

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
**«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г.
ЧЕРНЫШЕВСКОГО»**

Кафедра физики открытых систем

Расширенный метод многомасштабного анализа сложных сигналов

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

студентки 4 курса 4041 группы

направления 09.03.02 Информационные системы и технологии

института физики

Бондаренко Марии Олеговны

Научный руководитель

д.ф.-м.н., профессор

А.Н. Павлов

Зав. кафедрой

д.ф.-м.н., профессор

А.А. Короновский

Саратов 2021

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность выбранной темы определяется важностью развития инструментария исследования сложных сигналов, регистрируемых в различных экспериментальных исследованиях. Большинство процессов в природе являются нестационарными, содержат различные помехи (частно, локализованные), артефакты, сбойные участки, связанные со сбоями регистрирующей аппаратуры, и т.п. В этих обстоятельствах возрастает актуальность использования методов, обеспечивающих локализованный анализ сигналов, и, пожалуй, самым популярным инструментом решения таких задач является вейвлет-анализ [1–5].

Многомасштабный вейвлет-анализ (*multiresolution wavelet analysis*, MWA) [3] является мощнейшим инструментом обработки данных, который способен дать достоверную характеристику сложных сигналов сразу в нескольких диапазонах временных масштабов. Стандартные отклонения вейвлет-коэффициентов такого метода обычно вычисляются в зависимости от выбранного заранее уровня разрешения и позволяют выявлять различные типы поведения системы.

Для расширения возможностей метода MWA недавно была предложена комбинация многомасштабного вейвлет-анализа и анализа флуктуаций относительно тренда (DFA), проводимого для детальных вейвлет-коэффициентов [7]. Было обнаружено, что такой подход способен выявить корреляционные особенности вейвлет-коэффициентов в независимых диапазонах масштабов, которые предоставляют больше информации о сложной организации наборов данных по сравнению с дисперсиями или аналогичными статистическими показателями. На основе этого комбинированного подхода, в данной работе будут рассмотрены изменения в динамике связанных хаотических систем, вызванные переходами между различными типами сложных колебаний. Далее будет продемонстрирован потенциал использования комбинированного метода MWA и DFA для

диагностики изменений структуры сигналов электрической активности мозга.

Целью выпускной квалификационной работы является тестирование возможностей модифицированного метода многомасштабного вейвлет-анализа на примере исследования структуры смоделированных и экспериментальных данных и оценка перспективности этого метода при решении задач диагностики изменений режимов динамики.

Выпускная квалификационная работа содержит введение, две главы (1. Используемые методы, модели и экспериментальные данные; 2. Результаты практической работы), заключение и список использованных источников. Общий объем работы 39 стр.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Используемые методы, модели и экспериментальные данные. Сложные сигналы с несколькими характерными временными масштабами часто анализируются путем разложения их на более простые компоненты, которые можно легко охарактеризовать с помощью понятных величин. Классическими примерами разложения сигнала на более простые составляющие являются преобразование Фурье и преобразование Гильберта, которые направлены на введение более простых характеристик сложного сигнала, таких как амплитуды гармонических составляющих, мгновенные амплитуды или мгновенные частоты негармонических колебаний.

В случае преобразования Гильберта проводится разложение исходного процесса или сигнала на две составляющие – амплитудную и фазовую. Фаза является аргументом гармонической функции, который определяет, сколько периодов функции наблюдается от начального момента времени, и каково ее значение в данный момент времени. Амплитуда и фаза гармонической функции отражают различную информацию: амплитуда описывает энергию, а фаза характеризует повторяемость процесса во времени, и в этом смысле они могут рассматриваться как независимые характеристики гармонической

функции. Преобразование Гильберта широко используется для анализа временных рядов, особенно стохастического происхождения, и для определения степени синхронности между временными рядами, которые порождаются стохастическими и хаотическими системами.

Преобразование Фурье представляет собой другой способ разложения сигнала на более простые составляющие и осуществляет операцию по сопоставлению одной функции вещественной переменной другой функции. Методика данного преобразования состоит в том, что всегда возможно подобрать ряд гармонических сигналов с такими амплитудами, частотами и начальными фазами, алгебраическая сумма ординат которых в любой момент времени равна ординате исследуемого несинусоидального сигнала. Однако следует помнить, что данное преобразование не ограничивается функциями времени и временными частотами.

Если рассматривается случай изменяющейся во времени динамики, то применяются локализованные функции и предпочтение отдается разложению по вейвлет-базисам, которые имеют огромное разнообразие и зарекомендовали себя как эффективный инструментальный с некоторыми общими ограничениями. При рассмотрении статистики коэффициентов разложения многомасштабного вейвлет-анализа обеспечивается возможность обнаружить краткосрочные изменения в поведении системы. Так данный анализ может применяться во многих областях науки и техники.

В работе применялся расширенный метод многомасштабного анализа сигналов, предложенный в работе [7]. Этот метод предусматривает проведение многомасштабного анализа согласно стандартному варианту пирамидального разложения сигнала в базисе вейвлет-функций [3]. Затем для коэффициентов детализации на разных уровнях разрешения j вычисляются показатели скейлинга метода DFA [7]. Таким образом, сигнал характеризуется набором показателей скейлинга α_j .

Исследования проводились на модели двух связанных систем Рёсслера

$$\begin{aligned}
\frac{dx_{1,2}}{dt} &= -\omega_{1,2}y_{1,2} - z_{1,2} + \gamma(x_{2,1} - x_{1,2}) \\
\frac{dy_{1,2}}{dt} &= \omega_{1,2}x_{1,2} + \alpha y_{1,2} \\
\frac{dz_{1,2}}{dt} &= b + z_{1,2}(x_{1,2} - c)
\end{aligned} \tag{1}$$

с параметрами $\alpha = 0.15$, $\gamma = 0.2$ и c , которые характеризуют отдельные осцилляторы, и силой связи $\gamma = 0.02$. Рассматривались неидентичные системы путем введения расстройки Δ частот $\omega_1 = 1 + \Delta$, $\omega_2 = 1 - \Delta$.

Другая модель – модель двух взаимодействующих нефронов, каждый из которых описывается следующими уравнениями:

$$\begin{aligned}
\frac{dP_t}{dt} &= G(P_t, r) \\
\frac{dr}{dt} &= v_r \\
\frac{dv_r}{dt} &= V_{\beta, T}(P_t, r, \beta, X_3) \\
\frac{dX_1}{dt} &= \frac{3}{T}(F_H(P_t) - X_1) \\
\frac{dX_2}{dt} &= \frac{3}{T}(X_1 - X_2) \\
\frac{dX_3}{dt} &= \frac{3}{T}(X_2 - X_3)
\end{aligned} \tag{2}$$

Модель имеет сложную структуру и содержит большое число параметров и нелинейных функций.

Результаты практической работы. Вначале обратимся к модели связанных систем Рёсслера. Для сравнения сложных режимов колебаний, соответствующих разным аттракторам, на рисунке 1 показаны зависимости α_j от уровня разрешения для наборов параметров $\Delta = 0.0096$, $c = 6.8$ (синхронные хаотические колебания, аттрактор CA1), $\Delta = 0.0010$, $c = 6.8$ (асинхронные хаотические колебания, аттрактор AC) (рисунок 1а); $\Delta =$

0,0093, $c = 7,2$ (гиперхаотические колебания, аттрактор HA), $\Delta = 0,0097$, $c = 7,2$ (асинхронные хаотические колебания, аттрактор AC) (рисунок 1б).

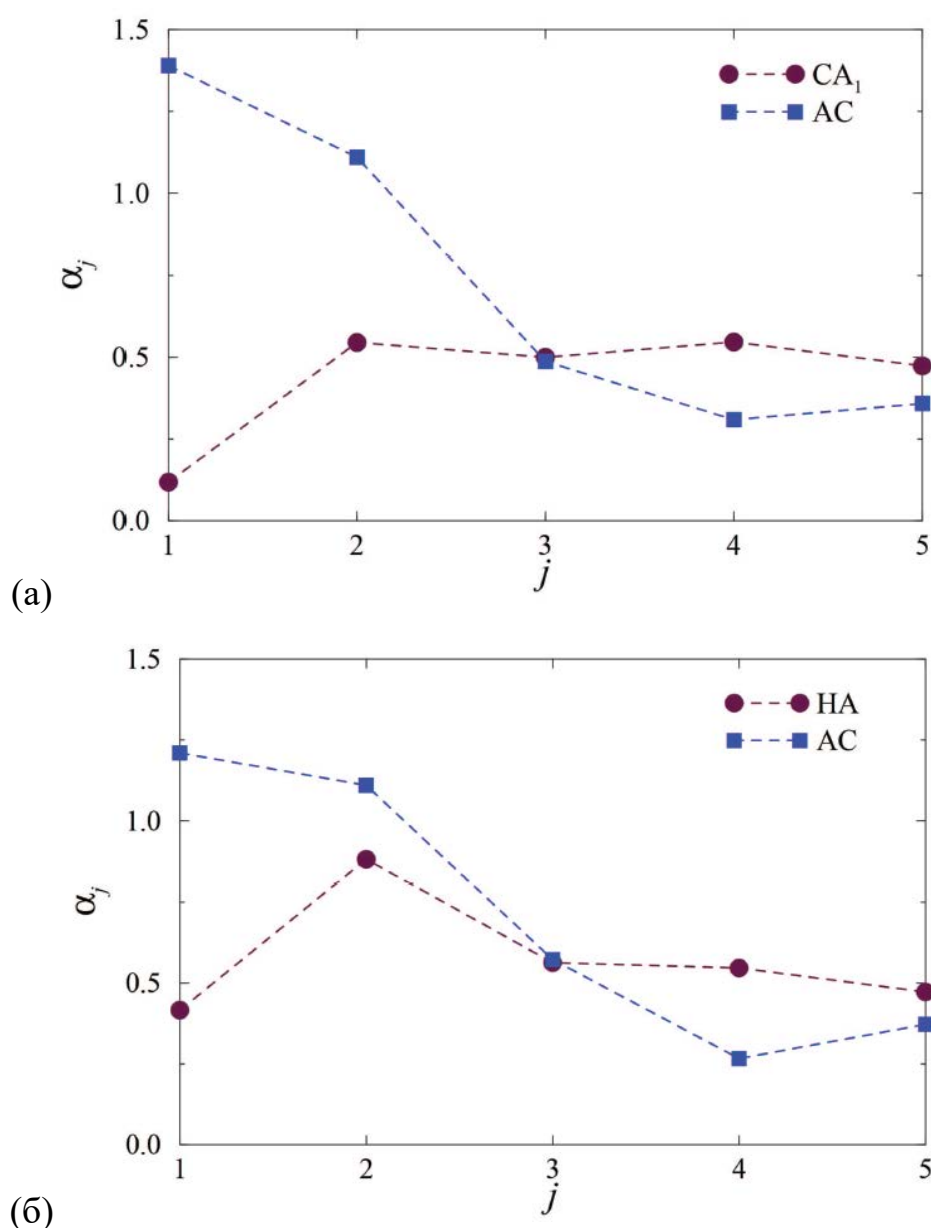


Рисунок 1 – Показатели скейлинга, характеризующие сложные колебания в модели связанных систем Рёсслера при следующих параметрах:

(а) $\Delta = 0,0096$, $c = 6,8$ (CA_1) и $\Delta = 0,0010$, $c = 6,8$ (AC),

(б) $\Delta = 0,0093$, $c = 7,2$ (HA) и $\Delta = 0,0097$, $c = 7,2$ (AC).

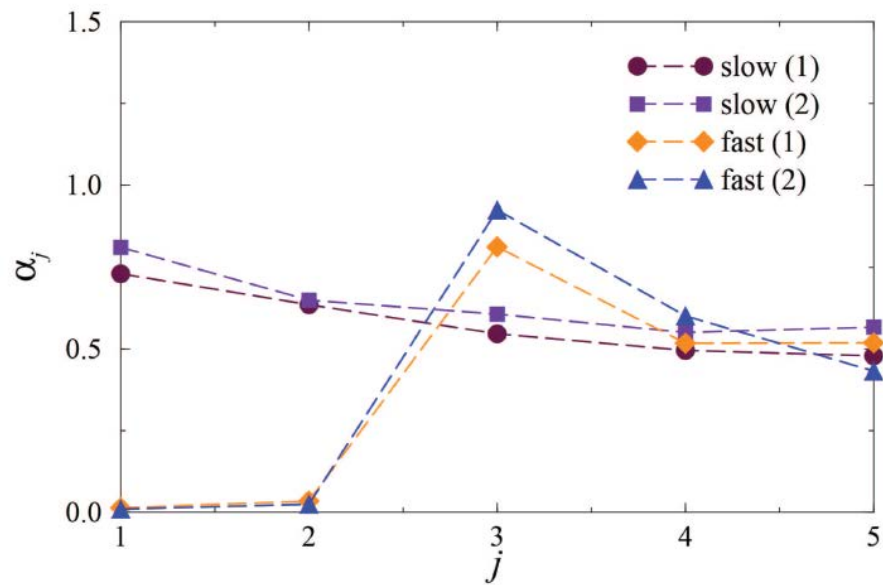
Они показывают наиболее сильные различия между исследуемой динамикой для первого уровня разрешения и уменьшение степени

мультифрактальности (разброса значений показателей скейлинга) для остальных значений j . Они также демонстрируют, что различия между хаотическими (СА₁) и гиперхаотическими (НА) синхронными колебаниями связаны с уровнями разрешения $j=1$ и $j=2$.

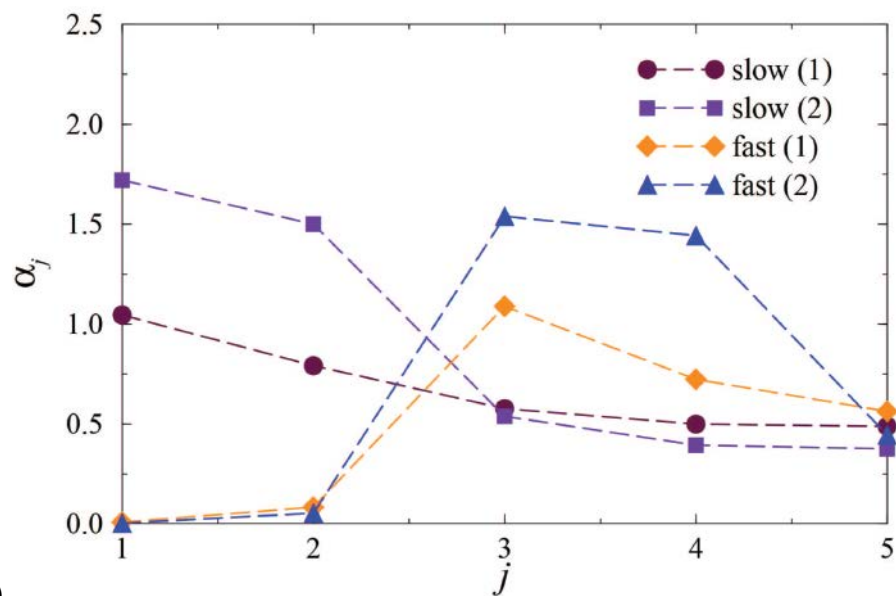
Модель парных нефронов не только имеет сложную структуру, состоящую из 12 обыкновенных дифференциальных уравнений с множеством нелинейных функций и параметров, но также дает различные режимы взаимодействия связанных бимодальных осцилляторов, которые включают полную синхронизацию (синхронная динамика обеих пар режимов, быстрых и медленных колебаний), асинхронные колебания и два типа частичной синхронизации: синхронная динамика медленных колебаний, которая сопровождается асинхронными быстрыми колебаниями, или синхронизация для быстрых колебаний с асинхронной медленной динамикой.

Причина выбора этой модели – хорошее согласие её динамики с экспериментальными исследованиями, которые выявили такие явления в экспериментальных записях проксимального давления в канальцах нефронов.

На рисунке 2 показано применение модифицированного метода многомасштабного вейвлет-анализа для количественной оценки взаимодействия соседних нефронов, описываемых моделью для синхронных хаотических колебаний (рисунок 2а) и асинхронных колебаний (рисунок 2б). В первом случае (рисунок 2а) наблюдается узкое распределение показателей скейлинга α_j , которые характеризуют медленные колебания с использованием последовательностей времен возврата в сечение Пуанкаре $P_t = 1,6$ кПа. Все значения α_j попадают в диапазон $[0,5, 0,8]$, который более чем вдвое уже, чем диапазон α_j для быстрых колебаний $[0,0, 0,9]$, изученный на основе времен возврата в сечении Пуанкаре $v_r = 0$.



(a)



(б)

Рисунок 2 – Показатели скейлинга, характеризующие сложные колебания в модели парных нефронов, соответствующие синхронным хаотическим колебаниям (а) и асинхронным хаотическим колебаниям (б). Зависимости показаны отдельно для медленных и быстрых колебаний, а также для обоих нефронов (обозначены цифрами 1 и 2).

Кроме того, медленная динамика демонстрирует монотонное уменьшение α_j с ростом j , а быстрый режим характеризуется «скачком» от антикоррелированной статистики детальных вейвлет-коэффициентов для уровней разрешения $j = 1$ и $j = 2$ к положительно коррелированным вейвлет-

коэффициентам для уровня разрешения $j = 3$. Однако в этом примере оба нефрона демонстрируют сходное поведение, и соответствующие значения α_j близки.

Во втором случае (рисунок 2б) наблюдается иная динамика парных функциональных единиц почки. Как быстрые, так и медленные моды соседних нефронов характеризуются разными значениями α_j . Для медленного режима $\alpha_j \in [0,5, 1,1]$ для первого нефрона и $\alpha_j \in [0,4, 1,7]$ для второго нефрона. Для быстрой моды α_j находятся в диапазонах $[0,0, 1,1]$ и $[0,0, 1,5]$ соответственно. На уровнях разрешения $j = 3$ и $j = 4$ возникает противоположный эффект, когда явно разное поведение для быстрых колебаний сопровождается практически идентичными характеристиками для медленного режима обоих нефронов. Подобные изменения статистики вейвлет-коэффициентов для различных масштабов ранее не изучалось в поведении сложных осцилляторов. Они предполагают, что рассматриваемые меры модифицированного многомасштабного вейвлет-анализа обеспечивают более полную характеристику сложной динамики в хаотических системах с несколькими временными масштабами.

Анализ записей ЭЭГ также демонстрирует потенциал комбинированного подхода многомасштабного вейвлет-анализа и флуктуационного анализа в различении различных физиологических состояний. Пример для случая депривации сна на рисунке 5 показывает, как характеристики дальних корреляций меняются в зависимости от уровня разрешения. Для уровней $j = 1$ и $j = 2$ показатели скейлинга явно различаются, хотя для других диапазонов масштабов нет надежного разделения состояний. Этот пример подтверждает, что комбинация многомасштабного вейвлет-анализа и корреляционного анализа не только позволяет обнаруживать достоверные различия между физиологическими состояниями, но также обеспечивает выявление уровней разрешения, где наблюдаются наиболее выраженные различия. С этой точки зрения такой

подход более информативен, чем MWA или DFA, используемые в качестве независимых инструментов обработки данных. В данном исследовании приводятся некоторые примеры его применения. Поскольку этот инструмент продемонстрировал расширенные возможности для описания сложной динамики с использованием наборов экспериментальных данных, он может использоваться для более тщательного анализа физиологических процессов и диагностики различных состояний динамики живых систем.

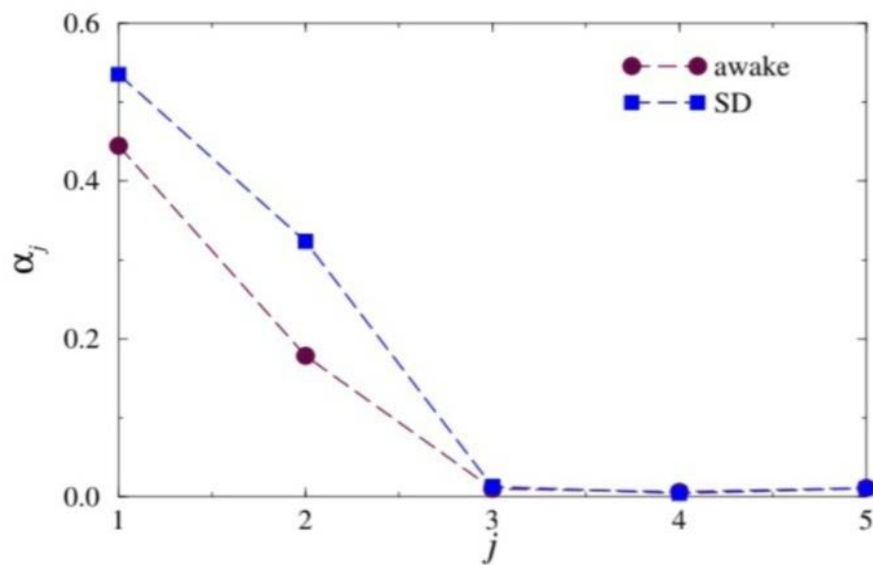


Рисунок 3 – Пример изменений показателей скейлинга записей ЭЭГ, характеризующихся комбинированным подходом MWA и DFA, которые вызваны однодневной депривацией сна.

Был рассмотрен комбинированный метод исследования сигналов, представляющий объединение MWA с проведением DFA детальных вейвлет-коэффициентов, связанных с разными уровнями разрешения, то есть с разными диапазонами масштабов. В отличие от обычно применяемого метода, который использует стандартные отклонения вейвлет-коэффициентов, подход MWA и DFA извлекает информацию о дальних корреляциях в последовательностях коэффициентов детализации, связанных с каждым уровнем разрешения. Это улучшает возможность характеристики

сложных процессов с несколькими масштабами. Были рассмотрены три примера наборов данных: (i) последовательности времен возврата в секущую Пуанкаре для связанных осцилляторов Рёсслера, которые демонстрируют множество сложных динамических явлений, включая фазовую мультистабильность для синхронных хаотических колебаний, гиперхаотические движения, асинхронную хаотическую динамику и т. д.; (ii) последовательности времен возврата в секущую Пуанкаре для модели соседних нефронов, которая демонстрирует явления частичной синхронизации медленных движений, связанных с механизмом канальцево-гломерулярной обратной связи, и быстрых колебаний, связанных с миогенной регуляцией мелких сосудов; (iii) электроэнцефалограммы у бодрствующих мышей при двух физиологических условиях, а именно, фоновые измерения в состоянии покоя и электрическая активность мозга после однодневного лишения сна.

Используя смоделированные наборы данных, было показано, что подход MWA & DFA предоставляет значительно больше информации о сложной структуре изучаемых сигналов. Несмотря на то, что эффекты уменьшения мультифрактальности, вызванные хаотической синхронизацией, обсуждались в более ранних исследованиях, обнаружены качественные изменения в различных частотных диапазонах, включающие переходы к последовательностям детальных коэффициентов с разной статистикой - антикоррелированным, положительно коррелированным или некоррелированным. Последний эффект позволяет нам сделать вывод, что метод MWA & DFA предлагает информативные численные меры для количественной оценки изменений сложной структуры аттракторов, произошедших из-за различных бифуркационных переходов. Анализ автоколебательных систем с несколькими различными временными масштабами на примере взаимодействующих нефронов показывает возможность более полного описания возникающих разных типов

колебательных режимов. Анализ записей ЭЭГ также подтверждает перспективность метода в случае экспериментальных исследований.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Y. Meyer, Wavelets-algorithms and applications. Society for Industrial and Applied Mathematics: Philadelphia, PA, USA (1993).
2. S. Mallat, A wavelet tour of signal processing. Elsevier: Amsterdam, The Netherland (1999).
3. S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 11, 674–693 (1989).
4. I. Daubechies, Ten lectures on wavelets. Society for Industrial and Applied Mathematics: Philadelphia, PA, USA (1992).
5. C. Torrence and G. P. Compo, "A practical guide to wavelet analysis," Bull. Am. Meteorol.Soc. 79, 61–78 (1998).
6. И.М. Дремин, О.В. Иванов, В.А. Нечитайло. Вейвлёны и их использование. УФН. т. 171 №5. С. 501 (2001).
7. A.N. Pavlov, O.N. Pavlova. Enhanced multiresolution wavelet analysis of cerebrovascular dynamics. Chaos, Solitons and Fractals 146, 110924 (2021).