



Известия высших учебных заведений. Прикладная нелинейная динамика. 2024. Т. 32, № 4  
Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedeniy. Applied Nonlinear Dynamics. 2024;32(4)

Научная статья  
УДК 57.087

DOI: 10.18500/0869-6632-003116  
EDN: HLSYLL

## Исследование электрической активности мозга в рамках концепции координации ритмических процессов

*А. Н. Павлов*

Саратовский национальный исследовательский государственный университет  
имени Н. Г. Чернышевского, Россия  
E-mail: [pavlov.alexeyn@gmail.com](mailto:pavlov.alexeyn@gmail.com)

*Поступила в редакцию 25.01.2024, принята к публикации 14.03.2024,  
опубликована онлайн 24.06.2024, опубликована 31.07.2024*

**Аннотация.** Целью работы является изучение эффектов однодневной депривации сна с использованием представлений о координации между ритмами мозга как сложной сети. Методом исследования является взаимный корреляционный анализ нестационарных процессов, представляющий собой расширение флуктуационного анализа на случай двух сигналов. Рассматриваются записи электрокортикограмм мышей в двух состояниях — до и после депривации сна. В результате проведенных исследований установлены различия между функциональными состояниями, диагностика и количественное описание которых могут быть проведены с помощью локального показателя скейлинга. **Заключение.** В проведенном исследовании проиллюстрированы дополнительные возможности анализа сложной динамики электрической активности головного мозга в рамках концепции координации ритмов.

**Ключевые слова:** ритмическая динамика, взаимный корреляционный анализ, нестационарность, показатель скейлинга, электрокортикограмма.

**Благодарности.** Автор благодарит О. В. Семякину-Глушковскую за предоставленные экспериментальные данные. Работа выполнена при поддержке гранта Российского научного фонда (проект № 24-22-00015).

**Для цитирования:** Павлов А. Н. Исследование электрической активности мозга в рамках концепции координации ритмических процессов // Известия вузов. ПНД. 2024. Т. 32, № 4. С. 511–520. DOI: 10.18500/0869-6632-003116. EDN: HLSYLL

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

## Studying electrical activity of the brain within the concept of coordination of rhythmic processes

A. N. Pavlov

Saratov State University, Russia

E-mail: [pavlov.alexeyn@gmail.com](mailto:pavlov.alexeyn@gmail.com)

Received 25.01.2024, accepted 14.03.2024, available online 24.06.2024, published 31.07.2024

**Abstract.** Purpose of this work is to study the effects of one-day sleep deprivation using the concept of coordination between brain rhythms as a complex network. The research *method* is the cross-correlation analysis of non-stationary processes, which is an extension of fluctuation analysis to the case of two signals. Recordings of electrocorticograms of mice in two states are considered: before and after sleep deprivation. As a *result* of the studies carried out, differences have been established between functional states, the diagnosis and quantitative description of which can be carried out using local scaling exponent. *Conclusion.* Additional possibilities for analyzing the complex dynamics of electrical activity of the brain within the framework of the concept of rhythm coordination are illustrated.

**Keywords:** rhythmic dynamics, cross-correlation analysis, nonstationarity, scaling exponent, electrocorticogram.

**Acknowledgements.** The author acknowledges O. V. Semyachkina-Glushkovskaya for experimental data. This work was supported by Russian Science Foundation, project No. 24-22-00015.

**For citation:** Pavlov AN. Studying electrical activity of the brain within the concept of coordination of rhythmic processes. *Izvestiya VUZ. Applied Nonlinear Dynamics*. 2024;32(4):511–520. DOI: 10.18500/0869-6632-003116

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

### Введение

Сети взаимодействующих элементов встречаются в разных областях науки и техники. Организм человека можно рассматривать в контексте сложной сети, в которой многокомпонентные физиологические системы, каждая со своим механизмом регуляции, постоянно взаимодействуют для координации своих функций [1–4]. Но, несмотря на значительный прогресс и достижения в физиологии за последние десятилетия, до сих пор остаются неизвестными принципы и механизмы, посредством которых различные системы и подсистемы в организме человека динамично взаимодействуют как единая сеть и интегрируют свои функции для формирования физиологических состояний в норме и при патологии. Поиск ответов на эти фундаментальные вопросы предпринят в рамках междисциплинарной концепции сетевой физиологии (“Network Physiology”) [5, 6]. Помимо определения здоровья и болезни через структурные, динамические и регуляторные изменения в отдельных физиологических системах, она фокусируется на координации и сетевых взаимодействиях между различными системами и подсистемами. Выявление и количественная оценка взаимодействий представляют собой актуальную проблему в связи со сложной динамикой систем организма [7, 8], и совершенствование соответствующего инструментария является важной задачей [9, 10].

Развитие сетевой физиологии позволило с других позиций взглянуть на многие проблемы, в частности, на исследования динамики ритмов мозга. Ритмы известны в нервной системе давно, но до сих пор остается загадкой, какие биофизические механизмы их производят и каким функциям они служат. В последнее десятилетие появилось много работ, связывающих ритмы на разных частотах с вниманием [11], восприятием [12], обучением и памятью [13, 14], а также с моторным поведением [15]. Исследования в области нейронауки традиционно сосредоточены на изучении

частоты генерации потенциалов действия нейронами на микроуровне, тогда как на макроуровне проводится изучение областей мозга, участвующих в решении различных задач. При этом намного менее понятны принципы организации сигналов более низкого уровня для получения эффектов, наблюдаемых в макродинамике. Ряд исследований на микроуровне сосредоточен на потенциалах локальных полей и соответствующих взаимодействиях между нейронными колебаниями [16]. На макроскопическом уровне исследования традиционно рассматривают когерентность одного и того же ритма в разных областях мозга [17] с ограниченными исследованиями синхронного появления определенных пар кортикальных ритмов [18–20].

Недавно была предложена парадигма сетевых взаимодействий физиологически значимых ритмов и обнаружены различные классы форм связей, которые сосуществуют во время определенного физиологического состояния и реорганизуются при переходах между физиологическими состояниями [21, 22]. В этих работах было продемонстрировано наличие динамических сетей взаимодействий между ритмами мозга и показано, что физиологические состояния нельзя полностью описать, сосредотачиваясь только на отдельных ритмах и на определенных парных взаимодействиях. Согласно выводам данных исследований, именно непрерывная координация между всеми ритмами мозга как сложной сети лежит в основе физиологической функции. При этом микроархитектура модуляции волновых процессов на коротких промежутках времени несет важную информацию о характере взаимодействий ритмов. Авторы работ [21, 22] обосновали, что взаимодействие между каждой парой ритмов мозга характеризуется определенным профилем и в совокупности эти взаимодействия представлены ансамблем профилей, который является типичным для конкретного физиологического состояния.

Основываясь на идеях, озвученных в работах [21, 22], в данной статье проводится исследование эффектов координации ритмов мозга в экспериментах на мышах, подверженных однодневной депривации сна. Несмотря на то, что кратковременные эффекты депривации сна недостаточно изучены по сравнению с длительной депривацией, они также приводят к изменениям электрической активности мозга [23]. В статье изучается возможность выявления изменений в координации ритмов на основе взаимного корреляционного анализа, адаптированного на случай нестационарной динамики [24, 25].

## 1. Методы

**1.1. DCCA.** Учитывая ограничения классических вероятностных методов анализа сигналов при рассмотрении динамики систем с меняющимися во времени характеристиками, достаточно популярными являются подходы, применяющие различные варианты флуктуационного анализа [26–28]. Их основная особенность заключается в удалении медленной нестационарности (тренда) из профиля сигнала, что формально может интерпретироваться как процедура сведения к стационарности. Тем не менее такая процедура далеко не всегда эффективна, и применять ее целесообразно после предварительной обработки данных, что следует, в частности, из работы [27]. Другой особенностью методов флуктуационного анализа является построение возрастающей функции в зависимости от параметра масштаба в отличие от спадающей автокорреляционной функции, и это обстоятельство упрощает анализ дальнodelствующих корреляций, снижая погрешность проводимых оценок показателя скейлинга [26]. При изучении динамики физиологических систем методы флуктуационного анализа применяются достаточно часто, особенно *detrended fluctuation analysis* (DFA) [26], позволяя получать диагностически значимые результаты.

В работах [24, 25] было предложено обобщение флуктуационного анализа на случай двух одновременно регистрируемых сигналов динамической системы и предложен метод количественного описания дальнodelствующих взаимных корреляций в нестационарной динамике – метод

DCCA (detrended cross-correlation analysis). Этот метод предусматривает построение профилей [26] анализируемых сигналов  $x_i$  и  $\tilde{x}_i$ ,  $i = 1, \dots, N$ :

$$y_k = \sum_{i=1}^k x_i, \quad \tilde{y}_k = \sum_{i=1}^k \tilde{x}_i. \quad (1)$$

Иногда предварительно осуществляется сведение сигналов  $x_i$  и  $\tilde{x}_i$  к нулевому среднему значению [26], но это не является обязательной процедурой и не влияет на результаты вычислений в связи с последующей аппроксимацией и удалением локального тренда. Профили  $y_k$  и  $\tilde{y}_k$  разбиваются на сегменты длины  $n$ , которые могут не перекрываться, и в этом случае их число  $M = \lfloor N/n \rfloor$ , или перекрываться, что увеличивает количество сегментов до  $M = \lfloor (N - n)/\Delta \rfloor + 1$ , и тогда  $M$  определяется степенью перекрытия  $\Delta$  соответствующих участков. В пределах каждого сегмента осуществляется аппроксимация локального тренда  $z_k$  и  $\tilde{z}_k$ , для чего обычно проводится линейная аппроксимация, и результирующие зависимости  $z_k$  и  $\tilde{z}_k$  представляют собой кусочно-линейные функции. По аналогии с DFA также могут быть рассмотрены варианты аппроксимации нелинейными функциями.

Взаимные корреляции профилей  $y_k$  и  $\tilde{y}_k$  после удаления тренда вычисляются сначала для индивидуальных сегментов  $j$

$$f_{\text{DCCA}}^2(n, j) = \frac{1}{n} \sum_{k=1+(j-1)\Delta}^{(j-1)\Delta+n} (y_k - z_k)(\tilde{y}_k - \tilde{z}_k), \quad (2)$$

а затем проводится процедура усреднения

$$F_{\text{DCCA}}^2(n) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M f_{\text{DCCA}}^2(n, j). \quad (3)$$

Предполагается, что при наличии дальнедействующих взаимных корреляций исходных сигналов  $x_i$  и  $\tilde{x}_i$ , носящих степенной характер, зависимость  $F_{\text{DCCA}}(n)$  имеет вид

$$F_{\text{DCCA}}(n) \sim n^\lambda \quad (4)$$

и характеризуется показателем скейлинга  $\lambda$ . Его вычисляют путем линейной аппроксимации  $\lg F_{\text{DCCA}}(\lg n)$ . Величина  $\lambda$  позволяет фиксировать положительные степенные корреляции ( $0.5 < \lambda < 1$ ), антикорреляции ( $0 < \lambda < 0.5$ ), некоррелированное поведение ( $\lambda = 0.5$ ) и т. д. В случае если в качестве  $x_i$  и  $\tilde{x}_i$  выбрать один и тот же сигнал, метод DCCA преобразуется в более простой подход – DFA. Отметим, что вычисленный при этом показатель скейлинга  $\lambda$  связан с показателями, описывающими частотную зависимость функции спектральной плотности или спад автокорреляционной функции. В работе [24] приводятся примеры применения DCCA к анализу сигналов электрической активности головного мозга – электроэнцефалограммам, для которых установлено наличие степенных закономерностей вида (4).

**1.2. Экспериментальные данные.** Используемая в работе база данных экспериментов, выполнявшихся на мышах, содержала двухканальные записи электрокортикограмм (ЭКоГ), записанных с левого и правого полушарий с помощью вживленных на глубину 150 мкм серебряных микроэлектродов с диаметром наконечника 2–3 мкм. Эксперименты проводились через 10 дней после вживления электродов и включали записи ЭКоГ в состоянии обычного бодрствования и сразу после суточной депривации сна, которая осуществлялась с 20:00 до 8:00 по методу [29, 30].

Сигналы записывались в течение 2-х часов с частотой дискретизации 2 кГц. На этапе предварительной обработки удалялись артефакты с помощью фильтрации или исключались сбойные участки для получения сравнительно «чистых» записей ЭКоГ.

Далее выделялась электрическая активность, соответствующая основным частотным диапазонам: волновым процессам в диапазонах волн дельта (0.25...4 Гц), тета (4...8 Гц), альфа (8...13 Гц), бета (13...20 Гц) и низкой гамма-активности (20...30 Гц) [31]. С этой целью проводилась полосовая фильтрация в указанных диапазонах, и полученные сигналы использовались при изучении координации ритмов мозга.

**1.3. Результаты.** В соответствии с теоретическими основами метода DCCA [24, 25] или DFA [26], оценка показателя скейлинга проводится при наличии степенных зависимостей вида (4). Такие степенные закономерности достаточно часто встречаются на практике, в том числе при анализе динамики физиологических систем. Тем не менее простой вид зависимости  $\lg F_{DCCA}(\lg n)$ , который характеризуется ее одинаковым наклоном независимо от диапазона  $n$ , наблюдается не всегда, и это может быть связано не только с динамикой системы, но и с другими факторами. Например, регистрируемый с электроэнцефалографа сигнал обычно проходит процедуру фильтрации с помощью фильтра верхних частот с частотой среза до 1 Гц. В этом случае диапазон масштабов для расчета зависимостей (4) будет ограничен. Для иллюстрации рассмотрим случай анализа одного сигнала (метод DFA вместо DCCA) и сопоставим результаты для исходного сигнала ЭКоГ и динамики отдельных ритмов (рис. 1). В первом случае зависимость  $\lg F_{DFA}(\lg n)$  близка к линейной в рассматриваемом диапазоне масштабов, а для динамики отдельных ритмов верхняя граница линейного участка снижается с ростом частоты ритма. Следует обратить внимание на важное обстоятельство. С одной стороны, скейлинговый показатель DFA связан с показателем скейлинга автокорреляционной функции, который, в свою очередь, связан с показателем Хёрста и фрактальной размерностью [32]. Но если зависимость  $\lg F_{DFA}(\lg n)$  не является строго линейной, то вопрос о наличии такой связи становится неочевидным, выявляя ограничения применяемого метода анализа. С другой стороны, если указанная зависимость отклоняется от линейной, но может быть приближенно описана (аппроксимирована) линейной функцией в рассматриваемом диапазоне масштабов, то вычисляемый локальный показатель скейлинга часто оказывается полезной количественной мерой, позволяющей решать различные задачи диагностики, в том числе в нейродинамике [33, 34].

Картина, аналогичная рис. 1, наблюдается и при применении метода DCCA к различным парам ритмов одной ЭКоГ (рис. 2). В случае медленных ритмов (например, координации дельта-волн с другими ритмическими процессами, рис. 2, а) отклонения от близкой к линейной зависимости  $\lg F_{DCCA}(\lg n)$  наблюдаются при более высоких значениях  $\lg n$ , а для более быстрых ритмов диапазон  $\lg n$ , который может быть рассмотрен, сокращается. Это обстоятельство следует учитывать при проведении расчетов.

Проведя предварительную оценку участков зависимостей  $F_{DCCA}(n)$ , которые целесообразно рассматривать для каждой пары ритмов, далее проводилось сопоставление сигналов ЭКоГ в состояниях до и после

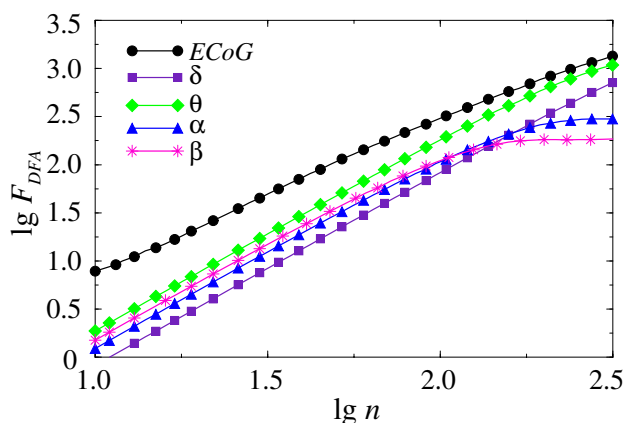


Рис. 1. Зависимости  $\lg F_{DFA}(\lg n)$  для исходного сигнала ЭКоГ и отдельных ритмов (цвет онлайн)

Fig. 1. Dependencies  $\lg F_{DFA}(\lg n)$  for original ECoG signal and individual rhythms (color online)

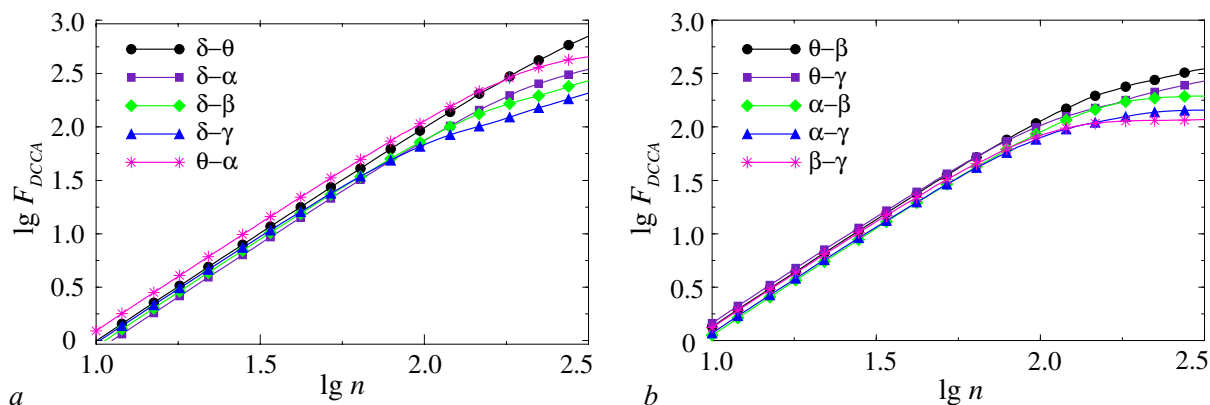


Рис. 2. Зависимости  $\lg F_{DCCA}(\lg n)$  для различных пар ритмов типичной записи ЭКоГ: *a* — пары  $\delta$ – $\theta$ ,  $\delta$ – $\alpha$ ,  $\delta$ – $\beta$ ,  $\delta$ – $\gamma$ ,  $\theta$ – $\alpha$ ; *b* — пары  $\theta$ – $\beta$ ,  $\theta$ – $\gamma$ ,  $\alpha$ – $\beta$ ,  $\alpha$ – $\gamma$ ,  $\beta$ – $\gamma$  (цвет онлайн)

Fig. 2. Dependencies  $\lg F_{DCCA}(\lg n)$  for different pairs of rhythms of a typical ECoG recording: *a* — pairs  $\delta$ – $\theta$ ,  $\delta$ – $\alpha$ ,  $\delta$ – $\beta$ ,  $\delta$ – $\gamma$ ,  $\theta$ – $\alpha$ ; *b* — pairs  $\theta$ – $\beta$ ,  $\theta$ – $\gamma$ ,  $\alpha$ – $\beta$ ,  $\alpha$ – $\gamma$ ,  $\beta$ – $\gamma$  (color online)

депривации сна. Диапазон для расчета показателей скейлинга при этом выбирался до появления выраженных отклонений от линейной зависимости. Проведем вначале сравнение для одной мыши (была выбрана наиболее «чистая» запись, в наименьшей степени подверженная искажениям за счет артефактов, сбойных участков и т. п.). На рис. 3 приведены примеры оценок  $\lambda$  для трех пар ритмов, где различия между состояниями обычного бодрствования и депривации сна были наиболее выраженными (что подтверждалось с помощью теста Манна–Уитни с уровнем значимости  $p < 0.01$ ). Расчеты проводились по 10-минутным фрагментам ЭКоГ, после чего осуществлялось усреднение, и на рис. 3 показаны средние значения вместе со стандартной ошибкой среднего. Отметим, что для всех приведенных пар ритмов фиксируются значительные изменения  $\lambda$ , что позволяет использовать показатель скейлинга как диагностически значимую меру.

Статистический анализ по группе мышей подтверждает вывод о различиях между функциональными состояниями, диагностика и количественное описание которых для отдельных пар ритмов могут быть проведены с помощью метода DCCA, однако для группы различия являются менее

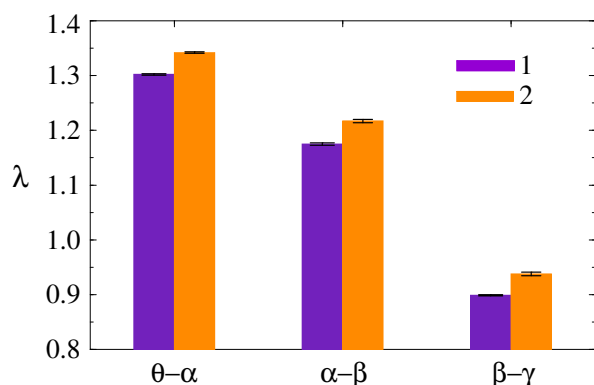


Рис. 3. Значения показателя скейлинга DCCA для типичной записи ЭКоГ до (1) и после (2) депривации сна (цвет онлайн)

Fig. 3. Values of DCCA scaling exponent for typical ECoG recording before (1) and after (2) sleep deprivation (color online)

выраженными (рис. 4, *a*). Для наглядности на рис. 4, *b* показаны нормированные показатели скейлинга  $\lambda_n$  (нормировка проводилась на значение  $\lambda$  в состоянии до депривации сна). Изменения  $\lambda_n$ , вызванные депривацией сна, являются хорошо различимыми, особенно для пары ритмов  $\theta$ – $\alpha$ . Обратим внимание на следующие обстоятельства. При выборе уровня значимости  $p < 0.05$  разделение состояний было проведено только для пары ритмов  $\theta$ – $\alpha$ . Для пары  $\alpha$ – $\beta$  разделение осуществляется при уровне  $p < 0.1$ . Тем не менее полученные результаты свидетельствуют о диагностическом потенциале метода DCCA при рассмотрении задач смены функционального состояния организма. В данной работе не ставилось целью нахождение наиболее эффективных маркеров смены состояния,



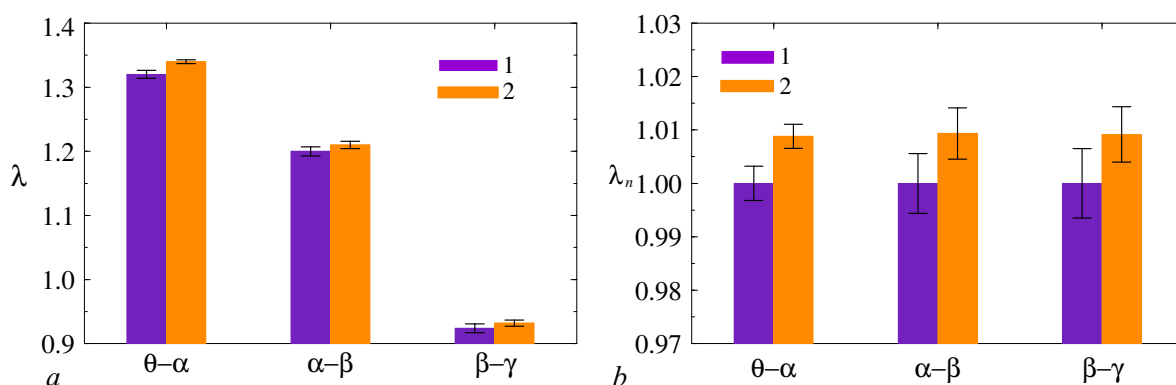


Рис. 4. Усредненные по группе значения показателя скейлинга DCCA до (1) и после (2) депривации сна: *a* — исходные, *b* — нормированные (цвет онлайн)

Fig. 4. Group averaged values of DCCA scaling exponent before (1) and after (2) sleep deprivation: *a* — original, *b* — normalized (color online)

что требует сравнительного анализа разных методов изучения структуры сигналов. Задача состояла в том, чтобы показать, что предложенная парадигма координации ритмов [21, 22] представляет дополнительные возможности анализа сложной динамики электрической активности головного мозга, в том числе и с точки зрения концепции сетевой физиологии, и полученные результаты это иллюстрируют.

### Заключение

В статье проведено исследование эффектов кратковременной депривации сна на динамику электрической активности головного мозга с использованием представлений о сетевых взаимодействиях кортикальных ритмов. Обработка экспериментальных данных проведена с применением метода взаимного корреляционного анализа нестационарной динамики (DCCA), рассмотренного в рамках концепции [21, 22], авторы которой в дополнение к традиционному подходу к определению состояний и функций через индивидуальные ритмы мозга высказали предположение о том, что скоординированные взаимодействия между разными ритмами необходимы для формирования физиологических состояний. Иными словами, на основе активно развивающейся теории сложных сетей ими сделана попытка расширить представления о кооперативной динамике нейронных ансамблей головного мозга для извлечения дополнительной информации об особенностях его функционирования, которая может представлять интерес как в фундаментально-научных, так и в диагностических целях. Принимая во внимание то обстоятельство, что суточная депривация сна ранее приводила к различиям характеристик сигналов ЭЭГ и ЭКоГ по сравнению с обычным состоянием бодрствования [23], ожидалось, что различия могут быть выявлены и в координации пар ритмов мозга. Подтверждение этого предположения было получено с применением локального показателя скейлинга  $\lambda$ , который позволил установить различия в динамике нескольких пар ритмов для индивидуальных животных. В ходе статистического анализа показателей группы лабораторных мышей были выявлены статистически значимые различия, но не для всех пар ритмов. Отметим, что конкретные значения показателя скейлинга зависят от диапазона масштабов, выбор которого влияет на результат, поэтому более тщательный анализ с автоматическим подбором этого диапазона представляется предпочтительным для максимизации отличий характеристик двух диагностируемых состояний.

Концепция координации ритмов, предусматривающая наличие динамических сетей взаимодействий между соответствующими процессами [21, 22], вызывает существенный интерес,

и недавние работы, исследующие функциональные сети головного мозга [35–38], служат подтверждением вышесказанному. Несмотря на то, что отдельные идеи звучали и ранее [39], работы [21, 22] представляют собой значимый результат, который может стать основой для обширных исследований многих научных коллективов. Данная статья – одна из первых попыток использовать идеологию отмеченных публикаций. В ней впервые рассмотрено применение метода DCCA в этом контексте. Как и любой другой подход, метод DCCA и его упрощенная версия DFA имеют недостатки, и можно отметить некоторые исследования, где ограничения флуктуационного анализа широко обсуждались [27, 40]. Тем не менее более эффективного инструмента исследования дальнедействующих корреляций в нестационарной динамике сложных систем по сравнению с флуктуационным анализом к настоящему времени не предложено. С точки зрения задач исследования физиологического состояния организма характеристики флуктуационного анализа часто оказываются диагностически значимыми мерами, поэтому рассмотренный в данной статье круг вопросов имеет практическую значимость, и не только в применении к нейрофизиологическим задачам. Дальнейшие исследования могут включать как совершенствование методики анализа эффектов координации ритмов головного мозга с учетом специфики экспериментальных данных, так и накопление сведений об особенностях их координации для разных физиологических состояний.

## References

1. Ivanov PC, Amaral LAN, Goldberger AL, Stanley HE. Stochastic feedback and the regulation of biological rhythms. *Europhysics Letters*. 1998;43(4):363–368. DOI: 10.1209/epl/i1998-00366-3.
2. Hausdorff JM, Ashkenazy Y, Peng C-K, Ivanov PC, Stanley HE, Goldberger AL. When human walking becomes random walking: fractal analysis and modeling of gait rhythm fluctuations. *Physica A*. 2001;302(1–4):138–147. DOI: 10.1016/s0378-4371(01)00460-5.
3. Stankovski T, Ticcinelli V, McClintock PVE, Stefanovska A. Coupling functions in networks of oscillators. *New Journal of Physics*. 2015;17:035002. DOI: 10.1088/1367-2630/17/3/035002.
4. Shashikumar SP, Li Q, Clifford GD, Nemati S. Multiscale network representation of physiological time series for early prediction of sepsis. *Physiological Measurement*. 2017;38(12):2235–2248. DOI: 10.1088/1361-6579/aa9772.
5. Bashan A, Bartsch RP, Kantelhardt JW, Havlin S, Ivanov PC. Network physiology reveals relations between network topology and physiological function. *Nature Communications*. 2012;3:702. DOI: 10.1038/ncomms1705.
6. Bartsch RP, Liu KKL, Bashan A, Ivanov PC. Network physiology: how organ systems dynamically interact. *PLoS One*. 2015;10(11):e0142143. DOI: 10.1371/journal.pone.0142143.
7. Ivanov PC, Amaral LAN, Goldberger AL, Havlin S, Rosenblum MG, Stanley HE. From 1/f-noise to multifractal cascades in heartbeat dynamics. *Chaos*. 2001;11(3):641–652. DOI: 10.1063/1.1395631.
8. Hu K, Chen Z, Hilton MF, Stanley HE, Shea SA. Non-random fluctuations and multi-scale dynamics regulation of human activity. *Physica A*. 2004;337(1–2):307–318. DOI: 10.1016/j.physa.2004.01.042.
9. Smirnov DA. Quantification of causal couplings via dynamical effects: A unifying perspective. *Physical Review E*. 2014;90(6):062921. DOI: 10.1103/PhysRevE.90.062921.
10. Sysoev IV, Ponomarenko VI, Prokhorov MD. Reconstruction of ensembles of nonlinear neurooscillators with sigmoid coupling function. *Nonlinear Dynamics*. 2019;95:2103–2116. DOI: 10.1007/s11071-018-4679-y.
11. Laufs H, Krakow K, Sterzer P, Eger E, Beyerle A, Salek-Haddadi A, Kleinschmidt A. Electroencephalographic signatures of attentional and cognitive default modes in spontaneous brain



- activity fluctuations at rest. *Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS)*. 2003; 100(19):11053–11058. DOI: 10.1073/pnas.1831638100.
12. Gould IC, Nobre AC, Wyart V, Rushworth MF. Effects of decision variables and intraparietal stimulation on sensorimotor oscillatory activity in the human brain. *Journal of Neuroscience*. 2012;32(40):13805–13818. DOI: 10.1523/JNEUROSCI.2200-12.2012.
  13. Wyart V, De Gardelle V, Scholl J, Summerfield C. Rhythmic fluctuations in evidence accumulation during decision making in the human brain. *Neuron*. 2012;76(4):847–858. DOI: 10.1016/j.neuron.2012.09.015.
  14. Marshall L, Helgadóttir H, Mölle M, Born J. Boosting slow oscillations during sleep potentiates memory. *Nature* 2006;444:610–613. DOI: 10.1038/nature05278.
  15. Miller KJ, Leuthardt EC, Schalk G, Rao RP, Anderson NR, Moran DW, Miller JW, Ojemann JG. Spectral changes in cortical surface potentials during motor movement. *Journal of Neuroscience*. 2007;27(9):2424–2432. DOI: 10.1523/JNEUROSCI.3886-06.2007.
  16. Rey HG, De Falco E, Ison MJ, Valentin A, Alarcon G, Selway R, Richardson MP, Quiñan Quiroga R. Encoding of long-term associations through neural unitization in the human medial temporal lobe. *Nature Communications*. 2018;9:4372. DOI: 10.1038/s41467-018-06870-2.
  17. Jones SR, Pinto DJ, Kaper TJ, Kopell N. Alpha-frequency rhythms desynchronize over long cortical distances: a modeling study. *Journal of Computational Neuroscience*. 2000;9:271–291. DOI: 10.1023/a:1026539805445.
  18. Pahor A, Jaušovec N. Theta-gamma cross-frequency coupling relates to the level of human intelligence. *Intelligence*. 2014;46:283–290. DOI: 10.1016/j.intell.2014.06.007.
  19. Scheffer-Teixeira R, Tort AB. On cross-frequency phase-phase coupling between theta and gamma oscillations in the hippocampus. *eLife*. 2016;5:e20515. DOI: 10.7554/eLife.20515.
  20. Vijayan S, Lepage KQ, Kopell NJ, Cash SS. Frontal beta-theta network during rem sleep. *eLife*. 2017;6:e18894. DOI: 10.7554/eLife.18894.
  21. Lin A, Liu KL, Bartsch RP, Ivanov PCh. Dynamic network interactions among distinct brain rhythms as a hallmark of physiologic state and function. *Communications Biology*. 2020;3:197. DOI: 10.1038/s42003-020-0878-4.
  22. Chen B, Ciria LF, Hu C, Ivanov PCh. Ensemble of coupling forms and networks among brain rhythms as function of states and cognition. *Communications Biology*. 2022;5:82. DOI: 10.1038/s42003-022-03017-4.
  23. Pavlov AN, Dubrovskii AI, Pavlova ON, Semyachkina-Glushkovskaya OV. Effects of sleep deprivation on the brain electrical activity in mice. *Applied Science*. 2021;11(3):1182. DOI: 10.3390/app11031182.
  24. Podobnik B, Stanley HE. Detrended cross-correlation analysis: a new method for analyzing two nonstationary time series. *Physical Review Letters*. 2008;100(8):084102. DOI: 10.1103/PhysRevLett.100.084102.
  25. Podobnik B, Grosse I, Horvatić D, Ilic S, Ivanov PCh, Stanley HE. Quantifying cross-correlations using local and global detrending approaches. *The European Physical Journal B*. 2009;71:243–250. DOI: 10.1140/epjb/e2009-00310-5.
  26. Peng CK, Havlin S, Stanley HE, Goldberger AL. Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series. *Chaos*. 1995;5(1):82–87. DOI: 10.1063/1.166141.
  27. Bryce RM, Sprague KB. Revisiting detrended fluctuation analysis. *Scientific Reports*. 2012;2:315. DOI: 10.1038/srep00315.
  28. Frolov NS, Grubov VV, Maksimenko VA, Lüttjohann A, Makarov VV, Pavlov AN, Sitnikova E, Pisarchik AN, Kurths J, Hramov AE. Statistical properties and predictability of extreme epileptic events. *Scientific Reports*. 2019;9:7243. DOI: 10.1038/s41598-019-43619-3.
  29. Achariyar TM, Li B, Peng W, Verghese PB, Shi Y, McConnell E, Benraiss A, Kasper T,

- Song W, Takano T, Holtzman DM, Nedergaard M, Deane R. Glymphatic distribution of CSF-derived apoE into brain is isoform specific and suppressed during sleep deprivation. *Molecular Neurodegeneration*. 2016;11:74. DOI: 10.1186/s13024-016-0138-8.
30. Zhang J, Zhu Y, Zhan G, Fenik P, Panossian L, Wang MM, Reid S, Lai D, Davis JG, Baur JA, Veasey S. Extended wakefulness: compromised metabolics in and degeneration of locus ceruleus neurons. *Journal of Neuroscience*. 2014;34(12):4418–4431. DOI: 10.1523/JNEUROSCI.5025-12.2014.
  31. Kent BA, Strittmatter SM, Nygaard HB. Sleep and EEG Power spectral analysis in three transgenic mouse models of Alzheimer's disease: APP/PS1, 3xTgAD, and Tg2576. *Journal of Alzheimer's Disease Reports*. 2018;64(4):1325–1336. DOI: 10.3233/JAD-180260.
  32. Gneiting T, Schlather M. Stochastic models that separate fractal dimension and the Hurst effect. *SIAM review*. 2004;46(2):269–282. DOI: 10.1137/S0036144501394387.
  33. Pavlov AN, Runnova AE, Maksimenko VA, Pavlova ON, Grishina DS, Hramov AE. Detrended fluctuation analysis of EEG patterns associated with real and imaginary arm movements. *Physica A*. 2018;509:777–782. DOI: 10.1016/j.physa.2018.06.096.
  34. Pavlov AN, Pitsik EN, Frolov NS, Badarin A, Pavlova ON, Hramov AE. Age-related distinctions in EEG signals during execution of motor tasks characterized in terms of long-range correlations. *Sensors*. 2020;20(20):5843. DOI: 10.3390/s20205843.
  35. Frolov NS, Maksimenko VA, Khramova MV, Pisarchik AN, Hramov AE. Dynamics of functional connectivity in multilayer cortical brain network during sensory information processing. *The European Physical Journal Special Topics*. 2019;228:2381–2389. DOI: 10.1140/epjst/e2019-900077-7.
  36. Anand DV, Chung MK. Hodge Laplacian of brain networks. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 2023;42(5):1563–1573. DOI: 10.1109/TMI.2022.3233876.
  37. Chung MK, Das S, Ombao H. Dynamic topological data analysis of functional human brain networks. *Foundations of Data Science*. 2024;6(1):22–40. DOI: 10.3934/fods.2023013.
  38. Yadav Y, Elumalai P, Williams N, Jost J, Samal A. Discrete Ricci curvatures capture age-related changes in human brain functional connectivity networks. *Frontiers in Aging Neuroscience*. 2023;15:1120846. DOI: 10.3389/fnagi.2023.1120846.
  39. Pringle J. On the parallel between learning and evolution. *Behaviour*. 1951;3:174–215. DOI: 10.1163/156853951X00269.
  40. Shao YH, Gu GF, Jiang ZQ, Zhou WX, Sornette D. Comparing the performance of FA, DFA and DMA using different synthetic long-range correlated time series. *Scientific Reports*. 2012;2:835. DOI: 10.1038/srep00835.



*Павлов Алексей Николаевич* — родился в Саратове (1973). Окончил физический факультет Саратовского университета по специальности «Радиофизика и электроника» (1995). Кандидат физико-математических наук (1998), доктор физико-математических наук (2009). Профессор кафедры физики открытых систем СГУ. Область научных интересов: нелинейная динамика, анализ временных рядов. Автор более 150 научных статей, монографий и учебных пособий.

Россия, 410012 Саратов, ул. Астраханская, 83  
 Саратовский национальный исследовательский  
 государственный университет имени Н. Г. Чернышевского  
 E-mail: pavlov.alexeyn@gmail.com  
 ORCID: 0000-0001-9946-8938  
 AuthorID (eLibrary.Ru): 87201