

УДК 336.11

*О.Д. Шарапов, канд. техн. наук, проф.; В.Д. Дербенцев, канд. екон. наук;
В.М. Соловійов, д-р фіз.-мат. наук, проф.,*

Київський національний економічний університет ім. В. Гетьмана

СУЧАСНІ МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ СКЛАДНИХ ФІНАСОВО-ЕКОНОМІЧНИХ СИСТЕМ

У статті пропонуються сучасні методи дослідження складних фінансово-економічних систем. Аналізується застосування мультифрактального та вейвлет-аналізу до дослідження динаміки світового фондового ринку, а також моделювання та прогнозування критичних та кризових явищ в складних фінансово-економічних системах.

Ключові слова: фінансово-економічні системи, мультифрактальний аналіз, вейвлет-аналіз, моделювання динамічних процесів.

Постановка проблеми. Протягом останніх десятиріч відбулися суттєві зміни в розумінні фундаментальних закономірностей складних систем різної природи – фізичних, хімічних, біологічних, соціально-економічних тощо. Було усвідомлено, що складні нелінійні системи характеризуються емерджентними властивостями, здатністю до самоорганізації, наявністю нерівноважних станів, в яких система під впливом незначних збурень може принципово змінювати свою поведінку або структуру, режим функціонування тощо.

Також було з'ясовано, що окрім детермінованої або стохастичної поведінки в складних системах можуть існувати режими хаотичної динаміки, що обумовлює невизначеність їхньої поведінки нелінійною взаємодією невеликої кількості факторів, або параметрів порядку [22]. Такі системи надто чутливі до початкових умов, що принципово обмежує горизонт прогнозування динаміки систем, які знаходяться в нерівноважному стані.

Все це обумовило необхідність розробки принципово нових моделей і методів досліджень складних систем, зокрема, соціально-економічних. Останнім часом при дослідженні соціально-економічних процесів все активніше використовують методи та моделі природничих наук, які в поєднанні з сучасними досягненнями в галузі інформаційних технологій та комп'ютерного моделювання забезпечили значний прогрес у розумінні властивостей та дослідженні структури та еволюції складних систем.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Одним із найбільш перспективних напрямків дослідження економічних та соціальних систем, на наш погляд, є застосування методів та підходів “нелінійної науки”, що бурхливо розвиваються останнім часом та успішно використовуються у фізиці, хімії, біології тощо. Ці методи виокремились в окремий науковий напрямок, який одержав назву “синергетика” (Г. Хакен [22]). Поряд з терміном “синергетика” часто використовують терміни “теорія складності” (*complexity theory*), “теорія динамічних (складних) систем” (*dynamic (complex) system theory*), “теорія хаосу” (*chaos theory*), “нелінійна динаміка” (*nonlinear dynamic*), або більш загальний – “нелінійна наука” (*nonlinear science*), підкреслюючи при цьому принципову нелінійність, нерівноважність, складність досліджуваних явищ.

Фундаментальні результати в цьому напрямку були одержані Г. Хакеном, І. Пригожиним, Б. Мандельбротом, М. Моїсєєвим, С. Курдюмовим, Г. Малинецьким, О. Самарським, О. Тихоновим, Р. Томом та іншими [1, 10, 11, 12, 15, 22]. Результати застосування синергетичних методів до дослідження соціально-економічних процесів висвітлені в численних публікаціях, зокрема, серед російськомовних видань можна зазначити монографії [6, 9, 13, 14, 16, 17, 21]. В Україні розробкою та застосуванням синергетичних методів в економіці займалися наукові школи професорів О.Д. Шарапова, В.М. Соловійова, В.О. Перепелиці, Л.Н. Сергєєвої, що було відображено у наукових працях.

Виклад основного матеріалу. В цій роботі ми пропонуємо деякі результати наших досліджень, що базувались на використанні апарату нелінійної динаміки, зокрема, мультифрактального аналізу, коефіцієнтів Херста (*R/S*-аналізу), експоненти Холдера (*Hölder*), вейвлет-аналізу, апарату теорії випадкових матриць тощо. Дослідження процесів глобалізації, самоорганізації, моделювання та прогнозування критичних явищ на фінансових ринках проводилися нами протягом останніх років (більш детально з їх результатами можна ознайомитись, наприклад, в роботах [3, 4, 5, 18, 19, 20, 23, 24] та ін.).

*Застосування мультифрактального
та вейвлет-аналізу до дослідження динаміки світового фондового ринку*

В [3, 5, 19, 20] нами було виявлено деякі з характерних відмінностей структури і динаміки ринків країн різного ступеня розвитку. Останнім часом стало зрозуміло, що фінансові ринки належать до класу так званих складних мережеподібних систем [26]. Багато важливих для функціонування і життєзабезпечення процесів у системах різної природи – від енергетичних мереж, Інтернету і до соціальних та біологічних – відбуваються в мережеподібних системах. Причому більшість з них мають вражаючу подібність, що свідчить про універсальність складних систем. Не вдаючись в подробиці (з ними можна ознайомитись, наприклад, в [26], або з цитованих там робіт), відмітимо важливий для подальшого дослідження висновок: складні мережеподібні системи проявляють нелінійні властивості, одна з яких – масштабна інваріантність як у просторі, так і в часі. Іншими словами, складні системи є мультифрактальними об'єктами, причому втрата міри мультифрактальності служить ознакою переходу системи із більш складного стану до більш простого [31]. Втрата складності призводить до втрати і багатьох важливих з точки зору надійності і ефективності функціонування складної системи в цілому.

Розглянемо динаміку світового фондового ринку. Фондовий ринок емерджентних і розвинутих країн адекватно описується індексами, які обраховуються міжнародною компанією Morgan Stanley Capital International і відомі як індекси MSCI. Серед множини індексів MSCI ми обрали лише ті з них, які належать до розвинутих та емерджентних ринків. У мережі Інтернет щоденні значення цих індексів доступні за адресою www.msci.com. Задача дослідження зводиться до побудови нових кількісних мір складної нелінійної поведінки часових рядів, якими є індекси MSCI. З цією метою в даній роботі ми провели мультифрактальний аналіз світового фондового ринку, порівнюючи динаміку індексів розвинутих і емерджентних країн.

Оскільки вихідний динамічний ряд є нестационарним, введемо так звані логарифмічні прибутковості (в англійській літературі “return”) $S_i(t)$ активу $i = 1, \dots, N$ з лагом Δt [15]:

$$G_i(t) \equiv \ln S_i(t + \Delta t) - \ln S_i(t). \quad (1)$$

Оскільки активи мають різні волатильності, введемо нормалізовані прибутковості

$$g_i(t) = \frac{G_i(t) - \langle G_i \rangle}{\sigma_i}, \quad (2)$$

де $\sigma_i = \sqrt{\langle G_i^2 \rangle - \langle G_i \rangle^2}$ – стандартне відхилення G_i , а дужки $\langle \dots \rangle$ означають середнє за досліджуваний проміжок часу.

Чи є мультифрактальність внутрішньою властивістю системи – питання відкрите. Визначимо узагальнену кореляційну функцію q -го порядку як:

$$R_q(t) = \left\langle \left| S(t_0 + t) - S(t_0) \right|^q \right\rangle^{1/q}, \quad (3)$$

де $S(t)$ – ціна активу, а середнє береться по усім значенням часу t_0 , а $R_q(t)$ проявляє степеневу поведінку (має степеневий розподіл):

$$R_q(t) \propto t^{H_q} \quad (4)$$

і визначає ієрархію показника H_q , який називається узагальненим коефіцієнтом Херста. Цінова еволюція називається мультифрактальною, якщо ієрархія H_q змінюється із зміною q . Для $q = 2$ маємо випадок обмеженого броунівського руху, який характеризується добре відомим показником Херста: $0 < H_2 < 1$. Простим способом визначення присутності мультифрактальності є аналіз спектра мультифрактальності $\tau(q) = qH_q - 1$. Для монофракталів $\tau(q)$ залежить лінійно від q . Інакше маємо справу з мультифракталом.

Порівняємо мультифрактальні властивості індексів двох вибраних країн з ринку MSCI, одна з яких належить до розвинутих, а інша – до країн, які розвиваються, наприклад, США та Бразилії. Дослідження будемо проводити інструментальними засобами середовища комп'ютерної математики MATLAB. Нами розроблено такий інструмент на базі підсистеми FRACLAB (www.inria.com). В основу покладено вейвлет-перетворення вихідного сигналу [2, 7, 8].

Вейвлети використовуються в тих випадках, коли при дослідженні складного сигналу нас цікавить не тільки просте перерахування його характерних частот (масштабів), але й відомості про локальні

координати, при яких ці частоти себе проявляють. Вейвлет-перетворення сигналу зводиться до його розкладу по базису локалізованої функції (вейвлета) шляхом масштабних змін та переносів.

Відомо [2, 7], що всі вейвлети даного сімейства подібні до свого базисного вейвлета і одержуються з нього за допомогою стиснення і переносу. Оскільки основна задача вейвлет-аналізу зводиться до вивчення поведінки сигналів на різних масштабах шляхом обчислення скалярного добутку певного вейвлета на сигнал, що вивчається, то він є адекватним для дослідження фрактальної поведінки. У термінах вейвлет-коефіцієнтів фрактальність проявляється через степеневу залежність вищих моментів коефіцієнтів при зміні масштабу.

Розглянемо суму Z_q q -х моментів коефіцієнтів вейвлет-перетворення на різних масштабах j :

$$Z_q(j) = \sum_k |d_{j,k}^q|. \quad (5)$$

Сума (5) обчислюється для максимальних значень модулів вейвлет-коефіцієнтів. Можна показати, що у випадку фрактального сигналу ця сума повинна вести себе як

$$Z_q(j) \propto 2^{j[\tau(q)+q/2]}, \quad (6)$$

тобто

$$\log Z_q(j) \propto j \left[\tau(q) + \frac{q}{2} \right]. \quad (7)$$

Отже, необхідною умовою того, що сигнал буде самоподібним, є лінійна залежність логарифма статистичної суми $\log Z_q(j)$ від номера рівня j . Якщо ця вимога задовольняється, то залежність функції τ від рангу моменту q вказує на те, яким є даний сигнал – моно- чи мультифрактальним.

Монофрактальні сигнали характеризуються однією розмірністю, тоді як для опису мультифрактальних сигналів необхідна низка таких розмірностей. Тобто, якщо властивості скейлінгу сигналу однорідні вздовж всього сигналу, то мова йде про монофрактальний сигнал. Це проявляється в лінійній залежності $\tau(q)$. Функцію $\tau(q)$ можна розглядати як масштабно-незалежну міру фрактального сигналу. Функція $\tau(q)$ пов'язана перетворенням Лежандра з функцією мультифрактального спектра $f(\alpha)$:

$$f(\alpha) = q \frac{d\tau}{dq} - \tau. \quad (8)$$

Іншими словами, побудувавши в подвійному логарифмічному масштабі залежність статистичної суми ("partition function") від масштабу ("scale"), як показано на рис. 1, і знайшовши кут нахилу, одержуємо функцію $\tau(q)$ (в правому нижньому куті рисунка). Перетворення Лежандра дає функцію мультифрактального спектра (*spectrum*) $f(\alpha)$ (в правому верхньому куті рисунка).

Як видно з рис. 1, ми маємо справу з мультифракталом. Оскільки динамічний ряд змінюється з часом, будуть змінюватися і відповідні спектри $\tau(q)$ і $f(\alpha)$.

Ми дослідили цей процес шляхом реалізації наступного алгоритму рухомого вікна, який складається з наступних кроків. Виберемо відрізок часового ряду довжиною l (вікно) і розрахуємо спектри мультифрактальності і сингулярності. Перенесемо вікно на h_t часових одиниць (крок вікна) праворуч і повторимо розрахунки. Процедура повторюється вздовж усього динамічного ряду. На рис. 2 зображені результати досліджень для ширини спектра сингулярності α . Як видно, для індексу MSCI USA вздовж всього проміжку часу ширина спектра в цілому більша, аніж для MSCI Brazil.

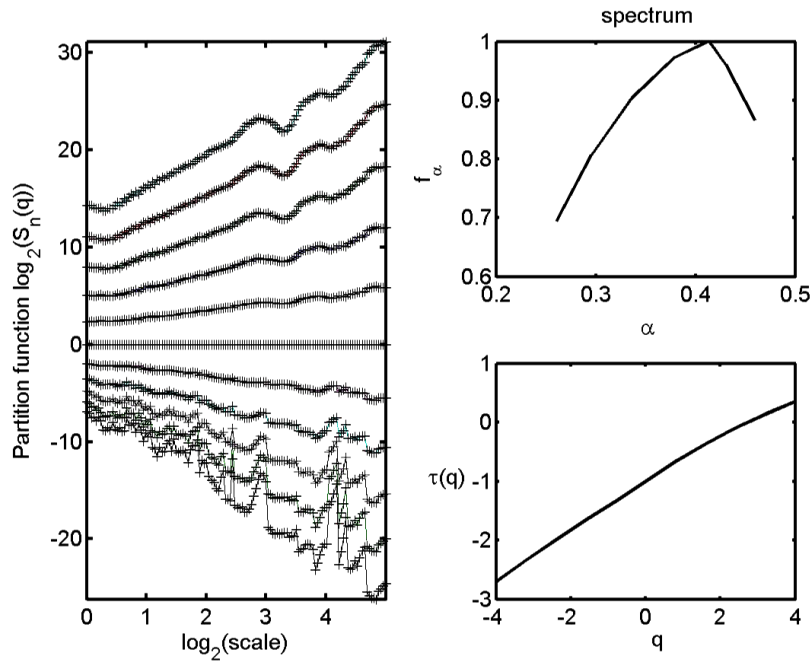


Рис. 1. Розрахунки статистичної суми, мультифрактального спектра $\tau(q)$ і спектра сингулярності $f(\alpha)$ для індексу MSCI USA

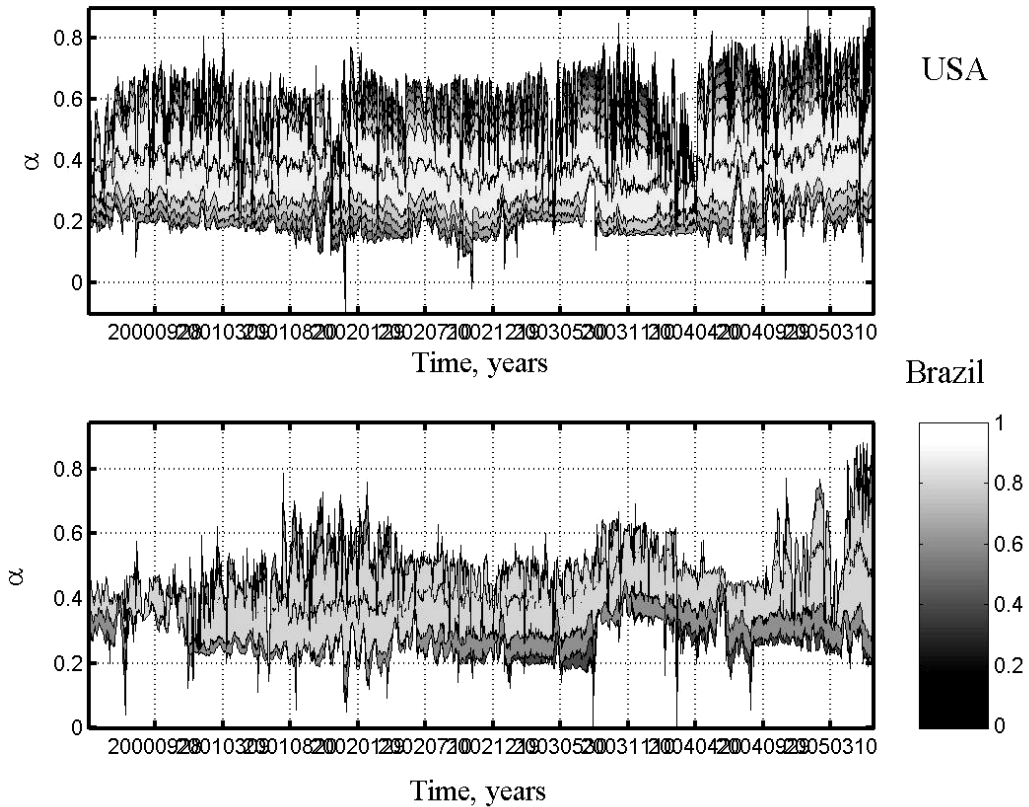


Рис. 2. Порівняння ширини спектрів сингулярності для індексів фондових ринків США і Бразилії.
 $h = 500$ днів, $h_1 = 1$ день

Можна подати одержані результати і в іншому вигляді. Якщо в кожній точці взяти різницю $\delta\alpha = \alpha_{\max} - \alpha_{\min}$, то саме цю величину ми можемо використовувати як міру ефективності

функціонування складної системи. У нашому випадку еволюція з часом фондових ринків США і Бразилії за індексом MSCI відображена на рис. 3.

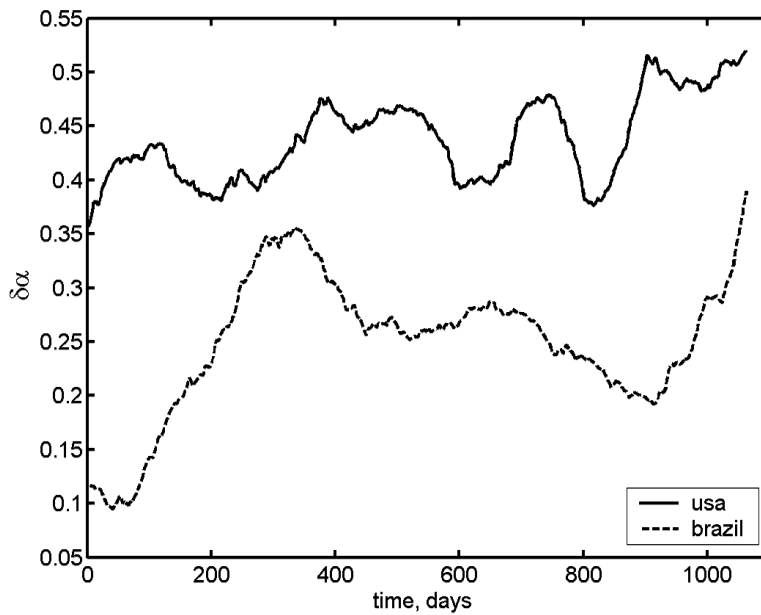


Рис. 3. Зміна з часом величини $\delta\alpha$, яку можна використовувати як міру ефективності

Додатково ми провели порівняльний аналіз поведінки з часом вейвлет-коефіцієнтів і деяких характеристик розподілу: дисперсії, асиметрії, ексцесу тощо для досліджуваних часових рядів. Результати розрахунків наведено на рис. 4, 5. Особливі відмінності помітити дуже складно. Аналіз розподілу флуктуацій цін та їх волатильностей теж не виявився інформативним.

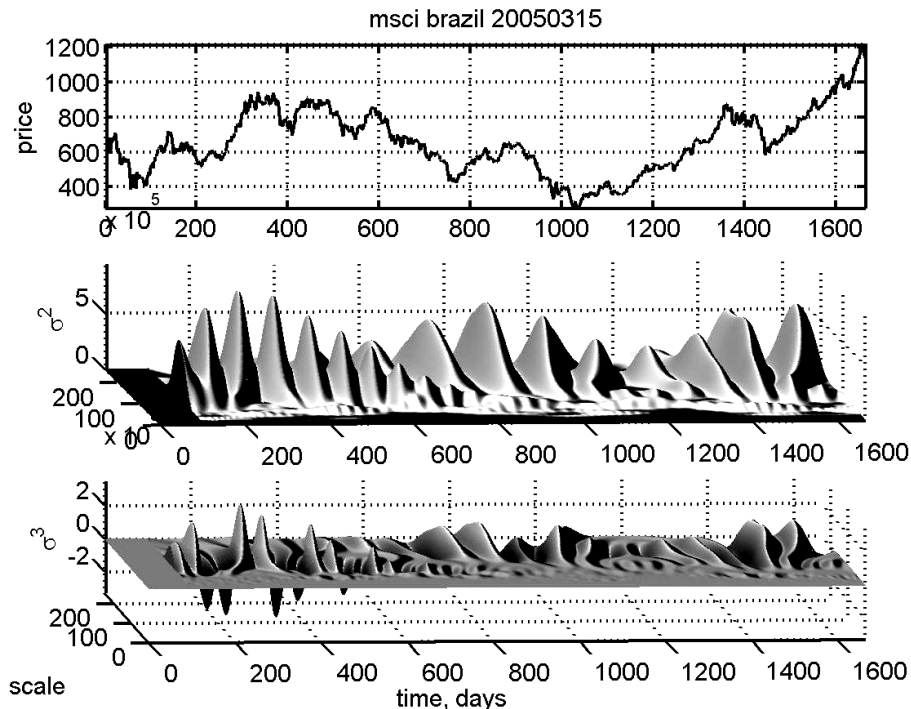


Рис. 4. Залежність від часу дисперсії σ^2 і асиметрії σ^3 коефіцієнтів вейвлет-перетворення динамічного ряду MSCI Brazil (верхня частина рисунка)

З огляду на сказане складно оцінити привабливість фондових ринків США і Бразилії з точки зору глобального інвестора. Тому розглянемо далі оцінку максимально можливих втрат інвестора за методикою VaR. VaR розраховується наступним чином:

$$VaR = W_0 \alpha_0 \sigma \sqrt{h}, \quad (9)$$

де W_0 – початкове значення портфеля, в даному разі це значення індексу вибраної країни; α_0 – рівень довіри, σ – середньоквадратичне відхилення, h – горизонт прогнозування, який визначається в днях.

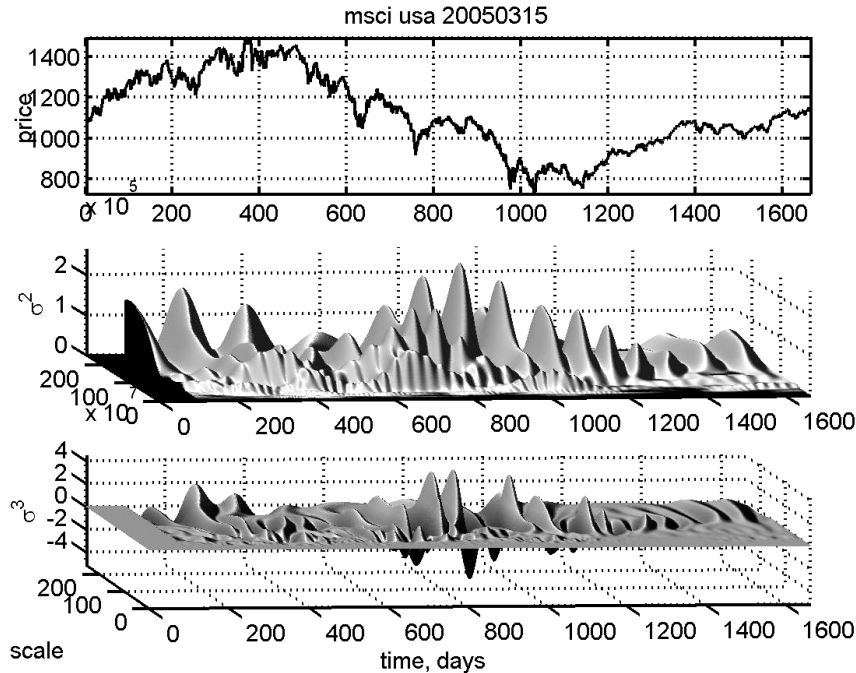


Рис. 5. Динамічний ряд MSCI USA та відповідні дисперсія σ^2 і асиметрія σ^3 коефіцієнтів його вейвлет-перетворення

Оскільки σ подається в добовому базисі, то за допомогою виразу $\sigma \sqrt{h}$ відбувається масштабування середньоквадратичного відхилення до інтервалу h -днів.

Для того, щоб розкласти варіацію на множину рівнів, необхідно показати, що дискретне вейвлет-перетворення зберігає енергію, тобто сума всіх квадратів вейвлет-коефіцієнтів на масштабі j дорівнює сумі квадратів елементів функції:

$$\|W\|^2 = \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^{2^j} d_{j,k}^2 + s_{j,0}^2 = \sum_{t=0}^{N-1} f_t^2 = \|f\|^2. \quad (10)$$

В (10) W означає вектор, який містить коефіцієнти рівнів $j = 1, 2, \dots, J$ і коефіцієнт масштабу рівня J . Тепер вейвлет-варіацію, пов'язану з масштабом $\lambda_j (\lambda_j = 2^{j-1})$ для функції $f(t)$, можна визначити наступним чином:

$$\sigma_f^2(\lambda_j) = \frac{1}{2\lambda_j} \text{var}(d_j; k). \quad (11)$$

До того ж, вейвлет-варіація є розкладом покрокової варіації:

$$\sum_{j=1}^{\infty} \sigma_f^2(\lambda_j) = \text{var}(f(t)). \quad (12)$$

Ідея розрахунків полягає в тому, що обирається горизонт h , на який ми бажаємо отримати показник VaR. Виходячи зі значення h , визначаємо максимальний рівень γ , який ми беремо з декомпозиції для розрахунку вейвлет-варіації на даний період, тобто $2^{\gamma-1}$ максимально наближається до значення h , але не перевищує його:

$$\sigma^2 = \sum_{j=1}^{\gamma} \sigma_f^2(\lambda_j). \quad (13)$$

На рис. 6 разом з коливаннями індексів (“price”) наведено оцінки максимально можливих втрат портфельного інвестора на ринках США та Бразилії (VaR) залежно від горизонту прогнозу у днях.

Таким чином, дослідження мультифрактальних властивостей нестационарних динамічних рядів дозволяє виявити нову міру складності сигналу, яку ми назвали мірою ефективності. Такою мірою може слугувати ширина спектра мультифрактальності. Зменшення цієї величини вказує на наявність процесів, які мають деструктивний характер: організаційна перебудова, деградація, застійні явища тощо. При $\delta\alpha < 1$ ми маємо справу з критичними або кризовими явищами.

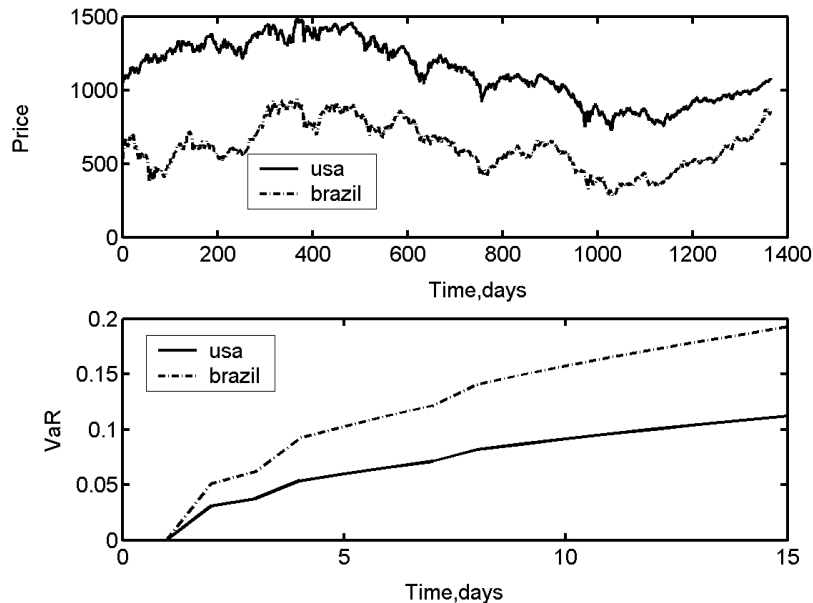


Рис. 6. Залежність величини VaR від горизонту прогнозу (нижня частина рисунка) для часових рядів, які представлені індексами MSCI USA і MSCI Brazil (верхня частина рисунка)

Модельовання та прогнозування

критичних та кризових явищ в складних фінансово-економічних системах

Критичні явища в складних системах (до яких належать зокрема фінансові ринки) – надзвичайно важливі події, які однаковою мірою цікавлять як академічну науку, так і фінансових аналітиків та практиків. Згідно з сучасними теоретичними уявленнями ринки є ефективними і тільки поява драматичної інформації, катастрофічні або шоківі події можуть призвести до суттєвих змін (які, як правило, носять критичний характер), або неконтрольованого швидкого спаду ринку – кризи або краху. Різниця між останніми зводиться до розподілу у часі: криза, на відміну від краху, більш розтягнута. Далі ці терміни вважатимуться синонімами, якщо про інше не буде сказано окремо.

Що стосується дослідження причин цих явищ, то скоріш за все не можна дійти однозначних висновків відносно того, яка саме інформація переводить складну систему в критичний стан. Справа в тому, що більшість статистичних фінансових моделей базуються на припущенні стаціонарності та ергодичності часових рядів і принципово не в змозі аналізувати крахи. В дійсності ринки є ієрархічними об’єктами, де кожен рівень може мати різні ваги, зв’язаність, характерні часові та просторові масштаби (або ж не мати таких – масштабно інваріантні мультифрактальні об’єкти). Тому задача зводиться до конструювання таких передвісників катастрофічних явищ, які б дозволили, аналізуючи сучасними методами стан та динаміку ринку, виявляти принципові “патерни” передкризових станів.

Згідно з [21] крах спричинюється нестабільністю системи; конкретна причина краху вторинна. В той же час, ріст чутливості і зростання нестабільності ринку поблизу такої критичної точки можуть пояснити такий різновид спроб розкрити локальні причини критичних явищ. По суті, що-небудь все рівно спрацює, як тільки система “дозріла”. У цій моделі крах зумовлений ендегенними причинами і має внутрішнє походження, а екзогенні, або зовнішні потрясіння слугують лише “спусковим гачком”. Як наслідок, кризи мають значно більш тонке походження, оскільки вони повільно виношуються ринком в процесі самоорганізації. Іншими словами, істинна причина кризи може бути названа системною нестабільністю.

Не дивлячись (в такій постановці проблеми) на принципову непередбачуваність кризи, на наш погляд, можна виділити характерні риси передкритичного стану ринку і відстежувати динаміку кризи. Насамперед, відмітимо дві головні з них:

- кластеризація волатильності, яка стрімко зростає перед кризою;
- самоорганізоване зростання довготривалих кореляцій.

Мета дослідження зводиться до аналізу сучасними методами нелінійної динаміки поведінки цих можливих передвісників критичних явищ.

Нами було розглянуто і проаналізовано основні відомі кризи і шоківі явища XX-XI сторіч (див. для огляду [21, 30]). Серед них головна увага приділялась краху 19 жовтня 1987 р., який був накладений на затяжну кризу високотехнологічних компаній та бюджетного дефіциту США. Використовувались бази даних відомих американських фондових індексів S&P 500 та DJIA (finance.yahoo.com). Методом аналізу детрендованих флуктуацій (АДФ) досліджувались локальні значення коефіцієнтів Херста для прибутків (H) та їх модулів α (останні пропорційні волатильності) [25, 27, 28, 29, 32]. Для характеристики локальної сингулярності часових рядів розраховувався коефіцієнт Холдера h [25, 27, 28, 29, 32].

Нехай зміна ціни (або, іншими словами, “return” – прибуток) $S_i(t)$ активу $i = 1, \dots, N$ за проміжок часу Δt визначається (1).

Алгоритм методу аналізу детрендованих флуктуацій складається з наступних етапів [25, 27, 28, 29, 32]:

1. Ряд (2) розбивається на N/τ проміжків однакової довжини τ .
2. Для кожного проміжку знаходиться лінійна апроксимація тренду $y_\tau(t) = a_\tau t + b_\tau$, де a_τ, b_τ – деякі константи вибраного проміжку.
3. Проводиться процедура детрендування $g_\tau(t) = y_\tau(t)$ шляхом віднімання від значень оригінального ряду (2) значень локального тренду $y_\tau(t)$.
4. Для кожного проміжку знаходиться величина $F_i^2(\tau) = \frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau/\Delta t} (g(t) - y_\tau(t))^2$ і її середнє значення

$$\langle F^2(\tau) \rangle = \frac{\tau}{N} \sum_{i=1}^{N/\tau} F_i^2(\tau).$$

5. Показник ступеня α в залежності $\langle F^2(\tau) \rangle \propto \tau^{2\alpha}$ знаходиться шляхом побудови прямої в подвійному логарифмічному масштабі.

Для прибутків $g(t)$ він визначає коефіцієнт Херста H . Його визначають і для модулів прибутків $|g(t)|$, де він характеризує довготривалу пам'ять ринку. Можна запропонувати і локальну версію описаної процедури, коли вона повторюється для деяких достатньо довгих часових вікон, які пробігають вздовж всього часового проміжку.

На рис. 8 наведено приклади розрахунків локальних коефіцієнтів Херста для прибутків та їх модулів в період кризи 1987 року (рис. 7).

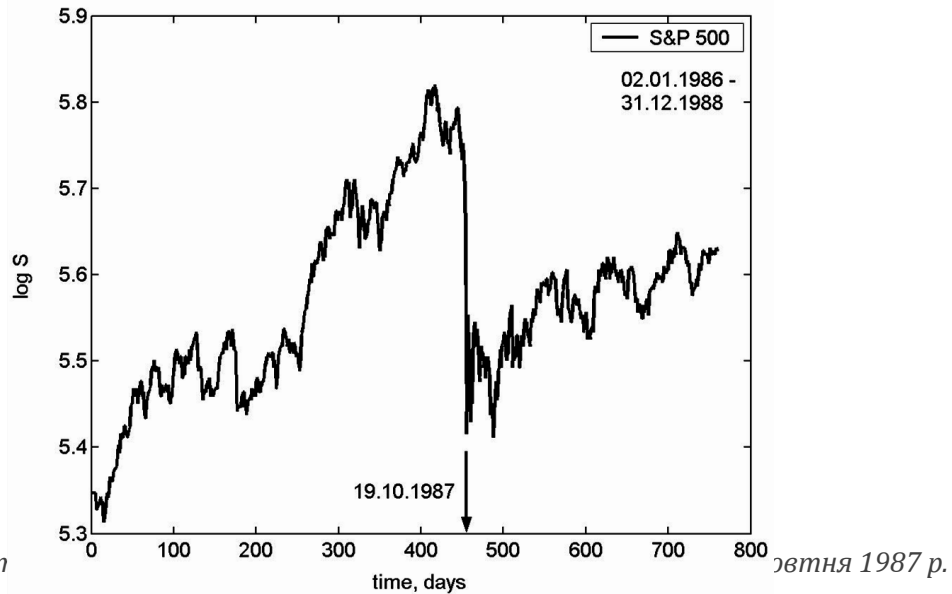


Рис. 7. Залежність

Незважаючи на застосування локальної версії розрахунку, коефіцієнт Херста характеризує глобальні подібності між часовими рядами.

Для визначення локальних сингулярних властивостей динамічних рядів використовують коефіцієнт Холдера h [25, 27, 28, 29, 32]. Якщо існує поліном $P_n(x)$ степеня n такий, що

$$|f(x) - P_n(x - x_0)| \leq C|x - x_0|^h,$$

то h називається локальним коефіцієнтом Холдера, який характеризує скейлінг функції в локальній точці x_0 для $n < h \leq n + 1$. Він відображає регулярність функції в околі точки x_0 : чим вище h , тим більш регулярною є функція f . Зважаючи на те, що критичні явища ринку призводять до значних змін в часових рядах, розрахунок їх локальної регулярності може дати нову інформацію для передбачення кризових ситуацій.

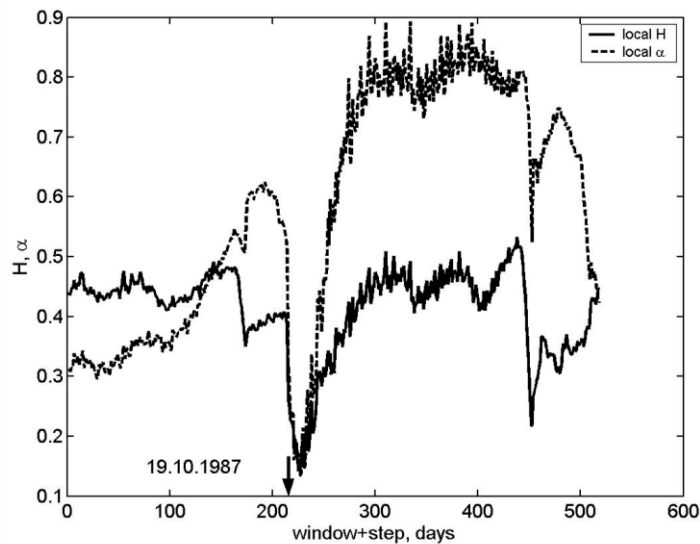


Рис. 8. Поведінка локальних коефіцієнтів Херста H та α в період кризи. Величина вікна розміром приблизно 1 рік (240 робочих днів) зміщується вздовж вісі абсцис з кроком в один день

Для розрахунку локального коефіцієнта Холдера ми скористалися методами вейвлет-аналізу, реалізованими у вигляді окремого набору інструментів (toolbox) MATLAB – FracLab (<http://fractales.inria.fr/>).

З рис. 9 видно суттєву зміну коефіцієнта Холдера в період, що передує краху 1987 року. Перед крахом регулярність часового ряду стрімко зростає і також стрімко спадає до значення, суттєво меншого від середнього. Аналогічна поведінка коефіцієнта h спостерігається й в інші кризові моменти, а також для інших часових рядів.

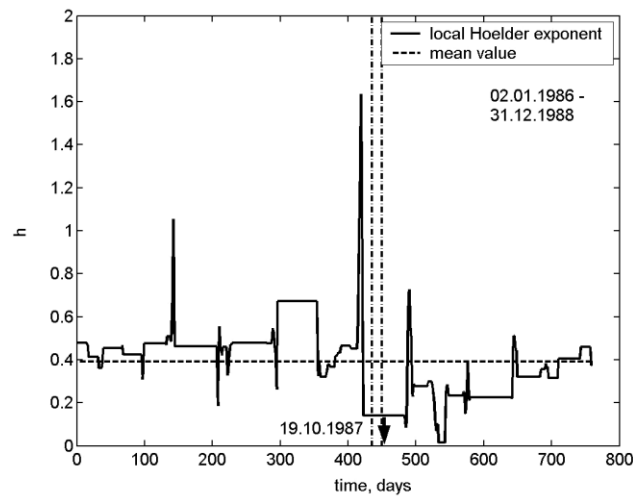


Рис. 9. Поведінка локального коефіцієнта Холдера, розрахованого для трирічного проміжку часу індексу S&P 500. Вертикальними пунктирними лініями вказано проміжок часу (16), на якому в даному випадку розраховується коефіцієнт h

Як передвісники критичних явищ нами також розглядалися інші характеристики, особливо ті з них, які характеризують колективні самоорганізовані процеси. До таких, в першу чергу, належать кореляційні та спектральні властивості.

Розглянемо перші з них. Побудуємо матрицю $C_{ij} = \langle g_i(t) g_j(t) \rangle$, яка відображає кореляцію між акціями ринку. На рис. 10 зображена поведінка середнього значення коефіцієнта кореляції $\langle C \rangle$ для індексу S&P 500. Використовувалась вибірка з 21 фірми, які належать до сектора нової економіки (інформаційних технологій). Ширина часового вікна, на якому розраховувалась крос-кореляційна матриця, вибиралась рівною 32 дням. Можна побачити, що в передкризовий період ринок спочатку знаходиться в хаотичному стані (величина $\langle C \rangle$ спадає майже до нуля), а потім стрімко зростає в період кризи.

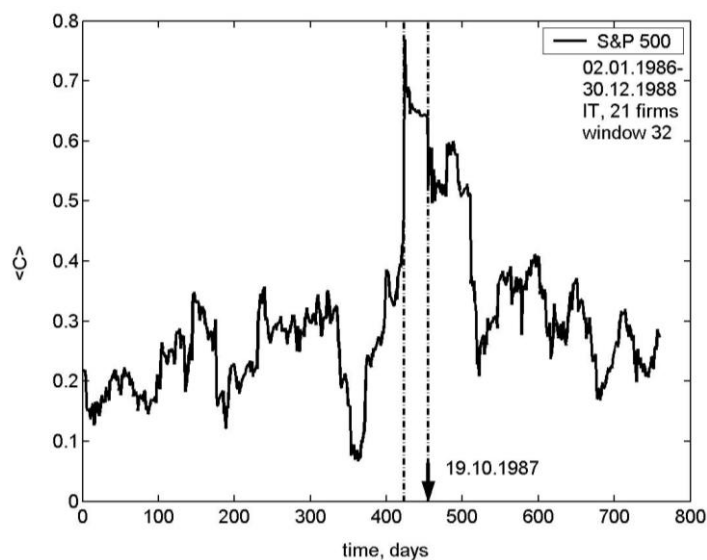


Рис. 10. Кореляційні властивості фондового ринку США в період кризи 1987 р.

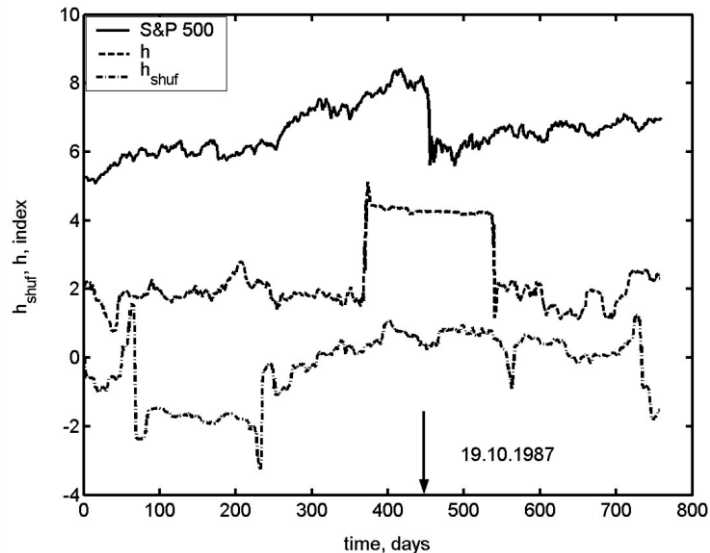


Рис. 11. Зміна точкового коефіцієнта Холдера в період краху: верхня крива – вихідний динамічний ряд S&P 500; середня – коефіцієнт Холдера, нижня – коефіцієнт Холдера для змішаного ряду

Висновки. Отже, методи мультифрактального аналізу нестационарних часових рядів дозволяють вказати деякі з їх глобальних та локальних характеристик, які можуть бути використані для прогнозування і (що найбільш важливо) передбачення критичних і кризових явищ. Аналіз графіків рис. 8 свідчить про подібні особливості локальних версій коефіцієнтів Херста, які значно зменшуються в передкризовий період. Локальний коефіцієнт Холдера (рис. 9) в передкризовий період різко змінюється від свого максимального до мінімального значення. В цей же період сильно змінюються кореляційні властивості ринку. Зазначимо, що подібні властивості носять універсальний характер, хоч мають деякі несуттєві особливості, притаманні конкретному критичному явищу.

Проведені дослідження показують, що у фінансово-економічних системах мають місце процеси самоорганізації. Вони проявляються за рахунок формування систем, які описуються розподілом з “тяжкими хвостами”. Такий розподіл властивий дуже неоднорідним системам, в яких незначна частина системи може контролювати її системну поведінку. Моніторинг крос-кореляцій досліджуваної системи дозволить забезпечити необхідний ризик-менеджмент, а також відслідковувати можливі негативні явища, зокрема крахи, будувати адекватні індикатори різноманітних критичних колективних явищ.

Підсумовуючи, зауважимо, що застосування методів нелінійної динаміки в поєднанні з засобами комп’ютерного моделювання нелінійних динамічних процесів в економіці дозволяють одержати принципово нову інформацію відносно структури і динаміки складних фінансово-економічних систем.

Список літератури

1. Арнольд В.И. Теория катастроф. – М.: Эдиториал УРСС, 2005.
2. Астафьева Н.М. Вейвлет-анализ: основы теории и примеры применения // Успехи физических наук. – 1996. – Т. 166. – № 11. – С. 1145-1170.
3. Дербенцев В.Д., Соловйов В.М., Ганчук А.А. Мультифрактальність світового фондового ринку // Економіка: проблеми теорії та практики: Збірник наук. праць. Вип. 205, т. II. – Дніпропетровськ: ДНУ, 2005.
4. Дербенцев В.Д., Соловйов В.М., Сердюк О.А. Передвісники критичних явищ в складних економічних системах // Новое в экономической кибернетике: Сб. науч. ст. / Под общей редакцией Ю.Г. Лысенко; Донецкий нац. ун-т // Моделирование нелинейной динамики экономических систем. – Донецк: ДонГУ, 2005. – № 1. – С. 5-14.
5. Дербенцев В.Д., Соловйов В.М., Шарапов О.Д. Моделювання явищ самоорганізації в фінансово-економічних системах // Економіко-математичне моделювання. Вісник ТАНГ. Вип. 14. – Тернопіль: ТАНГ, 2003, № 3. – С. 104-110.
6. Долятовский В.А., Касаков А.И., Коханенко И.К. Методы эволюционной и синергетической экономики в управлении. – Ростов-на-Дону, 2001. – 577 с.
7. Дремин И.М., Иванов О.В., Нечитайло В.А. Вейвлеты и их использование // Успехи физических наук. – 2001. – Т. 171. – № 5. – С. 465-501.
8. Дьяконов В.Д. Вейвлеты. От теории к практике. – М.: СОЛОН-Пресс, 2004. – 400 с.
9. Занг В.Б. Синергетическая экономика. Время и перемены в нелинейной экономической теории / Н.В. Островская: Пер. с англ. – М.: Мир, 1999. – 336 с.
10. Капица С.П., Курдюмов С.П., Малинецкий Г.Г. Синергетика и прогнозы будущего. – М.: Эдиториал УРСС, 2001.

11. Малинецкий Г.Г. Потапов А.Б. Хаос. Современные проблемы нелинейной динамики. – М.: Эдиториал УРСС, 2005. – 256 с.
12. Мандельброт Б. Фрактальная геометрия природы. – М.: Ин-т компьютерных исследований. – 2002, 656 с.
13. Милованов В.П. Неравновесные социально-экономические системы: синергетика и саморганизация. – М.: Эдиториал УРСС, 2001. – 264 с.
14. Петере Э. Хаос и порядок на рынках капитала: Пер. с англ. – М.: Мир, 2000. – 333 с.
15. Пригожин И., Стенгерс И. Порядок из хаоса. Новый диалог человека с природой: Пер. с англ. – М.: Эдиториал УРСС, 2001. – 312 с.
16. Сергеева Л.Н. Моделирование поведения экономических систем методами нелинейной динамики (теории хаоса). – Запорожье: Запорожский гос. ун-т, 2002. – 227 с.
17. Сергеева Л.Н. Нелинейная экономика: модели и методы. – Запорожье: Полиграф, 2003. – 217 с.
18. Соловійов В.В., Ганчук А.А. Особливості динаміки світового фондового ринку // Ринок цінних паперів України. – 2005. – № 5-6. – С. 35-40.
19. Соловійов В.М., Дербенцев В.Д., Шарапов О.Д. Особливості динаміки і топології сучасних фінансово-економічних систем // Вісник Черкаського університету. Серія “Економічні науки”, 2003. Вип. 48. – С. 127–136.
20. Соловійов В.М., Соловійова В.В., Нагібас А.О. Порівняльний аналіз динаміки фондових ринків розвинених країн та країн з перехідною економікою // Вісник Криворізького технічного університету. Серія “Економічні науки”. – 2005. – Вип. 9. – С. 147-155.
21. Сорнетте Д. Как предсказывать крахи финансовых рынков: критические события в комплексных финансовых системах. – М.: Интернет-трейдинг, 2003. – 400 с.
22. Хакен Г. Информация и самоорганизация. Макроскопический подход к сложным системам. – М.: КомКнига, 2005. – 248 с.
23. Шарапов О.Д., Дербенцев В.Д., Семьонов Д.Є. Економічна кібернетика: Навч. посібник. – К.: КНЕУ, 2004. – 231 с.
24. Шарапов О.Д., Дербенцев В.Д., Соловійов В.М. Дослідження довготривалої пам'яті фінансово-економічних часових рядів // Моделювання та інформаційні системи в економіці (Машинна обробка інформації): Міжвідом. наук. зб. Вип. 72. – Київ: КНЕУ, 2005.
25. Agaev A., Kuperin Yu.F. Multifractal Analysis and Local Hoelder Exponents Approach to Detecting Stock Markets Crashes // e-print: <http://arXiv:cond-mat/0407603>.
26. Dorogovtsev S.N., Mendes J.F.F. Evolution of networks // Advanced in Physics, 2002, v. 51. – P. 1079-1187 // e-print arXiv:cond-mat/0106144, v. 2, 7 Sep., 2004.
27. Grech D., Mazur Z. Can One Make Any Crash Prediction in Finance Using the Local Hurst Exponent Idea? // e-print: <http://arXiv:cond-mat/0311627>.
28. Ivanov P.Ch., Hausdorff J.M., Halvin S. et.al. Levels of Complexity in Scale-Invariant Neural Signals // e-print: <http://arXiv:cond-mat/0409545>.
29. Mantegna R.N., Stanley H.E. An Introduction to Econophysics (Cambridge University Press, Cambridge, 2000).
30. Sornette D. Critical Market Crashes // e-print: <http://arXiv:cond-mat/0301543>.
31. Stanley H.E. Statistical physics and economic fluctuations: do outliers exist? // Physica A, 2003, v. 318. – P. 279-292.
32. Struzik Z.R., Local Effective Hoelder Exponent Estimation on the Wavelet Transform Maxima Tree, in Fractals: Theory and Applications in Engineering, Eds: M. Dekking, J. L'evy V'ehel, E. Lutton, C. Tricot, Springer Verlag, pp. 93–112, (1999).

Summary

The author offers modern methods for the study of complex financial and economic systems. The use of multifractional and other analysis for the study of the dynamics of the world stock market as well as modeling and forecasting of critical and crisis phenomena in complex financial and economic systems are presented.

Отримано 12.01.2006