где $K(x, x^*)$ — ядро уравнения, которое формируется следующим образом:

$$K(x, x^*) = \langle \varphi(x, t)\varphi(x^*, t) \rangle_t. \quad (2)$$

Здесь $\langle \dots \rangle_t$ означает усреднение по времени. В качестве функций $\varphi(x, t)$ выбирались сигналы различных каналов ЭЭГ, снимаемых в различных зонах коры головного мозга. При формировании ядра $K(x, x^*)$ необходимо величину $\varphi(x, t)$ привести к нулевому среднему.

На практике, как правило, применяется дискретная модификация метода. В этом случае исходное уравнение можно представить в виде

$$\sum_{p=1}^n \sum_{q=1}^n K(x_p, x_q)\Psi^k(x_q) = \sum_{p=1}^n \lambda_k \Psi^k(x_p), \quad k = \overline{1, n}, \quad (3)$$

где

$$K(x_p, x_q) = \frac{1}{T} \sum_{m=0}^T (\varphi(x^p, t_m)\varphi(x^q, t_m)). \quad (4)$$

Здесь координаты x_p и x_q соответствуют отдельным электродам, с которых снимают сигнал ЭЭГ, t_m — моменты времени, соответствующие оцифрованному дискретизированному сигналу ЭЭГ.

В результате решения уравнений (3)–(4) мы получаем набор собственных чисел $\{\lambda_k\}$ и соответствующих им собственных векторов $\{\Psi_k\}$ корреляционной матрицы $K(x_p, x_q)$. Каждое собственное число и собственный вектор определяют соответствующую КЛ-моду колебательного процесса. Величина λ_k пропорциональна энергии соответствующей моды, которую удобно рассматривать в нормированном виде:

$$W_k = \frac{\lambda_k}{\sum_i \lambda_i} \times 100\%. \quad (5)$$

Моды ранжируют таким образом, что низшие моды (с малым числом k) имеют максимальную энергию, тогда как высшие моды с малыми собственными значениями представляют собой искажения или шум.

Отметим, что КЛ-разложение является оптимальным в том смысле, что собственные функции задачи (1)–(2) составляют ортонормированный базис, так что минимизируется среднеквадратичная ошибка, что предполагает минимизацию ошибки аппроксимации $\varepsilon = \min \langle \|\varphi(x, t) - \sum_l \sum_k \varphi(x_k, t)\Psi^l(x_k)\| \rangle$, где φ — исходный сигнал, а второе слагаемое представляет аппроксимацию исходного сигнала на основе l первых КЛ-мод. При этом можно выбрать $l < n$, ограничиваясь модами с максимальной энергией [7, 8, 33]. Точность такой аппроксимации можно задавать путём определения порога энергии, ниже которого высшие моды отбрасывают.

3. Результаты и дискуссия

Обсудим полученные результаты анализа особенностей реакции испытуемых на визуальные стимулы.

В работе рассматривалась сглаженная зависимость времени реакции T_{resp} испытуемых от продолжительности эксперимента. Сглаживание зависимости T_{resp} проводилось путём оценки среднего времени отклика для каждого набора из пяти последовательных стимулов, объединённых вместе. В начале и в конце эксперимента испытуемый отдыхал, не предпринимая никаких действий. В некоторые моменты время отклика падало до нуля, что означало отсутствие реакции на раздражитель со стороны испытуемого. Эти стадии интерпретируются как эпизодический сон субъекта. Все записи ЭЭГ в ходе эксперимента были разделены на отдельные временные отрезки Δt_m , чередующиеся по длине записи и соответствующие стадиям активности испытуемых (активная стадия и стадия сна). Число таких временных отрезков в записи могло достигать до 90 в зависимости от испытуемого, при этом их длительность неодинакова.

Каждая стадия (активной реакции испытуемых и стадий сна) анализировалась методом КЛ-разложения отдельно для каждой из 5 условных зон мозга, расположение которых оговорено в первом разделе. Количество собственных КЛ-мод, вычисленных согласно уравнениям (3)–(5), соответствует числу анализируемых каналов ЭЭГ в каждой условной зоне. В зависимости от зоны общее число КЛ-мод может быть от 8 до 15, что соответствует числу ЭЭГ-каналов в каждой зоне. В ходе анализа рассматривались не более 5 высших мод, суммарная энергия которых превышала в основном 98%. На рис. 2 представлены гистограммы, отражающие распределение КЛ-мод по энергиям. Каждый столбец соответствует отдельному временному отрезку Δt_m (активность либо сон) в зависимости $T_{\text{resp}}(t)$. Высота столбца гистограммы соответствует величине энергии соответствующей моды, цвет — номеру моды.

Предыдущие исследования показали, что распределение КЛ-мод по энергиям в состоянии активности и состоянии сна испытуемого может существенно различаться. При этом характер этого распределения зависит от зоны, в которой снимался сигнал ЭЭГ, от длительности эксперимента и от того, в какой момент эксперимента были зарегистрированы те или иные стадии реакции [37]. На рис. 2 изображены гистограммы распределений энергии КЛ-мод от номера стадии Δt_m активности испытуемого для зоны 1 и 3 для испытуемого № 1. Так, на рис. 2, *a*

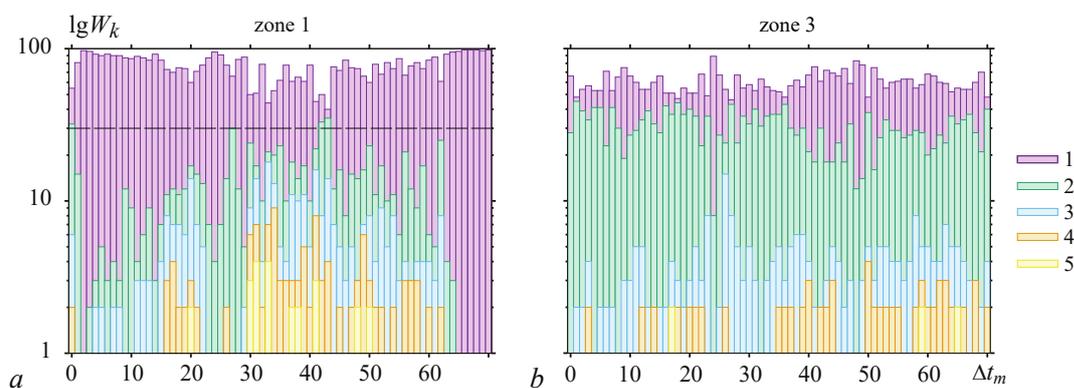


Рис. 2. Гистограммы и линии уровня распределения энергии первых пяти КЛ-мод для каждой стадии Δt_m (активность, сон) зависимости $T_{\text{resp}}(t)$ для зоны 1 (затылочный отдел) (*a*) и зоны 3 (лобный отдел) (*b*), пунктирной линией указан уровень в 30%. Высота столбца гистограммы соответствует величине энергии W_k соответствующей КЛ-моды, цвет — номеру моды (цвет онлайн)

Fig. 2. Histograms and lines of the energy distribution level of the first 5 KL-modes for each stage Δt_m (activity, sleep) of the $T_{\text{resp}}(t)$ dependence for zone 1 (occipital region) (*a*) and zone 3 (frontal region) (*b*), the dotted line indicates a level of 30%. The height of the histogram column corresponds to the energy value W_k of the corresponding KL-mode, the color corresponds to the mode number (color online)

видно, что в сигнале зоны 1 в начале и конце эксперимента превалирует одна мода с энергией, близкой к 100%, и только в середине эксперимента существенную роль начинают играть моды более высоких порядков. Из рисунка видно, что вторая КЛ-мода не превышает по величине 30% энергии, за исключением трёх временных отрезков около $\Delta t_m = 0$, $\Delta t_m = 42$ и $\Delta t_m = 43$.

Другая картина характерна для зоны 3 испытуемого № 1 (рис. 2, b). Видно, что распределение КЛ-мод по энергиям в течение всего эксперимента более равномерное, чем в случае зоны 1, при этом энергия второй моды составляет величину порядка 25–35%. Здесь можно отметить, что наиболее характерной картиной будет ситуация, когда для всех испытуемых и для всех зон мозга в различные этапы эксперимента в распределениях будут присутствовать как превалирование мод с энергией порядка 90%, так и распределение энергии по 2–3 модам высшего порядка. Однако сложно судить о какой-то наиболее характерной картине, опираясь только на вид гистограмм. Поэтому более информативной будет оценка некоторых статистических характеристик полученных распределений.

В ходе работы были рассмотрены характерные распределения значений собственных чисел КЛ-мод на начальном этапе, в середине и в конце эксперимента, чтобы отследить характер изменения распределения КЛ-мод по энергиям по мере того, как мозг и психика испытуемого адаптируются к созданным условиям длительного монотонного восприятия. Для этого изучались временные отрезки по $10\Delta t_m$ в начале, в середине и в конце временной зависимости ЭЭГ. На рис. 3, a, b, c приведены диаграммы статистического анализа распределения энергий первой КЛ-моды для каждой из зон головного мозга испытуемого № 1 для трёх этапов эксперимента,

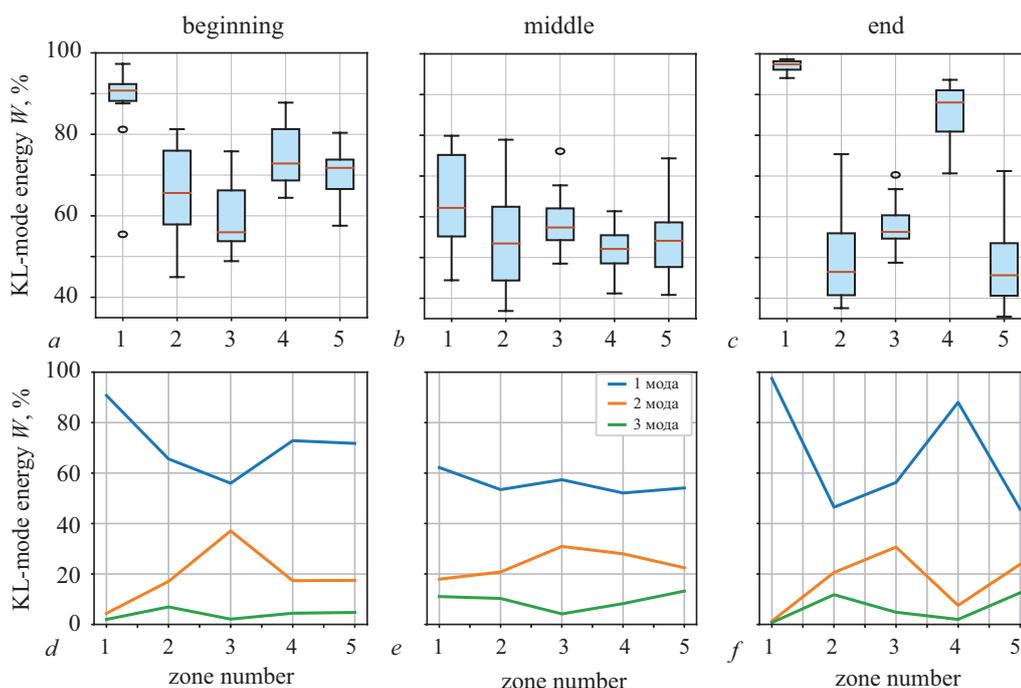


Рис. 3. a, b, c — диаграммы распределения энергии первой КЛ-моды, рассчитанной для пациента № 1 в зависимости от номера зоны, для трёх этапов эксперимента: в начале, в середине и в конце соответственно. Желтой линией обозначено медианное значение выборки, выбросы обозначены кружками за пределами «усов» диаграммы; d, e, f — графики распределения медианных значений энергии 3-х первых КЛ-мод от номера зоны для трёх этапов эксперимента (цвет онлайн)

Fig. 3. a, b, c — diagrams of the energy distribution of the first KL-mode, calculated for patient No. 1 depending on the zone number, for three stages of the experiment: at the beginning, in the middle and at the end, respectively. The yellow line indicates the sample median, outliers are indicated by circles outside the “whiskers”; d, e, f — graphs of the distribution of median energy values of the first 3 KL-modes depending on the zone number for three stages of the experiment (color online)

на рис. 3, *d, e, f* соответствующие им графики распределения медианных значений энергии 3-х первых КЛ-мод от номера зоны. Видно, что в зависимости от зоны, в которой снимался сигнал, распределения КЛ-мод по энергиям может существенно отличаться. Так, например, в начале и в конце эксперимента для зоны 1 (затылочная зона) над всеми остальными модами существенно превалирует первая КЛ-мода (медианное значение энергии 90–98%). В середине эксперимента распределение 1-ой моды по зонам достаточно равномерное в диапазоне 50–65% по медианным значениям. На финальной стадии эксперимента разброс медианного значения энергии первой КЛ-моды по зонам может достигать величин 45–98%.

На рис. 4 приведены графики распределения медианных значений энергии трёх первых КЛ-мод для трёх стадий эксперимента для различных зон головного мозга. Видно, что описанная выше картина характерна для 1-ой и 4-ой зоны испытуемого №1, в то время как для остальных зон характерно примерное равенство (зона 3) или уменьшение энергии, сконцентрированной в первой КЛ-моды в ходе эксперимента. Согласно свойствам, заложенным в метод ортогональной декомпозиции по Карунену–Лоэву (минимизации функции энтропии и дисперсии), распределение энергии колебаний по нескольким модам с большой энергией соответствует усложнению динамики сигнала. Тогда в случаях, когда в 1 и 4 зонах активности головного мозга в ходе эксперимента первая КЛ-мода принимает значения 98% и 88%, динамика соответствующей зоны мозга становится более регулярной.

Кроме того, известно [38, 39], что процесс адаптации мозга испытуемого к выполнению длительной монотонной умственной деятельности сопровождается увеличением мощности альфа-ритма. В нашем случае значительное увеличение энергии, сконцентрированной в первой КЛ-моды в 1-й и 4-й зонах мозга, можно трактовать как связь распределения мод по энергиям с нарастанием в активности биоэлектрических ЭЭГ-сигналов мощности когерентной динамики альфа-ритма. При этом наблюдается выраженная пространственная локализация этого эффекта в некоторых зонах мозга. В данном случае обычно такая динамика особенно выражена в затылочном отделе мозга (1-я зона). Это подтверждается тем, что увеличение мощности альфа-ритма наблюдается в состоянии покоя, как и существенное повышение энергии первой КЛ-моды в начале эксперимента, когда запись делалась в состоянии пассивного бодрствования испытуемого.

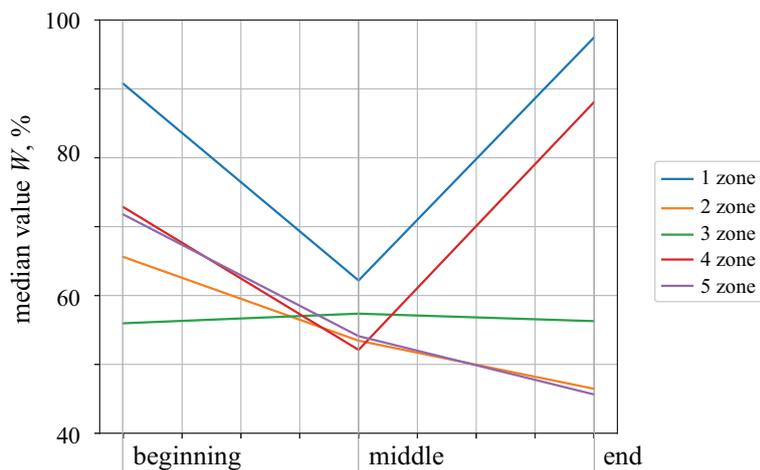


Рис. 4. Графики распределения медианных значений энергии первой КЛ-моды, оцениваемых для участника № 1 эксперимента, для трёх этапов эксперимента (начало, середина, конец) для различных зон головного мозга (цвет онлайн)

Fig. 4. Graphs of the distribution of median energy values of the first KL-mode, estimated for participant No. 1 of the experiment, for three stages of the experiment (beginning, middle, end) for different areas of the brain (color online)

Отметим, что и превалирование альфа-ритма связывают в первую очередь с динамикой зрительных анализаторов коры головного мозга, ассоциированных с затылочной областью.

Исследования показали, что для других испытуемых характер изменения распределения энергии мод по длительности эксперимента может варьироваться. Однако удаётся выделить определённые тренды зависимостей для некоторых зон коры головного мозга. Для этого анализировались распределения энергии КЛ-мод в зависимости от номера скальповой зоны регистрации сигналов в группах пациентов.

Следуя работе [40], всех участников нашего исследования можно разделить на две группы. К первой группе (I) относятся пациенты с частотой повторения приступов мигрени 1–3 приступа в месяц (четверо испытуемых); ко второй группе (II) — 6–8 приступов в месяц (трое испытуемых). Назовём их условно группами с редкими проявлениями мигрени (I) и с частыми проявлениями (II).

На рис. 5 приведено распределение энергии первой КЛ-моды для различных зон головного мозга для всех испытуемых, разбитых на две группы (I и II). Из рисунка видно, что для 1, 2 и 4-й зон распределение энергии первой КЛ-моды для группы пациентов (I) превалирует по медианным значениям над аналогичным распределением для группы (II). Для 3-й и 5-й зон наоборот распределение для группы испытуемых первой КЛ-моды для группы пациентов (I) по медианным значениям меньше, чем у группы (II). Зона 3 демонстрирует статистически достоверные отличия в распределении энергии первой КЛ-моды между I и II группами пациентов согласно критерию Манна-Уитни.

Как показали предыдущие исследования, наибольший отклик в виде вызванных потенциалов у людей с мигренью локализуется чаще всего в затылочной и лобной долях мозга [40]. Этот эффект при этом зависит от частоты приступов мигрени: для пациентов «с частыми приступами» (менее 14 приступов в месяц) наиболее интенсивно вызванные потенциалы проявляются вблизи лобной доли, для испытуемых «с хронизацией мигрени» (более 15 приступов в месяц) вызванные потенциалы проявляются вблизи затылочной зоны. Как видно из приведённых выше данных, для II-й группы испытуемых в лобной зоне (зона 3) наблюдается повышенная величина энергии

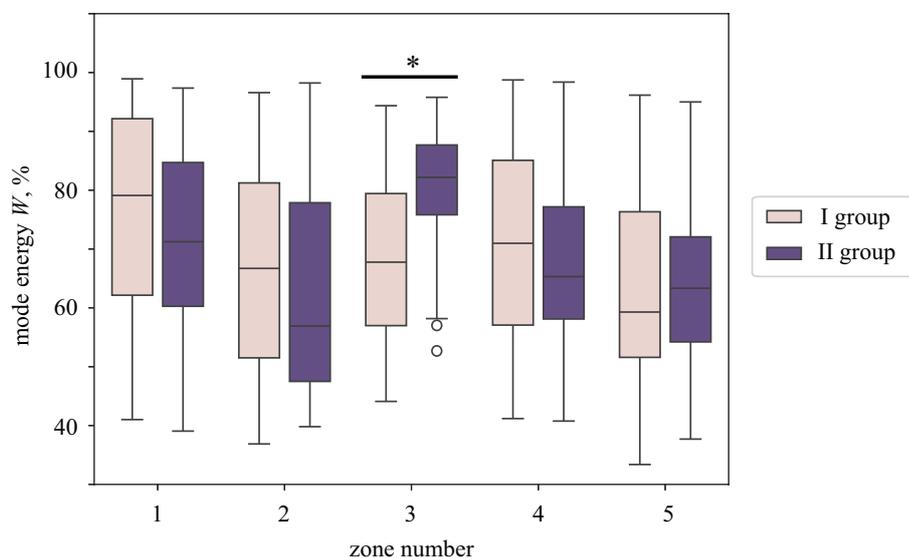


Рис. 5. Распределение энергии первой КЛ-моды для различных зон головного мозга для всех испытуемых, разбитых на две группы (I и II). Величины, достоверно различающиеся согласно критерию Манна-Уитни ($p < 0.005$), выделены * (цвет онлайн)

Fig. 5. Distribution of the energy of the first CL mode for different areas of the brain for all subjects divided into two groups (I and II). Values that differ significantly according to the Mann-Whitney test ($p < 0.005$) are highlighted by * (color online)

первой КЛ-моды по сравнению с группой I. При этом II группу можно соотносить с группой пациентов «с частыми приступами». Таким образом, для этой группы испытуемых прослеживается связь между выраженностью вызванных потенциалов в мозгу больных мигренью и энергией первой КЛ-моды. Что касается I группы испытуемых, то их можно отнести к группе людей с эпизодическими приступами мигрени (1–3 в месяц), а следовательно, можно ожидать, что характерные зависимости вызванных потенциалов и КЛ-мод логичнее сравнивать со здоровыми исследуемыми, что требует проведения дополнительных экспериментальных и теоретических исследований.

Заключение

Таким образом, в работе проводился анализ записей ЭЭГ, измеренных у пациентов с мигренью, с помощью метода ортогональной декомпозиции по Карунену–Лоэву. В работе проведена попытка выявить основные закономерности в динамике ЭЭГ-реализаций, полученных для различных зон головного мозга в период длительного монотонного восприятия зрительных стимулов. Показано, что распределение КЛ-мод по энергиям имеют индивидуальный характер для различных испытуемых. Существенные различия также наблюдаются в распределениях мод по энергиям для различных зон мозга. Кроме того, на эти характеристики влияет этап эксперимента, для которого определялась энергия КЛ-мод.

Результаты, приведённые в данной работе, а также анализ предыдущих исследований показывают, что количество мод, которыми без потери качества можно описать сигнал ЭЭГ, ограничивается первыми 2–4 модами по величине энергии в зависимости от условий эксперимента, для которых снимались сигналы. По современным представлениям количество КЛ-мод определяет сложность динамики сигнала во времени и пространстве. При этом удаётся выделить взаимосвязь количества значимых мод с мощностью альфа-ритма в сигналах ЭЭГ, а также прослеживается пространственная локализация этого эффекта. В нашем случае такая взаимосвязь особенно выражена в затылочном отделе мозга (1-я зона) и в состоянии пассивного бодрствования, которые характеризуются высокими значениями энергии первой КЛ-моды (до 98% в отдельных случаях).

Для лобной области регистрации ЭЭГ продемонстрировано существование достоверных различий в распределении первой КЛ-моды, оцениваемых для групп пациентов с редкими и частыми приступами мигрени.

Список литературы

1. *Feyissa A. M., Tatum W. O.* Adult EEG // Handbook of clinical neurology. 2019. Vol. 160. P. 103–124. DOI: 10.1016/B978-0-444-64032-1.00007-2.
2. *Lin Z., Zhang Ch., Wu W., Gao X.* Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs // IEEE transactions on biomedical engineering. 2006. Vol. 53, iss. 12. P. 2610–2614. DOI: 10.1109/TBME.2006.886577.
3. *Adeli H., Zhou Z., Dadmehr N.* Analysis of EEG records in an epileptic patient using wavelet transform // Journal of neuroscience methods. 2003. Vol. 123, iss. 1. P. 69–87. DOI: 10.1016/S0165-0270(02)00340-0.
4. *Hansen S. T., Hemakom A., Safeldt M. G., Krohne L. K., Madsen K. H., Siebner H. R., Mandic D. P., Hansen L. K.* Unmixing oscillatory brain activity by eeg source localization and empirical mode decomposition // Computational intelligence and neuroscience. 2019. Vol. 2019, iss. 4. P. 1–15. DOI: 10.1155/2019/5618303.
5. *Karhunen K.* Über lineare Methoden in der Wahrscheinlichkeitsrechnung. Helsinki: Universitat Helsinki, 1947. 79 p.
6. *Loeve M.* Functions Aleatoires de Seconde Ordre. Paris: Hermann, 1948.

7. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов. М.: Мир, 1978. 414 с.
8. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. Москва: Техносфера, 2012. 1104 с.
9. Hotelling H. Analysis of a Complex of Statistical Variables into Principal Components // J. Educ. Psychol. 1933. Vol. 24. P. 498–520.
10. Kramer H. P., Mathews M. V. A Linear coding for transmitting a set of correlated signals // IRE Trans. Info. Theory. 1956. Vol. 2, no. 3. P. 41–46. DOI: 10.1109/TIT.1956.1056808.
11. Прэнт У. Цифровая обработка изображений. В 2-х т. М.: Мир, 1982.
12. Duda R. O., Hart P. E. Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures // Comm. ACM. 1972. Vol. 15, no. 1. P. 11–15.
13. Duda R. O., Hart P. E., Stork D. G. Pattern Classification. New York: John Wiley and Sons, 2001. 654 p. DOI: 10.1007/s00357-007-0015-9.
14. Jonak K., Syta A., Karakula-Juchnowicz H., Krukow P. The clinical application of EEG-signals recurrence analysis as a measure of functional connectivity: Comparative case study of patients with various neuropsychiatric disorders // Brain sciences. 2020. Vol. 10, no. 6. P. 380. DOI: 10.3390/brainsci10060380.
15. Onton J., Westerfield M., Makeig S., Townsend J. Imaging human EEG dynamics using independent component analysis // Neuroscience and biobehavioral reviews. 2006. Vol. 30, no. 6. P. 808–822. DOI: 10.1016/j.neubiorev.2006.06.007.
16. Ramakrishnan A. G., Satyanarayana J. V. Reconstruction of EEG from limited channel acquisition using estimated signal correlation // Biomedical Signal Processing and Control. 2016. Vol. 27. P. 164–173. DOI: doi.org/10.1016/j.bspc.2016.02.004.
17. Wongsawat Y., Orintara S., Rao K. R. Integer sub-optimal Karhunen-Loeve transform for multi-channel lossless EEG compression // 2006 14th European Signal Processing Conference, Florence, Italy, 2006. P. 1–5.
18. Wongsawat Y., Orintara S., Tanaka T., Rao K. R. Lossless multi-channel EEG compression // IEEE International Symposium on Circuits and Systems. IEEE, 2006. DOI: 10.1109/ISCAS.2006.1692909.
19. Babadi B., McKinney S. M., Tarokh V., Ellenbogen J. M. DiBa: A Data-Driven Bayesian Algorithm for Sleep Spindle Detection // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 2012. Vol. 59, no. 2, P. 483–493. DOI: 10.1109/TBME.2011.2175225.
20. Kuriakose S., Titus G. Karhunen-loeve transform for sleep spindle detection // 2016 3rd International Conference on Devices, Circuits and Systems (ICDCS), Coimbatore, India, 2016. P. 249–253. DOI: 10.1109/ICDCSyst.2016.7570602.
21. Vural C., Murat Y. Determination of sleep stage separation ability of features extracted from EEG signals using principle component analysis // Journal of medical systems. 2010. Vol. 34, no. 1. P. 83. DOI: 10.1007/s10916-008-9218-9.
22. Klonowski W., Jernajczyk W., Niedzielska K., Ritz A. Quantitative measure of complexity of EEG signal dynamics // Acta neurobiologiae experimentalis. 1999. Vol. 59, no. 4. P. 315–321. DOI: 10.55782/ane-1999-1316.
23. Fuchs A., Kelso S., Haken H. Phase transitions in the human brain: Spatial mode dynamics // International Journal of Bifurcation and Chaos - IJBC. 1992. Vol. 2, no. 4. P. 917–939. DOI: 10.1142/S0218127492000537.
24. Jirsa V.K., Friedrich R., Haken H. Reconstruction of the spatio-temporal dynamics of a human magnetoencephalogram // Physica D: Nonlinear Phenomena. 1995. Vol. 89, iss. 1–2. P. 100–122. DOI: 10.1016/0167-2789(95)00226-x.
25. Anderson C. W., Devulapalli S. V., Stolz E. Determining Mental State from EEG Signals Using Parallel Implementations of Neural Networks // Sci. Program. 1995. Vol. 4, no. 3. P. 171–183. DOI: 10.1155/1995/603414.

26. *Lamothe R., Stroink G.* Orthogonal expansions: Their applicability to signal extraction in electrophysiological mapping data // *Medical and biological engineering and computing.* 1991. Vol. 29. P. 522–528. DOI: 10.1007/BF02442325.
27. *Broomhead D. S., King G. P.* Extracting qualitative dynamics from experimental data // *Physica D Nonlinear Phenomena.* 1986. Vol. 20, no. 2–3. P. 217–236. DOI: 10.1016/0167-2789(86)90031-X.
28. *Rahman M. A., Haque M. M., Anjum A., Mollah M. N., Ahmad M.* Classification of motor imagery events from prefrontal hemodynamics for BCI application // In: Uddin M. S., Bansal J. C. (eds) *Proceedings of International Joint Conference on Computational Intelligence. Algorithms for Intelligent Systems.* Singapore: Springer, 2020. P. 11–23. DOI: 10.1007/978-981-13-7564-4_2.
29. *Littner M. R., Kushida C., Wise M., Davila D. G., Morgenthaler T., Lee-Chiong T., Hirshkowitz M., Loubé D. L., Bailey D., Berry R. B., Kapen S., Kramer M.* Practice parameters for clinical use of the multiple sleep latency test and the maintenance of wakefulness test // *Sleep.* 2005. Vol. 28, no. 1. P. 113–121. DOI: 10.1093/sleep/28.1.113.
30. *Schubring D., Kraus M., Stolz C., Weiler N., Keim D. A., Schupp H.* Virtual reality potentiates emotion and task effects of Alpha/Beta brain oscillations // *Brain Sciences.* 2020. Vol. 10, no. 8. P. 537. DOI: 10.3390/brainsci10080537.
31. *Iscan Z., Nikulin V. V.* Steady state visual evoked potential (SSVEP) based brain-computer interface (BCI) performance under different perturbations // *PloS one.* 2018. Vol. 13, no. 1. e0191673. DOI: 10.1371/journal.pone.0191673.
32. *Парсамян Р. Р., Посненкова О. М., Журавлев М. О., Сельский А. О., Киселев А. Р., Фисун А. В., Руннова А. Е.* Хронизация головной боли: анализ вызванных потенциалов на стимул // *Российский журнал боли.* 2024. Vol. 22, no. 1. P. 18–26. DOI: 10.17116/pain20242201118.
33. *Ватанабе С.* Разложение Карунена–Лоэва и факторный анализ. Теория и приложения / Под ред. Бравермана Э. М. *Автоматический анализ сложных изображений.* М.: Мир, 1969. С. 310.
34. *Trubetskov D. I., Hramov A. E., Egorov E. N., Filatov R. A., Kalinin Y. A., Koronovskii A. A.* Experimental and Theoretical Study of Chaotic Microwave Oscillations and Pattern Formation in Non-relativistic Electron Beam with Virtual Cathode // *2006 IEEE International Vacuum Electronics Conference held Jointly with 2006 IEEE International Vacuum Electron Sources.* Monterey: IEEE, 2006. P. 527–528. DOI: 10.1109/IVELEC.2006.1666415.
35. *Egorov E. N., Makarov V. V., Hramov A. E.* Analyzing the formation of coherent structures in a helical electron flow with a virtual cathode // *Bull. Russ. Acad. Sci. Phys.* 2014. Vol. 78. P. 1246–1249. DOI: 10.3103/S1062873814120041.
36. *Egorov E. N., Hramov A. E.* Formation of coherent structures in helical electron beam with a virtual cathode // *24th International Crimean Conference Microwave and Telecommunication Technology, Sevastopol, Russia, 2014.* P. 845–846.
37. *Runnova A, Zhuravlev M, Shamionov R et al.* Spatial patterns in EEG activity during monotonous sound perception test // *Eur. Phys. J. Plus.* 2021. Vol. 136. P. 735. DOI: 10.1140/epjp/s13360-021-01716-1
38. *Bazanov O. M., Vernon D.* Interpreting EEG alpha activity // *Neuroscience and Biobehavioral Reviews.* 2014. Vol. 44. P. 94–110. DOI: 10.1016/j.neubiorev.2013.05.007.
39. *Симонян М. С., Новиков М. Ю.* Изменение пространственной структуры активности головного мозга при длительной монотонной зрительной нагрузке // *Труды VII Всероссийской конференции. Нелинейная динамика в когнитивных исследованиях - 2021.* С. 144–146.
40. *Zhuravlev M., Novikov M., Parsamyan R., Selskii A., Runnova A.* The Objective Assessment of Event-Related Potentials: An Influence of Chronic Pain on ERP Parameters // *Neuroscience bulletin.* 2023. Vol. 39, no. 7. P. 1105–1116. DOI: 10.1007/s12264-023-01035-8.

References

1. Feyissa AM, Tatum WO. Adult EEG. Handbook of clinical neurology. 2019;160:103–124. DOI: 10.1016/B978-0-444-64032-1.00007-2.
2. Lin Z, Zhang Ch, Wu W, Gao X. Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs. IEEE transactions on biomedical engineering. 2006;53(12):2610–2614. DOI: 10.1109/TBME.2006.886577.
3. Adeli H, Zhou Z, Dadmehr N. Analysis of EEG records in an epileptic patient using wavelet transform. Journal of neuroscience methods. 2003;123(1):69–87. DOI: 10.1016/S0165-0270(02)00340-0.
4. Hansen ST, Hemakom A, Safeldt MG, Krohne LK, Madsen KH, Siebner HR, Mandic DP, Hansen LK. Unmixing oscillatory brain activity by EEG source localization and empirical mode decomposition. Computational intelligence and neuroscience. 2019;2019(4):1–15. DOI: 10.1155/2019/5618303.
5. Karhunen K. Über lineare Methoden in der Wahrscheinlichkeitsrechnung. Helsinki: Universitat Helsinki, 1947. V. 37.
6. Loeve M. Functions Aleatoires de Seconde Ordre, Hermann, Paris, 1948
7. Tou J. T., Gonzalez R. C. Pattern Recognition Principles. Addison-Wesley, Read-ing, Mass; 1974.
8. Gonzalez RC, Woods RE. Digital Image Processing: International Version, 3rd Ed. Pearson Education Inc.; 2008.
9. Hotelling H. Analysis of a Complex of Statistical Variables into Principal Components. J. Educ. Psychol. 1933;24:498–520.
10. Kramer HP, Mathews MV. A Linear Coding for Transmitting a Set of Correlated Signals. IRE Trans. Info. Theory. 1956;2(3):41–46. DOI: 10.1109/TIT.1956.1056808.
11. Pratt W. K. Digital image processing. John Wiley and Sons, New York. 1982.
12. Duda R. O., Hart P. E. Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures. Comm. ACM, vol. 15, no. 1, pp. 11–15.
13. Duda RO, Hart PE, Stork DG. Pattern Classification. New York: John Wiley and Sons; 2001. 654 p. DOI: 10.1007/s00357-007-0015-9.
14. Jonak K, Syta A, Karakula-Juchnowicz H, Krukow P. The clinical application of EEG-signals recurrence analysis as a measure of functional connectivity: Comparative case study of patients with various neuropsychiatric disorders. Brain sciences. 2020;10(6):380. DOI: 10.3390/brainsci10060380.
15. Onton J, Westerfield M, Makeig S, Townsend J. Imaging human EEG dynamics using independent component analysis. Neuroscience and biobehavioral reviews. 2006;30(6):808–822. DOI: 10.1016/j.neubiorev.2006.06.007.
16. Ramakrishnan AG, Satyanarayana JV. Reconstruction of EEG from limited channel acquisition using estimated signal correlation. Biomedical Signal Processing and Control. 2016;27:164–173. DOI: doi.org/10.1016/j.bspc.2016.02.004.
17. Wongsawat Y, Oraintara S, Rao KR. Integer sub-optimal Karhunen-Loeve transform for multi-channel lossless EEG compression. 2006 14th European Signal Processing Conference, Florence, Italy, 2006. P. 1–5.
18. Wongsawat Y, Oraintara S, Tanaka T, Rao KR. Lossless multi-channel EEG compression. IEEE International Symposium on Circuits and Systems. IEEE, 2006. DOI: 10.1109/ISCAS.2006.1692909.
19. Babadi B, McKinney SM, Tarokh V, Ellenbogen JM. DiBa: A Data-Driven Bayesian Algorithm for Sleep Spindle Detection. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 2012;59(2):483–493.
20. Kuriakose S, Titus G. Karhunen-loeve transform for sleep spindle detection. 2016 3rd International Conference on Devices, Circuits and Systems (ICDCS), Coimbatore, India, 2016. P. 249–253.

21. Vural C., Murat Y. Determination of sleep stage separation ability of features extracted from EEG signals using principle component analysis. *Journal of medical systems*. 2010;34(1):83. DOI: 10.1007/s10916-008-9218-9.
22. Klonowski W, Jernajczyk W, Niedzielska K, Ritz A. Quantitative measure of complexity of EEG signal dynamics. *Acta neurobiologiae experimentalis*. 2010;59(4):315–321. DOI: 10.55782/ane-1999-1316.
23. Fuchs A., Kelso S., Haken H. Phase transitions in the human brain: Spatial mode dynamics. // *International Journal of Bifurcation and Chaos - IJBC*. 1992. Vol. 2, no 4. P. 917-939. DOI: 10.1142/S0218127492000537.
24. Jirsa VK, Friedrich R, Haken H. Reconstruction of the spatio-temporal dynamics of a human magnetoencephalogram. *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 1995;89(1–2):100–122. DOI: 10.1016/0167-2789(95)00226-x.
25. Anderson CW, Devulapalli SV, Stolz E. Determining Mental State from EEG Signals Using Parallel Implementations of Neural Networks. *Sci. Program*. 1995;4(3):171–183. DOI: 10.1155/1995/603414.
26. Lamothe R, Stroink G. Orthogonal expansions: Their applicability to signal extraction in electrophysiological mapping data. *Medical and biological engineering and computing*. 1991;29:522–528. DOI: 10.1007/BF02442325.
27. Broomhead DS, King GP. Extracting qualitative dynamics from experimental data. *Physica D Nonlinear Phenomena*. 1986;20(2):217–236. DOI: 10.1016/0167-2789(86)90031-X.
28. Rahman MA, Haque MM, Anjum A, Mollah MN, Ahmad M. Classification of motor imagery events from prefrontal hemodynamics for BCI application. In: Uddin M. S., Bansal J. C. (eds) *Proceedings of International Joint Conference on Computational Intelligence. Algorithms for Intelligent Systems*. Singapore: Springer; 2020. P. 11–23. DOI: 10.1007/978-981-13-7564-4_2.
29. Littner MR, Kushida C, Wise M, Davila DG, Morgenthaler T, Lee-Chiong T, Hirshkowitz M, Loubé DL, Bailey D, Berry RB, Kapen S, Kramer M. Practice parameters for clinical use of the multiple sleep latency test and the maintenance of wakefulness test. *Sleep*. 2005;28(1):113–121. DOI: 10.1093/sleep/28.1.113.
30. Schubring D, Kraus M, Stolz C, Weiler N, Keim DA, Schupp H. Virtual reality potentiates emotion and task effects of Alpha/Beta brain oscillations. 2020;10(8):537. DOI: 10.3390/brainsci10080537.
31. Iscan Z, Nikulin VV. Steady state visual evoked potential (SSVEP) based brain-computer interface (BCI) performance under different perturbations. *PloS one*. 2018;13(1):e0191673. DOI: 10.1371/journal.pone.0191673.
32. Parsamyan RR, Posnenkova OM, Zhuravlev MO, Selskii AO, Kiselev AR, Fisun AV, Runnova AE. Headache chronification: analysis of evoked potentials for stimulus. *Russian Journal of Pain. Russian Journal of Pain*. 2024;22(1):18–26. DOI: 10.17116/pain20242201118.
33. Watanabe S. Разложение Карунена–Лоэва и факторный анализ. Теория и приложения. In: Braverman EM. (ed) *Автоматический анализ сложных изображений*. Moscow: Mir, 1969. P. 310.
34. Trubetskov DI, Hramov AE, Egorov EN, Filatov RA, Kalinin YA, Koronovskii AA. Experimental and Theoretical Study of Chaotic Microwave Oscillations and Pattern Formation in Non-relativistic Electron Beam with Virtual Cathode. 2006 IEEE International Vacuum Electronics Conference held Jointly with 2006 IEEE International Vacuum Electron Sources. Monterey: IEEE, 2006. P. 527–528. DOI: 10.1109/IVELEC.2006.1666415.
35. Egorov EN, Makarov VV, Hramov AE. Analyzing the formation of coherent structures in a helical electron flow with a virtual cathode. *Bull. Russ. Acad. Sci. Phys*. 2014;78:1246–1249. DOI: 10.3103/S1062873814120041.
36. Egorov EN, Hramov AE. Formation of coherent structures in helical electron beam with a virtual

- cathode. 24th International Crimean Conference Microwave and Telecommunication Technology, Sevastopol, Russia, 2014. P. 845–846.
37. Runnova A, Zhuravlev M, Shamionov R et al. Spatial patterns in EEG activity during monotonous sound perception test // Eur. Phys. J. Plus. 2021. Vol. 136. P. 735. DOI: 10.1140/epjp/s13360-021-01716-1
 38. Bazanova O.M., Vernon D. Interpreting EEG alpha activity // Neuroscience and Biobehavioral Reviews. 2014. Vol. 44. PP. 94–110. doi: 10.1016/j.neubiorev.2013.05.007
 39. Simonian MS, Novikov M Iu Changes in the spatial structure of brain activity during prolonged monotonous visual load // Proceedings of the VII All-Russian Conference. Nonlinear dynamics in cognitive research-2021, 2021, PP. 144–146.
 40. Zhuravlev M, Novikov M, Parsamyan R, Selskii A, Runnova A. The Objective Assessment of Event-Related Potentials: An Influence of Chronic Pain on ERP Parameters. Neuroscience bulletin. 2023;39(7):1105–1116. DOI: 10.1007/s12264-023-01035-8. DOI: 10.1007/s12264-023-01035-8.



Егорев Евгений Николаевич — родился в Саратове (1980). Окончил факультет нелинейных процессов Саратовского государственного университета (2002). Кандидат физико-математических наук (2007), доцент (2010). Доцент кафедры электроники, колебаний и волн СГУ. Область научных интересов — нелинейная динамика, СВЧ-электроника, численный анализ данных. Опубликовал более 50 статей в отечественных и зарубежных журналах по данной тематике.

Россия, 410012 Саратов, ул. Астраханская, 83
 Саратовский государственный университет имени Н. Г. Чернышевского
 E-mail: evgeniy.n.egorov@gmail.com
 ORCID: 0000-0002-8581-1077
 AuthorID (eLibrary.Ru): 112572



Журавлев Максим Олегович — окончил факультет нелинейных процессов Саратовского государственного университета имени Н. Г. Чернышевского (2011). Кандидат физико-математических наук (2014). С 2016 года работает на кафедре физики открытых систем СГУ в должности доцента. Область научных интересов — междисциплинарное направление нейронауки, включающее в себя анализ сложных сигналов различной биомедицинской природы и разработка новых методов и подходов к анализу таких сигналов.

Россия, 410012 Саратов, ул. Астраханская, 83
 Саратовский государственный университет имени Н. Г. Чернышевского
 E-mail: ZhuravlevMO@gmail.com
 ORCID: 0000-0002-8620-1609
 AuthorID (eLibrary.Ru): 672581



Руннова Анастасия Евгеньевна — окончила Саратовский государственный университет имени Н. Г. Чернышевского (2005). Доктор физико-математических наук (2019). Заведующий кафедрой биофизики и цифровых технологий СГМУ имени В. И. Разумовского. Автор ряда статей в рецензируемых отечественных и зарубежных журналах.

Россия, 410012 Саратов, ул. Астраханская, 83
 Саратовский государственный университет имени Н. Г. Чернышевского
 E-mail: anefila@gmail.com
 ORCID: 0000-0002-2102-164X
 AuthorID (eLibrary.Ru): 133292



Евстропов Максим Аркадьевич — родился в Хабаровске (2003). Студент Института физики Саратовского государственного университета им. Н. Г. Чернышевского, направление «Радиофизика». Научные интересы — вакуумная СВЧ электроника, численное моделирование.

Россия, 410012 Саратов, ул. Астраханская, 83
Саратовский государственный университет имени Н. Г. Чернышевского
E-mail: egoroven@sgu.ru



Реджепова Алена Садуллаевна — родилась в Саратове (2004). Окончила с отличием Лицей-интернат № 64 (2022). В настоящее время обучается на 2 курсе факультета фундаментальной медицины и медицинских технологий Саратовского государственного университета по направлению «Медицинская биохимия». Научные интересы — нейробиология.

Россия, 410012 Саратов, ул. Астраханская, 83
Саратовский государственный университет имени Н. Г. Чернышевского
E-mail: redzhepovaalena@gmail.com