

УДК004.9:519.2

Л.О. Кириченко<sup>1</sup>, Ю.А. Кобицкая<sup>2</sup>, Н.А. Дёмина<sup>3</sup><sup>1</sup>ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, ludmila.kirichenko@gmail.com<sup>2</sup>ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, KobitskayaJulya@gmail.com<sup>3</sup>ТГАТУ, г. Запорожье, Украина, deminanatasha@yandex.ru

## АНАЛИЗ И РАСПОЗНАВАНИЕ РЕАЛИЗАЦИЙ СИГНАЛОВ, ОБЛАДАЮЩИХ ФРАКТАЛЬНЫМИ СВОЙСТВАМИ

В работе проведен сравнительный рекуррентный и энтропийный анализ реализаций электрических биосигналов, обладающих фрактальными свойствами. Показано, что информационные характеристики экспериментальных данных отражают характерные особенности фрактальной и корреляционной структуры биосигналов. С помощью разработанной системы поддержки принятия решений проведены исследования модельных и экспериментальных реализаций, которые показали целесообразность применения информационных характеристик для распознавания и классификации фрактальных временных рядов.

ФРАКТАЛЬНЫЙ ВРЕМЕННОЙ РЯД, СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ, ЭНТРОПИЯ ПОДОБИЯ, ВЕЙВЛЕТ-ЭНТРОПИЯ, РЕКУРРЕНТНЫЙ АНАЛИЗ, ХАОТИЧЕСКОЕ ОТОБРАЖЕНИЕ, ФРАКТАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ

### Введение

Многочисленные исследования, проведенные в последние десятилетия, показали, что многие информационные, биологические, физические, технологические процессы обладают сложной фрактальной структурой. Такие процессы изучаются самыми различными науками – от распределения галактик в астрономии до формирования облаков, климата и погоды, предсказания землетрясений в метеорологии; от полимеризации и окисления в химии до структуры легких и сосудистой системы человека, в физиологии зрительной системы и картин роста многих растений в биологии; от «языков», мешающих добыче нефти и структуры притоков, областей водосбора речных систем, частоты наводнений в геофизике до собственно физики, где фракталы и статистическое самоподобие встречаются в броуновском движении, перколяциях, в исследованиях турбулентности и в других явлениях. Одним из примеров реализаций, обладающих фрактальной структурой, являются электрические биосигналы, такие как энцефалограммы, кардиограммы, миограммы и т.д. [1, 2].

Математическими моделями сложных систем, обладающих фрактальными свойствами, являются как случайные, так и детерминированные хаотические процессы. Одной из целей анализа временных рядов является извлечение информации из реализации конечной длины и получение вывода о свойствах и механизме процесса, который генерирует ряд.

В последние годы для анализа, моделирования и прогнозирования сложных процессов все большее применение находят методы интеллектуального анализа данных. Одним из способов реализации методов анализа и прогнозирования временных рядов (ВР) является разработка системы поддержки принятия решений (СППР) [3, 4]. В последние годы предложены и разработаны СППР для ВР,

обладающих различными характерными особенностями. Однако, не смотря на то, что фрактальный анализ находят все большее практическое применение при анализе ВР, разработке математических моделей и проведении имитационного моделирования в самых разнообразных областях науки, техники и медицины, еще не разработаны СППР, реализующие модели и методы фрактального анализа.

Таким образом, актуальной является задача разработки СППР, которая позволяет пользователю исследовать структуру и классифицировать фрактальные ВР. В работе [5] представлена СППР, предназначенная для исследования ВР различной природы, обладающих фрактальными свойствами. Для выявления характерных особенностей фрактальной структуры и классификации ВР в базу знаний добавлен блок знаний, определяющий информационную сложность системы.

Целью представленной работы является проведение сравнительного анализа характеристик информационной сложности, рассчитанных для электрических биосигналов, имеющих фрактальные свойства, и распознавание различных физиологических состояний организма по реализациям сигналов с помощью СППР на основе результатов исследований.

### 1. Системы поддержки принятия решений для фрактального анализа временных рядов

Система поддержки принятия решений – компьютерная автоматизированная система, целью которой является помощь людям, принимающим решение в сложных условиях для полного и объективного анализа предметной деятельности.

СППР предназначена для поддержки многокритериальных решений в сложной информационной среде. При этом под многокритериальностью понимается тот факт, что результаты принимаемых

решений оцениваются не по одному, а по совокупности многих показателей (критериев) рассматриваемых одновременно. Информационная сложность определяется необходимостью учета большого объема данных, обработка которых без помощи современной вычислительной техники практически невыполнима. В этих условиях число возможных решений, как правило, весьма велико, и выбор наилучшего из них “на глаз”, без всестороннего анализа может приводить к грубым ошибкам.

Главной функцией СППР является вывод рекомендаций на основании изучения исторического и текущего состояния объекта исследования и сравнения их с информацией, хранящейся в базе знаний системы.

СППР, предложенная в работе [5], предназначена для анализа фрактальной структуры ВР, их классификации и выбора математической модели стохастического или детерминированного хаотического процесса, обладающего требуемыми фрактальными и статистическими свойствами. Одним из главных элементов системы является база знаний (БЗ) – хранилище данных, описывающих свойства и характеристики самоподобных и мультифрактальных процессов.

С точки зрения архитектуры СППР знания в БЗ имеют следующую структуру: интерпретируемые знания (используются в решателе) и неинтерпретируемые знания, необходимые для подсистемы объяснений и диалога.

Интерпретируемые знания в БЗ предложенной СППР можно условно разделить на два блока: стандартные статистические характеристики ВР (спектр, корреляционная функция, моменты разных порядков и др.) и фрактальные характеристики (показатель Херста, мультифрактальный спектр, тяжесть хвоста распределения и др.). В представленной работе для более качественного исследования и классификации ВР в базу знаний добавлен блок знаний, определяющий информационную сложность системы (рис. 1).

## 2. Методы исследования

В данной работе не рассматриваются методы фрактального анализа ВР, которые достаточно полно представлены в работах [6-8]. Существует множество подходов к исследованию информационной сложности ВР, базирующихся как на традиционном статистическом анализе, так и на методах нелинейной хаотической динамики.

В настоящее время основными характеристиками сложности динамики систем можно считать различные типы энтропии и меры сложности рекуррентных диаграмм [9, 10]. Рекуррентный анализ базируется на фундаментальном свойстве диссипативных динамических систем – рекуррентности (повторяемости состояний). Данный метод анализа, основанный на представлении свойств процессов в виде геометрических структур, является инструментом для обнаружения скрытых зависимостей в наблюдаемых ВР [11-13]. Количественными мерами сложности рекуррентных диаграмм являются меры детерминизма, рекуррентности, ламинарности, тренда и т.д. Характеристикой сложности поведения системы традиционно является энтропия. Существует разные типы энтропии: энтропия подобия, энтропия шаблонов, многомасштабная энтропия, вейвлет-энтропия и др. Расчет энтропии и построение рекуррентных диаграмм основаны на методах нелинейной динамики, в частности, процедуре Паккарда-Такенса, позволяющей восстановить фазовую траекторию системы по одной реализации [1, 14-16].

### 2.1. Построение псевдофазового пространства

Главная идея применения методов нелинейной динамики к анализу траектории динамической системы состоит в том, что основная структура, содержащая в себе всю информацию о системе, а именно, аттрактор системы, может быть восстановлена через измерение только одной компоненты этой системы. Широко используемая процедура Паккарда-Такенса позволяет восстановить фазовую траекторию динамической системы по одной реализации:

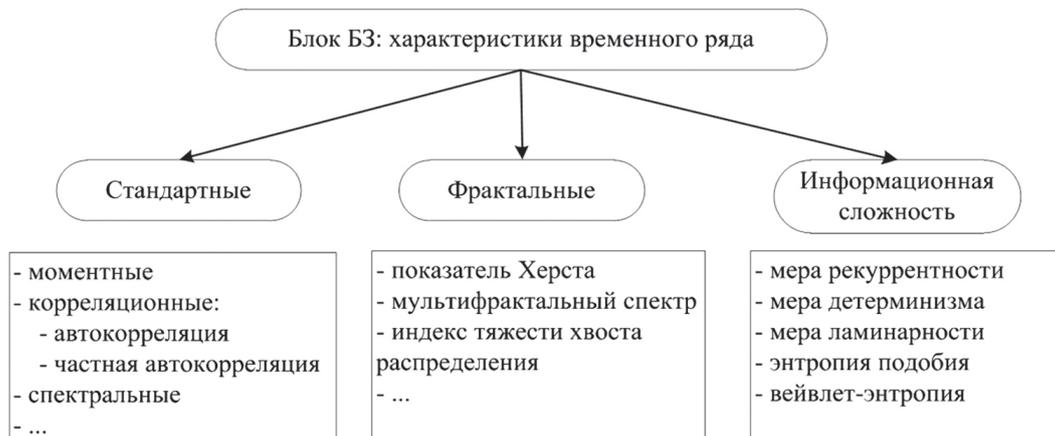


Рис. 1. Блоки БЗ для фрактального анализа временных рядов

$$F(t) = [x(t), x(t + \tau), \dots, x(t + m\tau)],$$

где:  $F(t)$  –  $m$ -мерное псевдофазовое пространство,  $x(t)$  – временная реализация системы,  $\tau$  – период запаздывания.

### 2.2. Построение рекуррентной диаграммы

Рекуррентная диаграмма является проекцией  $m$ -мерного псевдофазового пространства на плоскость. Пусть точка  $x_i$  соответствует точке фазовой траектории  $x(t)$ , описывающей динамическую систему в  $m$ -мерном пространстве в момент времени  $t = i$ , для  $i = 1, \dots, N$ , тогда рекуррентная диаграмма  $RP$  есть массив точек, где ненулевой элемент с координатами  $(i, j)$  соответствует случаю, когда расстояние между  $x_j$  и  $x_i$  меньше  $\varepsilon$ :

$$RP_{i,j} = \Theta(\varepsilon - \|x_i - x_j\|), \quad x_i, x_j \in R^m, \quad i, j = 1, \dots, N,$$

где  $\varepsilon$  – размер окрестности точки  $x_i$ ,  $\|x_i - x_j\|$  – расстояние между точками,  $\Theta(\cdot)$  – функция Хэвисайда.

Анализ топологии диаграммы позволяет классифицировать наблюдаемые процессы: определять однородные процессы с независимыми случайными значениями; процессы с медленно меняющимися параметрами; периодические или осциллирующие процессы, соответствующие нелинейным системам и т.д. Численный анализ рекуррентных диаграмм позволяет вычислять меры сложности структур рекуррентных диаграмм, такие как мера рекуррентности, мера детерминизма, мера энтропии и др. Мера рекуррентности  $RR$  показывает плотность рекуррентных точек:  $RR = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j} RP_{i,j}$ .

Мера детерминизма  $Det$  является характеристикой предсказуемости поведения процесса и равна отношению числа рекуррентных точек, составляющих диагональные линии, к общему количеству рекуррентных точек:  $Det = \sum_{l=l_{\min}}^N P(l) / \sum_{i,j} RP_{i,j}$ , где:  $l_i$  – длина  $i$ -й диагональной линии,  $P(l) = \{l_i, i = 1, \dots, N_l\}$  – частотное распределение длин диагональных линий в диаграмме,  $N_l$  – количество диагональных линий.

### 2.3. Вычисление энтропии подобия

Существует разные типы энтропии: энтропия подобия, энтропия шаблонов, многомасштабная энтропия, и др. Энтропия подобия  $ApEn$  является статистикой регулярности временного ряда, что определяет возможность его предсказания. Рассмотрим временной ряд  $\{x_i\}, i = 1, \dots, N$ . Пусть вектор  $P_m(i)$  – подпоследовательность значений ряда  $\{x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+m}\}$  длиной  $m$ . Два вектора  $P_m(i)$  и  $P_m(j)$  будут подобными, если выполняется  $|x_{i+k} - x_{j+k}| < \varepsilon, 0 \leq k < m$ .

Для каждого значения  $i = 1, \dots, N - m + 1$  вычисляется величина  $C_{im}(\varepsilon) = \frac{n_{im}(\varepsilon)}{N - m + 1} f$ , где:  $n_{im}(\varepsilon)$  – число векторов, подобных вектору  $P_m(i)$ . Энтропия подобия  $ApEn$  определяется по формуле:

$$ApEn(m, \varepsilon) = \ln \frac{C_m(\varepsilon)}{C_{m+1}(\varepsilon)}, \quad C_m(\varepsilon) = \frac{\sum_{i=1}^{N-m+1} C_{im}(\varepsilon)}{N - m + 1}.$$

### 2.4. Вычисление вейвлет-характеристик

Одним из мощных инструментов исследования и классификации временных рядов является вейвлет-анализ, в частности кратномасштабный анализ, позволяющий проводить декомпозицию временного ряда на составляющие с различными частотными диапазонами [17-18]. Использование вейвлет-характеристик в качестве знаний для ЭС дает возможность распознавания характерных особенностей фрактальных сигналов [19].

Дискретное вейвлет-преобразование строится с помощью кратномасштабного анализа, основная идея которого заключается в разбиении исследуемого сигнала  $X(t)$  на две составляющие: аппроксимирующую и детализирующую, с последующим аналогичным дроблением аппроксимирующей до заданного уровня декомпозиции сигнала  $N$ . В результате вейвлет-преобразования сигнал  $X(t)$  представляется в виде:

$$X(t) = \sum_{k=1}^{N_a} apr(N, k) \varphi_{Nk}(t) + \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^{N_j} det(j, k) \psi_{jk}(t),$$

где  $\psi_{jk}(t)$  – вейвлет-функция,  $\varphi_{Nk}(t)$  – соответствующая скейлинг-функция,  $apr(N, k)$  – аппроксимирующие вейвлет-коэффициенты уровня  $N$ ,  $det(j, k)$  – детализирующие вейвлет-коэффициенты уровня  $j$ ,  $N_j$  – количество детализирующих коэффициентов на уровне  $j$ ,  $N_a$  – количество аппроксимирующих коэффициентов на уровне  $N$ .

Величина вейвлет-энергии на заданном уровне вейвлет-разложения  $j$  определяется как

$$E_j = \frac{1}{N_j} \sum_{k=1}^{N_j} det^2(j, k). \text{ Набор величин } E_j \text{ для каж-}$$

дого уровня разложения составляет спектр вейвлет-энергии ряда. Полная вейвлет-энергия спектра представляет собой сумму энергий каждого уровня

$$E_{tot} = \sum_{j=1}^N E_j. \text{ Относительная вейвлет-энергия пока-}$$

зывает распределение энергии по уровням разложения:  $p_j = \frac{E_j}{E_{tot}}$ . Вейвлет-энтропия  $WE$  является

количественной мерой упорядоченности сигнала и определяется по формуле  $WE = -\sum_{j=1}^N p_j \ln(p_j)$ .

### 3. Входные данные

Исследование биологических сигналов может быть проведено с помощью методов, развитых в теории динамического хаоса при предположениях, что сигнал является реализацией некоторой нелинейной динамической системой, чувствительной к начальным условиям. Таким образом, предполагается, что биоэлектрическая активность

описывается неявно заданной хаотической системой и, несмотря на отсутствие системы уравнений, моделирующих биоэлектрическую активность, можно изучать поведение системы по ее выходным данным.

Хаос представляет собой сложную форму поведения детерминированной системы в установившемся режиме. Основным свойством таких систем является чувствительная зависимость режима функционирования к сколь угодно малым изменениям начальных условий. Это обстоятельство ведет к потере детерминированной предсказуемости и хаотическому поведению. Количественной мерой хаотичности системы является показатель Ляпунова  $\lambda$ , характеризующий скорость разбегания первоначально близких траекторий [1, 2, 16].

### 3.1. Хаотические реализации

Одними из самых простых и наглядных математических моделей, демонстрирующих хаотическое поведение, являются итерируемые отображения. Наиболее известным примером хаотических отображений является логистическое отображение. Это одномерное квадратичное отображение, определяемое следующим образом:

$$x_{n+1} = Ax_n(1 - x_n),$$

где  $A$  – управляющий параметр,  $A \in (0, 4]$ , а значения  $x_n \in [0, 1]$ .

Рассмотрим реализации логистического отображения при разных хаотических режимах, которые определяются показателем Ляпунова  $\lambda$ . На рис. 2 показаны реализации при значениях управляющего параметра  $A = 3.7, 4$  (сверху вниз). Соответствующие значения показателя Ляпунова равны  $\lambda = 0.37, 0.69$ . Большее значение показателя Ляпунова соответствует большей степени хаотичности системы.

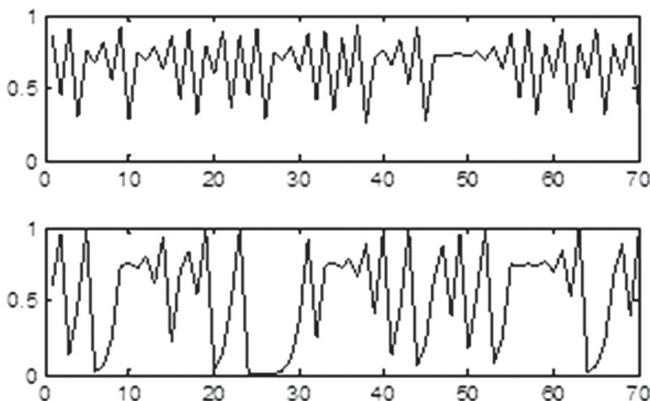


Рис. 2. Реализации хаотического отображения

### 3.2. Реализации электроэнцефалограмм

В работе были исследованы записи электроэнцефалограмм (ЭЭГ) лабораторных животных, которые были разбиты на фазы бодрствования и сна. На рис. 3 представлены типичные реализации ЭЭГ в фазе медленного сна (sws) и бодрствования (awake).

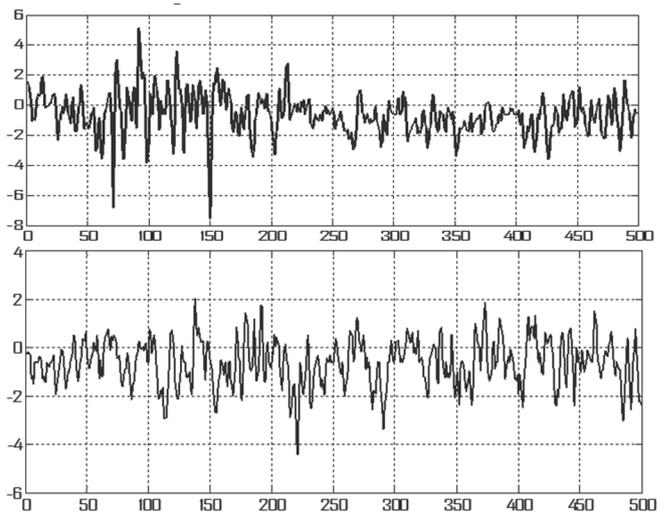


Рис. 3. Реализации ЭЭГ: sws (вверху) и awake (внизу)

### 3.3. Реализации RR-интервалов

Одним из методов диагностики сердечных заболеваний, является анализ рядов, построенных по RR-интервалам. RR-интервал представляет собой промежуток времени между соседними зубцами электрокардиограммы и равен продолжительности сердечного цикла. Исходные данные были получены на специализированном сайте [20], где приведены данные RR-интервалов пациентов до и после приема медицинского препарата, применяющегося для лечения и предотвращения тахикардии. На рис. 4 показаны типичные последовательности RR-интервалов до (вверху) и после (внизу) применения препарата.

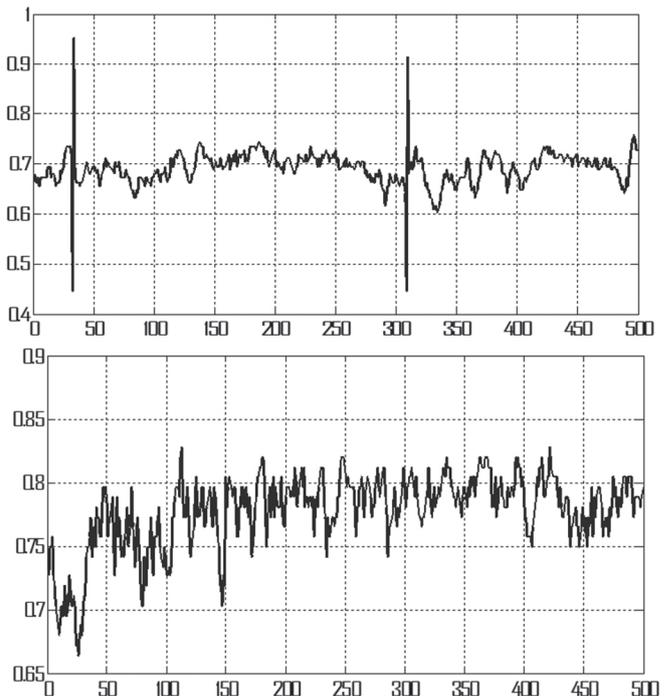


Рис. 4. Реализации RR-интервалов до (вверху) и после (внизу) применения препарата

#### 4. Результаты исследования

Проведенный в работе анализ выявил сильные различия, как в визуальной топологии, так и в численных характеристиках реализаций вышеописанных процессов. Для наглядности рассмотрим пример абсолютно различных по сложности процессов: гармонического сигнала и некоррелированного белого шума. Очевидно, что характеристики вышеописанных процессов должны находиться внутри диапазона значений характеристик, рассчитанных для периодических и полностью случайных траекторий. На рис. 5 приведены рекуррентные диаграммы для реализаций синусоиды и независимых значений нормальной случайной величины.

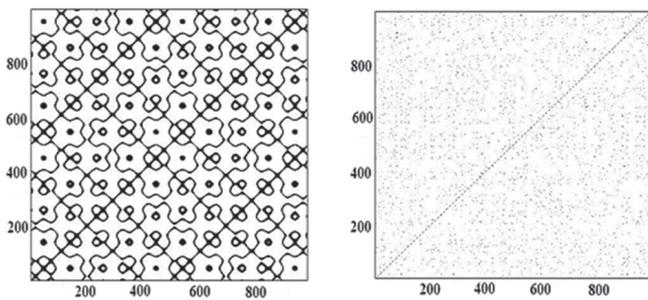


Рис. 5. Рекуррентные диаграммы для гармонического сигнала (слева) и некоррелированного шума (справа)

Рис. 6 демонстрирует соответствующие спектры вейвлет-энергии реализаций. Очевидно, что для гармонического сигнала основная энергия сосредоточена на одном уровне декомпозиции. В случае некоррелированного шума вейвлет-энергия реализации распределяется по частотам достаточно равномерно.

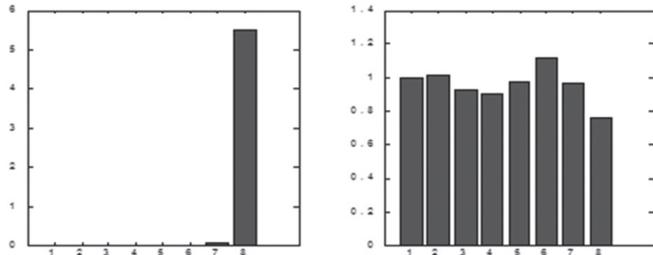


Рис. 6. Спектр вейвлет-энергии гармонического сигнала (слева) и некоррелированного шума (справа)

В табл. 1 приведены средние значения меры рекуррентности  $RR$ , меры детерминизма  $Det$ , энтропии подобия  $ApEn$  и вейвлет и энтропии  $W$ , рассчитанные для реализаций длиной 1000 значений.

Таблица 1

Характеристики сложности простейших сигналов

Процесс	ApEn	Det	RR	W
Синусоида	0.03	0.998	0.18	0.62
Некоррелированный шум	1.7	0.025	0.0003	1.8

Рассмотрим реализации хаотического отображения, примеры которых приведены на рис. 2. На рис. 7 показаны соответствующие рекуррентные диаграммы. Большое значение показателя Ляпунова соответствует большей хаотичности системы, что наглядно проявляется на рекуррентных диаграммах: наличие определенной структуры диаграммы сменяется равномерным заполнением.

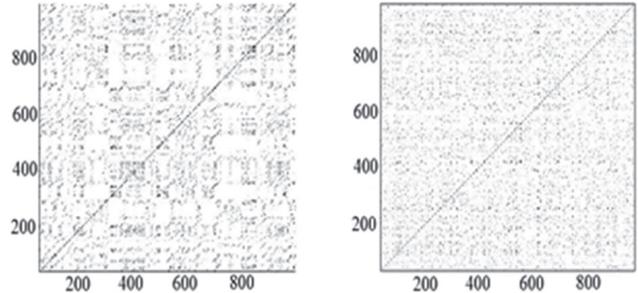


Рис. 7. Рекуррентные диаграммы для реализаций отображения при  $\lambda=0.37$  (слева) и  $\lambda=0.69$  (справа)

На рис. 8 показаны спектры вейвлет-энергии хаотических реализаций. Очевидно, что при малых значениях показателя Ляпунова основная энергия процесса сосредоточена в высокочастотных компонентах (начальные уровни декомпозиции). В случае  $\lambda=0.69$  данная система достигает максимального уровня хаотичности и вейвлет-энергия реализации распределяется по частотам достаточно равномерно.

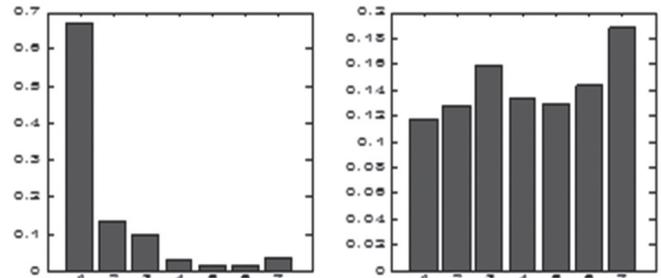


Рис. 8. Спектры вейвлет-энергии для отображения при  $\lambda=0.37$  (слева) и  $\lambda=0.69$  (справа)

В табл. 2 приведены средние значения меры рекуррентности  $RR$ , меры детерминизма  $Det$ , энтропии подобия  $ApEn$  и вейвлет и энтропии  $W$ , рассчитанные для хаотических реализаций длиной 1000 значений. Надо отметить, что величины  $RR$  и  $Det$ , как меры регулярности, уменьшаются, а величины энтропии  $ApEn$  и  $W$  увеличивается с ростом хаотичности процесса.

Очевидно, что различным хаотическим режимам одной и той же системы соответствуют разные значения информационных характеристик.

Таблица 2

Характеристики сложности для отображения

A	$\lambda$	W	ApEn	RR	Det
3.7	0.37	1.22	0.35	0.008	0.1
4	0.69	1.86	0.62	0.002	0.05

Рассмотрим качественные и количественные характеристики реализаций биологических сигналов, которые были получены при разных физиологических состояниях организма.

На рис. 9 показаны типичные рекуррентные диаграммы реализаций ЭЭГ в фазе медленного сна и бодрствования. ЭЭГ в фазе бодрствования соответствует более структурированной рекуррентной диаграмме.

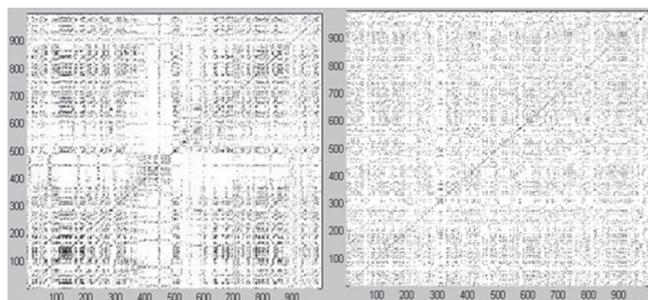


Рис. 9. Рекуррентные диаграммы для реализаций ЭЭГ: awake(слева) и sws(справа)

Спектры вейвлет-энергии ЭЭГ представлены на рис. 10. В случае бодрствования вейвлет-энергия реализаций сосредоточена на высоких уровнях, а в случае фазы сна более равномерно распределяется по уровням.

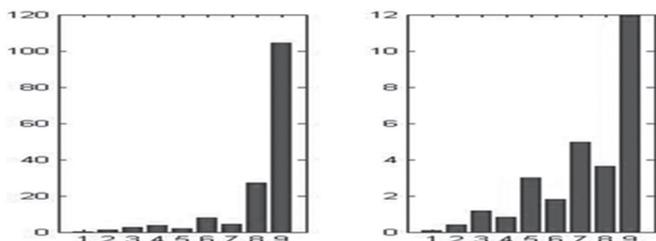


Рис. 10. Спектр вейвлет-энергии для реализаций ЭЭГ: awake (слева) и sws (справа)

В табл. 3 приведены средние значения характеристики сложности для реализаций ЭЭГ длиной 1000 значений. Надо отметить, что значения информационных характеристик для разных состояний организма имеют существенные отличия.

Таблица 3

Характеристики сложности для реализаций ЭЭГ

Состояние	$ApEn$	$Det$	$RR$	$W$
Медл. сон	1.593	0,2644	0,0148	1,41
Бодрств.	1.302	0,3717	0,365	1,35

На рис. 11 показаны рекуррентные диаграммы последовательностей RR-интервалов до и после применения препарата. Очевидно, что рекуррентная структура сигналов имеет большие различия.

Спектры вейвлет-энергии RR-интервалов представлены на рис. 12. В случае последовательностей RR-интервалов, полученных после приема медицинского препарата, вейвлет-энергия реализаций в основном содержится на высоких уровнях, а в случае RR-интервалов пациентов до лечения,

вейвлет-энергия распределяется неравномерно по всем уровням.

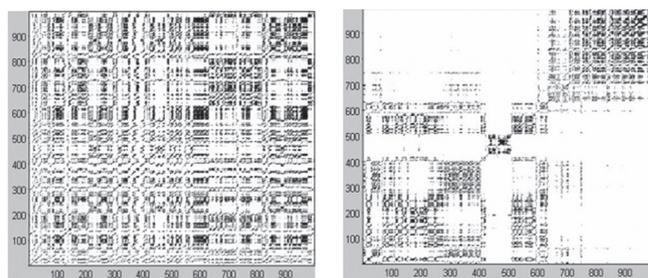


Рис. 11. Рекуррентные диаграммы для RR-интервалов до (слева) и после (справа) применения препарата

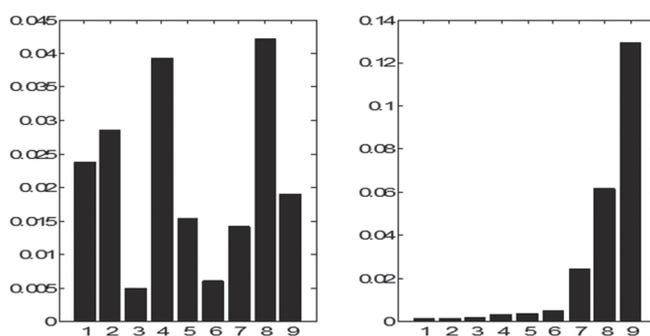


Рис. 12. Спектр вейвлет-энергии для RR-интервалов до (слева) и после (справа) применения препарата

В табл. 4 приведены средние значения характеристики сложности для реализаций RR-интервалов длиной 1000 значений. Значения информационных характеристик для разных пациентов до и после применения препарата значительно отличаются по значениям.

Таблица 4

Характеристики сложности для RR-интервалов

Состояние	$ApEn$	$Det$	$RR$	$W$
до принятия	0.242	0.0707	0.133	2.018
после принятия	0.797	0.627	0.023	1.214

Рассмотренные методы были реализованы с помощью web-ориентированной экспертной оболочки «eXperts2Go» [21]. Данное приложение находится в открытом доступе и распространяется в учебных и экспериментальных целях. С помощью приложения была создана БЗ, которая включает фрактальные характеристики и показатели информационной сложности, и сформированы правила вывода, позволяющие проводить классификацию фрактальных ВР.

Важным аспектом является то, что проведенные исследования выявили некоррелированность друг с другом величин вейвлет-энтропии  $W$ , энтропии подобия  $ApEn$  и рекуррентных характеристик. Это позволяет использовать их как независимые параметры при распознавании временных рядов с помощью СППР.

С помощью СППР, построенной на базе приложения «eXperts2Go» были проведены

исследования фрактальных временных рядов разной природы, которые показали возможность распознавания различных состояний динамики системы. При классификации ВР учитывалось попадание значения показателя в заданный доверительный интервал, величина которого зависит от длины временной реализации. Использование разработанной СППР позволяет распознавать различные физиологические состояния организма по реализациям биосигналов короткой длины (до 500 значений).

### Выводы

В работе проведен сравнительный рекуррентный и энтропийный анализ модельных реализаций хаотических процессов и реализаций биологических электросигналов, имеющих фрактальные свойства: ЭЭГ лабораторных животных для разных фаз бодрствования и сна и RR-интервалов пациентов до и после приема медицинского препарата. Показано, что расчет информационных характеристик по экспериментальным данным позволяет уточнить меру хаотичности нелинейной динамической системы и распознавать различные хаотический режимы системы. Показано, что меры рекуррентности, детерминизма, энтропия подобия, спектр вейвлет-энергии и вейвлет-энтропия отражают характерные особенности фрактальной и корреляционной структуры биологических электросигналов. С помощью разработанной СППР проведены исследования временных рядов, которые показали целесообразность использование информационных характеристик для распознавания и классификации временных рядов, обладающих фрактальными свойствами.

**Список литературы:** 1. Шустер Г. Детерминированный хаос: Введение. — М.: Мир, 1988. — 240 с. 2. Шредер М. Фракталы, хаос и степенные ряды. Миниатюры из бесконечного рая. — Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2005. — 528 с. 3. Джексон П. Введение в экспертные системы. — М.: Вильямс, 2001. — 624с. 4. Гнатієнко Г.М., Снитюк В.Є. Експертні технології прийняття рішень.— К.: ТОВ «Маклаут», 2008. — 444 с. 5. Кириченко Л.О., Стороженко А.В., Кобицкая Ю.А. Разработка алгоритмов принятия решений в экспертной системе фрактального анализа // «Системні технології» — збірник наукових праць. — №3 (86). — 2013. — С.54-61. 6. Kirichenko L., Radivilova T., Deineko Zh. Comparative Analysis for Estimating of the Hurst Exponent for Stationary and Nonstationary Time Series // Information Technologies & Knowledge. — 2011. — Vol.5. — № 4. — P. 371–388. 7. Кириченко Л.О., Чалая Л.Э. Комплексный подход к исследованию фрактальных временных рядов // Information Technologies & Knowledge, International Journal. — 2014. — Vol. 8. — № 1. — P. 22-28. 8. Kirichenko L. The method of distinction monofractal and multifractal process from time series / Системні технології. — 2014. — №6 (95). — С. 121–127. 9. Дербенцев В.Д., Сердюк О.А., Соловйов В.М., Шаранов О.Д. Синергетичні та еконофізичні методи дослідження динамічних та структурних характеристик економічних систем // Монографія. — Черкаси: Брама-

Україна, 2010. — 287 с. 10. Kirichenko L., Kobitskaya Yu., Habacheva A. Comparative Analysis of the Complexity of Chaotic and Stochastic Time Series // «Радиоелектроніка. Інформатика. Управління» — №2 (31). — 2014 — С. 126–134. 11. Eckmann J.P. Recurrence Plots of Dynamical Systems / J.P. Eckmann, S.O. Kamphorst, D. Ruelle // Europhysics Letters 5. — 1987. — P. 973–977. 12. Marwan N., Wessel N., Meyerfeldt U., Schirdewan A., Kurths J. Recurrence-plots-based measures of complexity and application to heart-rate-variability data // Physical Review. — E66. — 2002. 13. Zbilut J.P., Zaldívar-Comenges J.-M., Stozzi F. Recurrence quantification based Liapunov exponent for monitoring divergence in experimental data // Phys. Lett. A. — V. 297, — 2002. — P. 173–181. 14. Pincus S.M. Approximate entropy as a measure of system complexity // Natl. Acad. Sci. — Vol.88. — P. 2297–2301. 15. Joshua S., Richman J., Moorman R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy // Am. J Physiol. Heart Circ. Physiol. 278: H2039-H2049, 2000. 16. Мун Ф. Хаотические колебания. — М.: Мир, 1990. — 304 с. 17. Малла С. Вейвлеты в обработке сигналов: Пер. с англ. — М.: Мир, 2005. — 671 с. 18. Смоленцев Н. К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в MATLAB. — М.: ДМК Пресс, 2005. — 304 с. 19. Кириченко Л.О., Кобицкая Ю.А., Стороженко А.В. Использование вейвлет-характеристик временных рядов в экспертной системе // Системні технології. — 2015. — Вып. 3(98). — С. 72-78. 20. PhysioNet: the research resource for complex physiologic signals [Электронный ресурс]. — Режим доступа: [www.physionet.org](http://www.physionet.org). 21. Сайт expertise2go.com [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <http://www.expertise2go.com/webesie/>

Поступила в редколлегию 20.01.2015

УДК 004.9:519.2

**Аналіз та розпізнавання реалізацій сигналів, які мають фрактальні властивості** / Л.О. Кіриченко, Ю.О. Кобицка, Н.А. Дьоміна // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. — 2015. — № 1 (84). — С. 49–55.

У роботі подано результати рекуррентного і ентропійного аналізу модельних хаотичних реалізацій і реалізацій біологічних електросигналів, що мають фрактальні властивості. Показано, що інформаційні характеристики, розраховані за експериментальними даними, відображають характерні особливості фрактальної і кореляційної структури біосигналів. За допомогою розробленої системи підтримки прийняття рішень проведені дослідження часових рядів, які показали доцільність застосування інформаційних характеристик для розпізнавання та класифікації фрактальних реалізацій.

Лл. 12. Табл. 4. Бібліогр.: 21 найм.

UDC 004.9:519.2

**Analysis and recognition of signals realization that have fractal properties** / L.O. Kirichenko, Yu.A. Kobitskaya, N.A. Dyomina // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. — 2015. — №1 (84). — P. 49–55.

In this paper comparative recurrent and entropy analysis of chaotic model implementations and implementations of biological electrical signals that have fractal properties was carried out. Information characteristics which calculated from the experimental data reflect the characteristics of fractal and correlation structure of biosignals was shown. Researches of time series which showed the feasibility of information characteristics for recognition and classification of fractal implementations was carried out using the developed decision support systems.

Fig. 12. Tab. 4. Ref.: 21 items.