

Рис. 6. Серверний додаток у режимі “ІП”

СППР InvMan – експертна система обробки інформації для прийняття рішень, а також система підтримки рішень в умовах ризику та невизначеності на основі відповідної інтелектуальної інформаційної технології.

4. Висновки

Розглянуто проблему управління інвестиціями. Представлено інформаційну технологію управління інвестиціями на основі розроблених методів та моделі. Розроблено систему підтримки прийняття рішень з управління інвестиціями на основі клієнт-серверної архітектури, яка використовується для автоматизованої переробки інформації про цінні папери й інвестиційні проекти та управління інвестиціями і є комп'ютерною системою електронного бізнесу.

Наукова новизна роботи полягає в тому, що запропоновано модель підтримки прийняття рішень у процесі управління інвестиціями, яка на відміну від існуючих інтегрує механізми прогнозування майбутніх результатів реального інвестування та портфелів цінних паперів, оцінювання ризиків реальних інвестицій та портфелів у процес управління, включає механізми підтримки прийняття групових рішень на різних етапах управління інвестиціями, ґрунтується на викори-

станні нечіткого методу аналізу ієрархій для оцінювання альтернатив, що дозволяє організовувати підтримку процесу управління інвестиціями як на етапі вибору інвестиційних проектів та портфелів, так і на етапі моніторингу у процесі реалізації зручним для експертів способом.

Література: 1. Мазур І.І. Управление проектами: Учебное пособие / И.И. Мазур, В.Д. Шапиро, Н.Г. Ольдерогге; под общ. ред. И.И. Мазура. 5-е изд., перераб. М.: Омега-Л., 2009. 960 с. 2. Дубровін, В.І. Метод прогнозування ризику неспішності проектів на стадії передпроектного планування / В.І. Дубровін, В.М. Льовкін // Праці Одеського політехнічного університету. 2011. №1 (35). С. 106-111. 3. Льовкін В.М. Прогнозування фактичних результатів проекту на стадії передпроектного планування / В.М. Льовкін, В.І. Дубровін, В.Ф. Оніщенко // Радіоелектроніка. Інформатика. Управління. 2011. №1 (24). С. 44-51. 4. Воронкова В.Г. Управління людськими ресурсами: філософські засади: навчальний посібник / В.Г. Воронкова, А.Г. Беліченко, О.М. Попов, Н.О. Резанова; під ред. В.Г. Воронкової. К.: Професіонал, 2006. 440 с. 5. Дубровін В.І. Модифікації методу аналізу ієрархій / В.І. Дубровін, В.М. Льовкін, Н.О. Миронова // Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля. 2009. №1 (131). Ч.2. С. 41-47. 6. Ertugrul, I. The Fuzzy Analytic Hierarchy Process for supplier selection and an application in a textile company / Erfan Ertugrul, Nilsen Karakasoglu // Proceedings of 5th International Symposium on Intelligent Manufacturing Systems (May 29-31, 2006). Sakarya University, 2006. P. 195-207.

Надійшла до редколегії 08.08.2011

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Гоменюк С.І.

Льовкін Валерій Миколайович, аспірант кафедри програмних засобів Запорізького національного технічного університету. Наукові інтереси: прийняття рішень, управління ризиками, інформаційні технології. Адреса: Україна, 69063, Запоріжжя, вул. Жуковського, 64, тел. (061)7698267 E-mail: vliovkin@gmail.com.

Дубровін Валерій Іванович, канд. техн. наук, професор кафедри програмних засобів Запорізького національного технічного університету. Наукові інтереси: прийняття рішень, управління якістю, інформаційні технології. Адреса: Україна, 69063, Запоріжжя, вул. Жуковського, 64, тел. (061)7698267 E-mail: vdubrovin@gmail.com.

УДК 519.246.8

АНАЛИЗ САМОПОДОБНЫХ И МУЛЬТИФРАКТАЛЬНЫХ СВОЙСТВ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ, ОСНОВАННЫЙ НА ДИСКРЕТНОМ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИИ

КИРИЧЕНКО Л.О., ДЕЙНЕКО Ж.В.

Проводится численный анализ возможностей метода мультифрактального анализа, использующего дискретное вейвлет-преобразование. Тестовыми данными являлись модельные реализации самоподобных и мультифрактальных процессов. Показывается, что сигналы, от-

раженные от зондируемого слоя атмосферы, имеют фрактальную структуру, которая зависит от высоты.

1. Введение

В настоящее время стало общепризнанным, что многие информационные, биологические, физические, технологические процессы обладают сложной фрактальной структурой. Фрактальный анализ используется для моделирования, анализа и контроля сложных систем в различных областях науки и техники. В частности, в геологии – для прогнозирования сейсмической активности и цунами, определения возраста геологических пород; в биологии и медицине – для диагностики заболеваний и физиологического состояния по записям ЭКГ и ЭЭГ, при исследовании мутаций и изменений на генетическом уровне; в экономи-

ке – для прогнозирования кризисных ситуаций и оценивания риска по финансовым рядам; в физике – для исследования турбулентности и термодинамических процессов. Этот список далеко не полон [1-5].

Процессы, обладающие фрактальными свойствами, можно разделить на две группы: самоподобные (монофрактальные) и мультифрактальные. Монофрактальные процессы являются однородными в том смысле, что их скейлинговые характеристики остаются неизменными на любом диапазоне масштабов и обладают одним показателем скейлинга. Мультифрактальные процессы допускают разложение на участки с различными локальными масштабными свойствами и характеризуются спектром скейлинговых показателей.

Одним из самых популярных инструментов мультифрактального анализа является метод максимумов модулей непрерывного вейвлет-преобразования (ММВП) [6,7]. Он базируется на вейвлет-анализе, который называют «математическим микроскопом» из-за способности сохранять хорошее разрешение на разных масштабах. Поскольку вейвлет-функции локализованы по времени и частоте, метод ММВП является мощным инструментом статистического описания нестационарных процессов.

Однако использование непрерывного вейвлет-преобразования приводит к избыточному представлению вейвлет-спектра и сравнительно невысокой скорости выполнения. Дискретное вейвлет-преобразование (ДВП) обеспечивает достаточно информации, являясь вместе с тем экономным по числу операций и по требуемой памяти. ДВП выполняется с помощью кратномасштабного анализа, который приводит к иерархической и быстрой схеме вычисления вейвлет-коэффициентов [8]. В работах французских исследователей P. Abry и P. Flandrin [5,9,10] предложен метод мультифрактального анализа, основанный на скейлинговых свойствах вейвлет-коэффициентов ДВП.

Целью представленной работы является численное исследование метода мультифрактального анализа, использующего ДВП, на различных моделях самоподобных и мультифрактальных процессов и применение его для анализа экспериментальных данных.

2. Самоподобные и мультифрактальные процессы [2-4,6]

Стохастический процесс $X(t)$ является самоподобным с параметром самоподобия H , если процесс $a^{-H}X(at)$ описывается теми же конечномерными законами распределений, что и $X(t)$:

$$\text{Law}\{X(t)\} = \text{Law}\{a^{-H}X(at)\}, \quad \forall a > 0, t > 0.$$

Параметр H , называемый показателем Херста, представляет собой меру самоподобия и меру длительности долгосрочной зависимости стохастического процесса.

Для самоподобного процесса начальные моменты можно описать формулой

$$M\left[|X(t)|^q\right] = C(q) \cdot t^{qH-1}, \quad (1)$$

где величина $C(q) = M\left[|X(1)|^q\right]$.

Монофрактальные процессы являются однородными в том смысле, что их скейлинговые характеристики остаются неизменными на любом диапазоне масштабов. Мультифрактальные процессы допускают разложение на участки с различными локальными масштабными свойствами и характеризуются обобщенным показателем Хёрста $h(q)$, величина которого определяется параметром q .

Мультифрактальные процессы проявляют более гибкие скейлинговые закономерности для моментных характеристик. В отличие от монофрактальных самоподобных процессов, где все моменты

$M\left[|X(t)|^q\right]$ показывают одинаковое масштабное поведение, для мультифрактальных процессов выполняется отношение

$$M\left[|X(t)|^q\right] = C(q) \cdot t^{qh(q)-1}, \quad (2)$$

где $h(q)$ – обобщенный показатель Херста, являющийся нелинейной функцией, для которой $H = h(2)$.

3. Кратномасштабный вейвлет-анализ [8,9,11]

Основная идея кратномасштабного вейвлет-анализа заключается в том, что разложение ряда производится по ортогональному базису, образованному сдвигами и кратномасштабными копиями вейвлетной функции. Базисные функции $\psi(t)$ называются вейвлетами, если они удовлетворяют ряду условий, в частности, определены на пространстве комплекснозначных функций с ограниченной энергией, колеблются вокруг оси абсцисс, быстро сходятся к нулю и имеют нулевой момент первого порядка.

Произвольная функция $s(t)$ может быть разложена по

вейвлет-базису $\psi_{m,k}(t) = a^{\frac{m}{2}} \psi(a^m t + k)$ с параметрами масштаба a и сдвига k :

$$s(t) = \sum_{m,k=-\infty}^{\infty} S_{m,k} \psi_{m,k}(t), \quad (3)$$

где коэффициенты вейвлет-спектра $S_{m,k}$ определяются скалярным произведением

$$S_{m,k} = \langle s(t), \psi_{m,k}(t) \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \cdot \psi_{m,k}(t) dt. \quad (4)$$

В дискретном вейвлет-преобразовании параметры масштаба и сдвига задаются обычно в виде степенных функций: $a = 2^{-m}$, $k = k_0 \cdot 2^{-m}$, $m, k_0 \in \mathbb{Z}$. Дискретные вейвлеты используются, как правило, в паре со свя-

занными с ними дискретными скейлинг-функциями. Скейлинг-функции имеют с вейвлетами общую область задания и определенное соотношение между значениями. При заданных материнском вейвлете ψ и соответствующей скейлинг-функции φ аппроксимирующие коэффициенты $\text{apr}(j, k)$ и детализирующие коэффициенты $\text{det}(j, k)$ ДВП для процесса $X(t)$ определяются следующим образом:

$$\text{apr}(j, k) = \int_{-\infty}^{\infty} X(t) \varphi_{j,k}(t) dt, \quad \text{det}(j, k) = \int_{-\infty}^{\infty} X(t) \psi_{j,k}(t) dt, \quad (5)$$

где j – параметр масштаба, k – параметр сдвига ($j, k \in Z$) и

$$\begin{aligned} \varphi_{j,k}(t) &= 2^{-j/2} \varphi(2^{-j}t - k); \\ \psi_{j,k}(t) &= 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k). \end{aligned} \quad (6)$$

Кратномасштабный анализ, выполняемый с помощью ДВП, заключается в разбиении исследуемого временного ряда на две составляющие: аппроксимирующую и детализирующую, с последующим аналогичным дроблением аппроксимирующей до заданного уровня декомпозиции сигнала. Временной ряд $X(t)$ представляется в виде суммы аппроксимирующей компоненты $\text{approx}_N(t)$ и детализирующих компонент $\text{detail}_j(t)$:

$$\begin{aligned} X(t) &= \text{approx}_N(t) + \sum_{j=1}^N \text{detail}_j(t) = \\ &= \sum_{k=1}^{N_a} \text{apr}(N, k) \varphi_{N,k}(t) + \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^{N_j} \text{det}(j, k) \psi_{j,k}(t), \end{aligned} \quad (7)$$

где N – выбранный максимальный уровень разложения ряда; N_j – количество детализирующих коэффициентов на уровне j ; N_a – количество аппроксимирующих коэффициентов на уровне N .

4. Оценивание самоподобия стохастических временных рядов с помощью ДВП [5,9,10]

Метод оценивания степени самоподобия базируется на свойствах детализирующих вейвлет-коэффициентов, полученных в результате декомпозиции процесса. Если случайный процесс $X(t)$ является самоподобным, то детализирующие коэффициенты $\text{det}(j, k)$, $k = 1, \dots, N_j$ на каждом уровне разложения также обладают свойством самоподобия:

$$\text{Law}\{\text{det}(j, k)\} = \text{Law}\{2^{j(H+1/2)} \text{det}(0, k)\}, \quad (8)$$

где $\text{det}(j, k)$ – k -й детализирующий коэффициент уровня разложения j ; N_j – количество вейвлет-коэффициентов на уровне разложения j ; H – показатель Хёрста. Это свойство вытекает из свойств вейвлет-базиса,

полученного путем масштабирования материнских вейвлетов.

Если существуют моменты порядка q , то для вейвлет-коэффициентов, полученных в результате декомпозиции процесса $X(t)$, выполняется следующее равенство:

$$M|\text{det}(j, k)|^q = M|\text{det}(0, k)|^q 2^{-jq\left(H+\frac{1}{2}\right)}. \quad (9)$$

Как следствие, для процессов с конечной дисперсией, что чаще всего встречается на практике, выражение (9) преобразуется в следующую форму:

$$M|\text{det}(j, k)|^2 = M|\text{det}(0, k)|^2 2^{-j(2H+1)}. \quad (10)$$

Для класса мультифрактальных процессов моменты порядка q отвечают следующему соотношению:

$$M|\text{det}(j, k)|^q = M|\text{det}(0, k)|^q 2^{-j\left(\xi(q)+\frac{q}{2}\right)}, \quad (11)$$

где $\xi(q)$ – нелинейная функция параметра q , связанная с обобщенным показателем Хёрста выражением

$$h(q) = \xi(q) / q - \frac{1}{2}. \quad (12)$$

Таким образом, исходя из выражений (8)-(12), можно предложить следующий алгоритм оценивания обобщенного показателя Хёрста по временному ряду $X(t)$, $t = 1, 2, \dots, n$.

1. Для исходного ряда $X(t)$, $t = 1, 2, \dots, n$ выполняем вейвлет-декомпозицию с заданным максимальным уровнем разложения.
2. Задаем значения параметра q , для которых требуется найти значения обобщенного показателя $h(q)$. В случае оценивания показателя Хёрста H для монофрактального процесса параметр $q = 2$.
3. Для каждого уровня разложения j вычисляем величину

$$E_j^q = \frac{1}{N_j} \sum_{k=1}^{N_j} |\text{det}|^q(j, k). \quad (13)$$

Согласно формуле (11) обобщенный показатель Хёрста $h(q)$ находится в скейлинговом соотношении с величиной E_j^q .

4. Каждому значению j ставится в соответствие логарифм величины E_j^q . Тангенс угла наклона прямой, аппроксимирующей полученные точки, определяет значение величины $\xi(q) + \frac{q}{2}$ для заданного значения q .
5. По формуле (12) вычисляем соответствующее значение $h(q)$.

6. Выполнив шаги 3-5 для всех заданных значений параметра q , получим искомую зависимость $h(q)$. В случае мультифрактального процесса она будет линейной функцией.

5. Численный анализ метода на модельных реализациях

Одной из наиболее известных и простых моделей самоподобного процесса является фрактальное броуновское движение (ФБД) [1,2]. Гауссовский процесс $X(t)$ называется фрактальным броуновским движением с параметром H , $0 < H < 1$, если приращения случайного процесса $\Delta X(\tau) = X(t+\tau) - X(t)$ имеют распределение вида

$$P(\Delta X < x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0\tau^H} \cdot \int_{-\infty}^x \text{Exp} \left[-\frac{z^2}{2\sigma_0^2\tau^{2H}} \right] dz,$$

где σ_0 коэффициент диффузии.

ФБД с параметром $H = 0.5$ совпадает с классическим броуновским движением. Приращения ФБД называются фрактальным гауссовским шумом, дисперсия которого подчиняется соотношению

$$D[X(t+\tau) - X(t)] = \sigma_0^2 \tau^{2H}.$$

ФБД является монофрактальным процессом, его скейлинговые характеристики полностью определяются значением показателя Хёрста H . На рис. 1 показана реализация ФБД при значении параметра $H=0.8$ длиной 1000 значений и соответствующая ей реализация фрактального гауссовского шума.

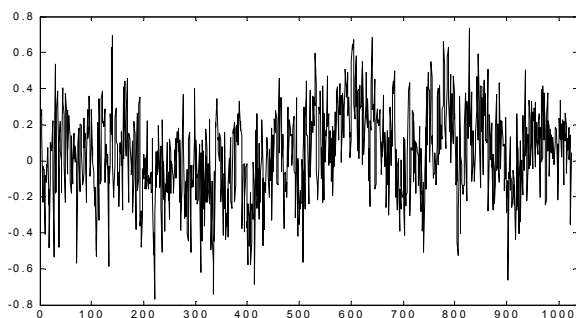
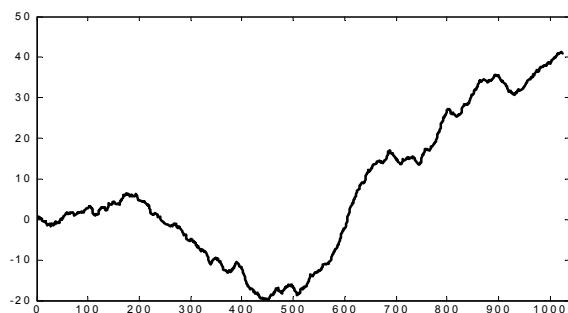


Рис. 1. Фрактальное броуновское движение (вверху) и фрактальный гауссовский шум (внизу) для $H=0.8$

Простейшей моделью мультифрактального процесса с заданными свойствами является биномиальный каскад [1-4]. При его построении первоначальный единичный отрезок делим на две равные части, которым приписываем весовые коэффициенты p_1 и $p_2=1-p_1$ соответственно. Затем с каждым из отрезков поступаем аналогичным образом. В результате на втором шаге имеется 4 отрезка с весовыми коэффициентами p_1^2 , $p_1 \cdot p_2$, $p_2 \cdot p_1$ и p_2^2 . При числе шагов $n \rightarrow \infty$ и $p_2 \neq p_1$ мы приходим к неоднородному фрактальному множеству. На рис. 2 показан временной ряд значений биномиального каскада при $p_1=0.7$ и $n=10$, т.е. длиной реализации 2^{10} значений (вверху) и соответствующий кумулятивный ряд (внизу).

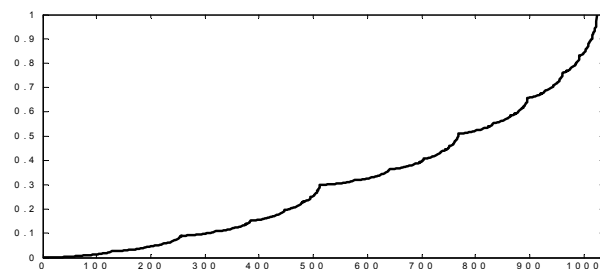
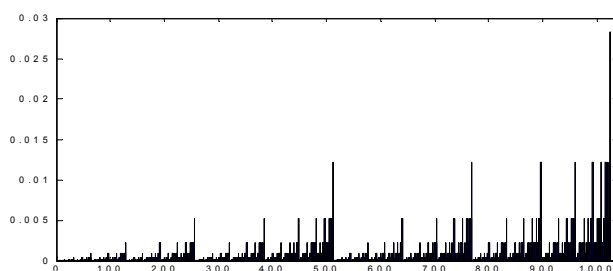


Рис. 2. Реализация биномиального каскада (вверху) и соответствующий кумулятивный ряд (внизу) для $p_1=0.7$

Функция обобщенного показателя Хёрста для биномиального мультифрактального процесса зависит только от весовых коэффициентов p_1 и p_2 и определяется аналитически:

$$h(q) = (1 - \frac{\ln(p_1^q + p_2^q)}{\ln 2}) / q. \quad (14)$$

В работе было проведено оценивание обобщенного показателя $h(q)$ для модельных реализаций ФБД и мультифрактального биномиального каскада с разными параметрами. На рис. 3 показаны функции $h(q)$ ($q = 1 \div 5$), полученные для реализаций, представленных на рис. 2 и 3. Кружками отмечены значения обобщенного показателя Хёрста, оцененные по реализации ФБД с параметром $H=0.8$. Очевидно, что реализация обладает монофрактальными свойствами. Сплошной линией показана теоретическая функция $h(q)$ для биномиального процесса со значением $p_1=0.7$, а звездочками отмечены оценки величины $h(q)$, полученные методом, описанным выше.

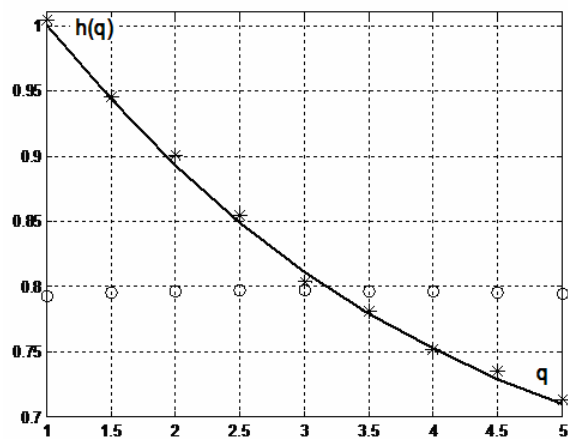


Рис. 3. Значения $h(q)$ для ФБД при $H=0,8$ (кружки), теоретическая функция $h(q)$ для биномиального каскада при $p_1=0,7$ (сплошная линия), соответствующие вычисленные по реализации значения $h(q)$ (звездочки)

6. Исследование фрактальных свойств сигналов, отраженных атмосферным слоем

Современные проблемы исследований и прогнозирования термодинамических процессов в атмосферном пограничном слое (АПС) требуют разработки и применения новых математических моделей и методов анализа данных. Поток тепла в АПС в общем случае следует рассматривать как случайный нестационарный процесс, состоящий из некоторой совокупности отдельных относительно короткопериодных квазистационарных процессов [12,13].

Одним из методов исследования процессов, протекающих в АПС, является акустическое зондирование и последующий анализ как эхо-сигналов, так и ансамблей последовательно полученных профилей эхо-сигналов – эхограмм. В результате экспериментальных исследований, проведенных на действующей станции акустического зондирования Харьковского национального университета радиоэлектроники в период с 2007 по 2009 г., получен обширный экспериментальный материал в виде эхограмм акустического зондирования, записанных в цифровом виде [13].

В данной работе был проведен анализ некоторых из этих экспериментальных данных. На рис. 4 приведен пример эхограммы, полученной в жаркий летний день с помощью бистатической системы акустического зондирования, установленной на крыше пятиэтажного здания, расположенного в центре мегаполиса. Такой вид эхограммы можно считать типичным для данных условий наблюдения.

По оси абсцисс отложено время в секундах, по оси ординат – высота зондируемого слоя в метрах. Максимальная высота зондируемого слоя атмосферы $h_z \approx 372,3$ м; значение разрешающей способности по высоте $\Delta h \approx 5$ м при температуре воздуха $t_b \approx 27^\circ\text{C}$; несущая частота зондирующего сигнала $f_0 = 1800$ Гц, период повторения зондирующих импульсов $T_{\text{и}} = 2$ с. Горизонтальные полосы, которые просматриваются

на эхограмме, обусловлены отражением от близко расположенных зданий [1-5]

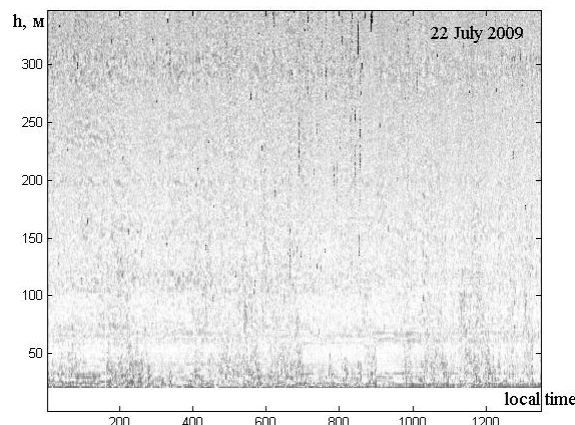


Рис. 4. Эхограмма акустического зондирования

На рис. 5 представлены значения сигналов $X(t)$, отраженных при разной высоте зондируемого слоя – 50 и 200 м. Оценки параметра Хёрста, полученные для этих сигналов, соответственно равны $H_{50}=0,73$ и $H_{200}=0,55$.

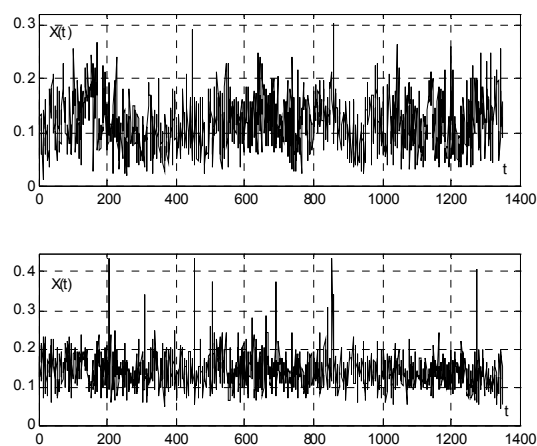


Рис. 5. Отраженные сигналы при высоте зондируемого слоя 50 м (вверху) и 200 м (внизу)

Методом, описанным в разделе 4, были получены оценки показателя Хёрста для сигналов, отраженных при разной высоте зондируемого слоя. На рис. 6 показаны значения параметра Хёрста H , как функции высоты отражающего слоя h , рассчитанные для численных данных эхограммы, представленной на рис. 4.

Как видно из рис. 6, на малых высотах, где оказывает влияние близость зданий, сооружений, высоких деревьев и других объектов мегаполиса, значения показателя Хёрста не превышают 0,6. Затем, в связи с притоком тепла в нижних слоях атмосферы, значения показателя Хёрста возрастают до 0,75, что говорит о наличии долгосрочной зависимости в атмосферных процессах на небольших высотах. По мере увеличения высоты и удаленности от мегаполиса показатель Хёрста уменьшается и стремится к 0,5, что соответствует слабокоррелированным случайным процессам.

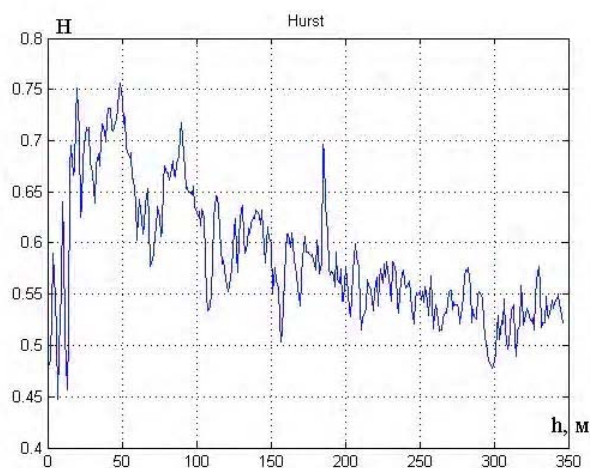


Рис. 6. Параметр Хёрста H как функция высоты отражающего слоя h

Мультифрактальный анализ, проведенный с помощью ДВП, подтверждает, что с увеличением высоты отражающего слоя атмосферы изменяется корреляционная структура процессов, что отражается в уменьшении значений обобщенного показателя Хёрста $h(q)$. На рис. 7 приведены значения обобщенного показателя Хёрста для сигналов, отраженных при высотах $h_1 = 50$ м, $h_2 = 150$ м и $h_3 = 200$ м. Следует отметить, что диапазон функции $h(q)$ не изменяется с увеличением высоты h . Кроме того, данные сигналы не проявляют сильной неоднородности (если сравнить с диапазоном $h(q)$ для биномиального каскада). Таким образом, можно считать, что математическими моделями сигналов, отраженных от атмосферы, могут выступать монофрактальные случайные процессы.

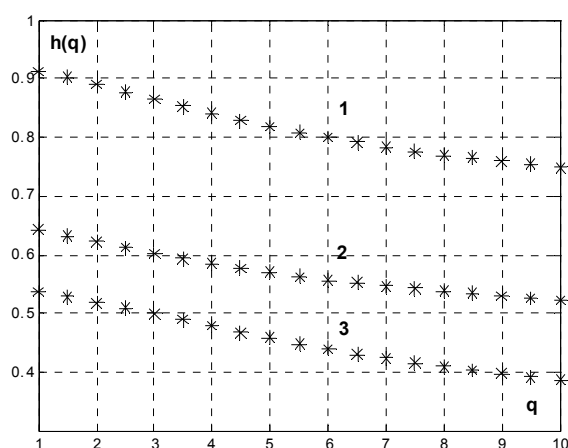


Рис. 7. Обобщенный показатель Хёрста для сигналов, отраженных при высотах $h_1 = 50$ м (1), $h_2 = 150$ м (2) и $h_3 = 200$ м (3)

Выводы

Традиционно для мультифрактального анализа применяется метод, основанный на непрерывном вейвлет-преобразовании. В работе проведен численный анализ возможностей метода мультифрактального

анализа, использующего дискретное вейвлет-преобразование. Тестовыми данными являлись модельные реализации самоподобных и мультифрактальных процессов.

Впервые показано, что сигналы, отраженные от зондируемого слоя атмосферы, имеют фрактальную структуру, которая зависит от высоты.

Практическая значимость работы состоит в том, что используемый алгоритм быстрого вейвлет-преобразования позволяет с минимальными затратами по времени и объему информации применять методы мультифрактального анализа, что, в частности, важно для работы в режиме реального времени.

Авторы выражают благодарность В.И. Леонидову за предоставленный цифровой материал эхограмм и обсуждение результатов работы.

Литература: 1. Федер Е. Фракталы. М.: Мир, 1991. 254 с. 2. Мандельброт Б. Фрактальная геометрия природы. М.: Институт компьютерных исследований, 2002. 656 с. 3. Божокин С.В., Паршин Д. А. Фракталы и мультифракталы. Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика». 2001. 128 с. 4. Riedi R.H. Multifractal processes, in Doukhan P., Oppenheim G., Taqqu M.S. (Eds.), Long Range Dependence: Theory and Applications, p. 625–715, Birkhduser. 2002. 5. Veitch D., Abry P., Flandrin P., Chainais P. Infinitely Divisible Cascade Analysis of Network Traffic Data // Proc. IEEEInt'l Conf. Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2000. 6. Kantelhardt W. Fractal and Multifractal Time Series – 2008: <http://arxiv.org/abs/0804.0747>. 7. Muzy J.F, Bacry E, Arneodo A. Multifractal formalism for fractal signals: the structure-function approach versus the wavelet-transform modulus-maxima method // Phys. Rev. E 47, 875–884 (1993). 8. Малла С. Вэйвлеты в обработке сигналов. М.: Мир, 2005. 9. Patrick Flandrin, Paulo Gonzalves, Patrice Abry. Scale Invariance and Wavelets. in Scaling, Fractals and Wavelets. Ed. by P. Abry, P. Gonzalves, J. Lйvy Vйhel. John Wiley & Sons, London, 2009. 10. Abry P., Flandrin P., Taqqu M.S., Veitch D. Self-similarity and long-range dependence through the wavelet lens. in Doukhan P., Oppenheim G., Taqqu M.S. (Eds.), Long Range Dependence: Theory and Applications. P. 125–160. Birkhduser. 2002. 11. Дьяконов В. Вейвлеты. От теории к практике. М.: СОЛОН-Р. 2002. 12. Леонидов В.И., Сидоров Г.И. Автоматизация классификации амплитудно-временных структур эхо-сигналов в системах акустического зондирования пограничного слоя атмосферы // Радиотехника. 2004. №137. С.123-129. 13. Леонидов В.И., Семенец В.В. Формализация описания эхограмм акустического зондирования атмосферы в зоне мегаполиса // Радиотехника. 2010. Вып. 160. С.177-183.

Поступила в редколлегию 21.08.2011

Рецензент: д-р техн.наук, проф. Бодянский Е.В.

Кириченко Людмила Олеговна, канд. техн. наук, доцент каф. ПМ ХНУРЭ. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, e-mail: ludmila@kture.kharkov.ua.

Дейнеко Жанна Валентиновна, ст. преподаватель каф. ИКГ ХНУРЭ. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, e-mail: shanna@kture.kharkov.ua.