УДК 330.46:519.86

В.М. Соловйов, І.О. Стратійчук

ВИКОРИСТАННЯ ТЕОРІЇ СКЛАДНИХ СИСТЕМ ДЛЯ ДОСЛІДЖЕННЯ ЕКОНОМІКИ

Розглянуто особливості концепції складності в фінансово-економічних системах. Показано, що парадигма економіки складності є альтернативою постнеокласичній теорії в умовах волатильної динаміки світової економіки. Описано основні методи оцінки складності соціально-економічних систем.

Ключові слова: *складні системи, прогнозування, алгоритмічна складність, оцінка Лемпеля-Зіва, масштабно-залежний показник Ляпунова (МЗПЛ), інтегральна міра складності.*

1. Вступ. Складні динамічні системи вже успішно досліджуються в технічних і фундаментальних науках, починаючи з атомарних і молекулярних систем у фізиці і хімії і аж до клітинних організмів та екологічних систем в біології, нейронних мереж, що вивчаються теоріями мозку і комп'ютерних мереж Інтернету. В даний час обговорюється також застосування теорії складних систем в економічних науках.

Проблемам складності в останні півстоліття приділяється належна увага. Відомі фундаментальні роботи у цьому напрямку з боку визначних фізиків, лауреатів Нобелівських премій Іллі Пригожина, Мюррея Гелл-Манна, Філіпа Андерсона, математиків, таких як А.Колмогоров, Г. Чейтін, М. Лі. Серед недавніх досягнень слід звернути увагу на роботи [1, 2], в яких основна увага приділяється визначенням та практичному застосуванню конкретних мір складності до конкретних складних систем.

У свою чергу в моделюванні таких систем можна виділити наступні головні концепції та інструменти: самоорганізація, нелінійна динаміка, синергетика, теорія турбулентності, динамічні системи, катастрофи, нестабільності, стохастичні процеси, хаос, графи і мережі, клітинні автомати, адаптивні системи, генетичні алгоритми і комп'ютерний інтелект [1].

Під складною системою розуміють складений об'єкт, частини якого можна розглядати як системи, закономірно об'єднані в єдине ціле відповідно до певних принципів або зв'язані між ними. Поняття складних систем використовують в системотехніці, системному аналізі, при системному підході в різних галузях науки, техніца і економіці. Такі системи можна розчленувати на скінчене число частин (підсистем); кожну таку підсистему (вищого рівня) можна у свою чергу розчленувати на скінчене число дрібніших підсистем і т. д., аж до підсистем першого рівня, елементів складної системи, які об'єктивно не підлягають розчленовуванню на складові.

В економіці це пояснюється існуванням єдиної світової фінансово-економічної системи, економік окремих країн та галузевих структур відповідно. Виходячи з цього, можна сказати, що фінансово-економічна система є складною на різних рівнях.

Ключові проблеми складних систем пов’язані з труднощами їх формального представлення і моделювання. Єдиного підходу до їх вирішення поки що немає.

Методологія складних систем містить у собі широкі потенціальні можливості їх розв'язання.

Оскільки процеси моделювання, застосування кількісних методів в економіці передбачають процедури вимірювання, важливе значення приділяється мірам складності. І. Пригожин зазначає, що поняття простоти і складності релятивізуються в плюралізмі мов опису, що зумовлює і множинність підходів до кількісного опису феномену складності. Тому будемо далі за Пригожиним досліджувати прояви складності системи, застосовуючи при цьому сучасні методи кількісного аналізу.

В даній роботі обмежимося розглядом трьох поширених мір складності: інформаційних, мультимасштабних та хаос-динамічних.

2. Інформаційні міри складності. Відомими прикладом міри складності є складність за Коломогоровим.

Ідея А. М. Колмогорова [3], полягала в тому, щоб вимірювати кількість інформації, що міститься в індивідуальних скінчених об'єктах (а не у випадкових величинах, як у шеннонівській теорії інформації). Виявилось, що це можливо (хоча лише з точністю до обмеженого доданку). Колмогоров запропонував вимірювати кількість інформації в скінчених об’єктах за допомогою теорії алгоритмів, визначивши складність об’єкту як мінімальну довжину програми, що породжує цей об’єкт. Таке визначення стало базисом алгоритмічної теорії інформації, а також алгоритмічної теорії ймовірностей: об’єкт вважається випадковим, якщо його складність наближена до максимальної.

За Колмогоровим, складність об’єкту (наприклад, тексту - послідовності символів) — це довжина мінімальної програми яка виводить даний текст, а ентропія — це складність, що ділиться на довжину тексту. На жаль, це визначення чисто умоглядне. Надійного способу однозначно визначити цю програму не існує. Але є алгоритми, які фактично якраз і намагаються обчислити колмогорівські складність тексту і ентропію [4].

3. Оцінка складності Колмогорова за схемою Лемпела-Зіва. А. Лемпелом і Я. Зівом була запропонована наступна схема розділення слова на підслова. Позначимо через x_l^r слово, що складається з букв слова $x = a_{i1}...a_{in}$, починаючи з l-ої і закінчуючи r-ою, тобто $x_l^r = a_{il}...a_{ir}$. Розділимо слово $x_1^n \in A^n$ на підслова $\sigma_i, i = 1,...,m$ за наступним правилом. Нехай початок слова x_1^n вже розділено на підслова, тобто є конкатенацією підслів $\sigma_1 \sigma_2 ... \sigma_{i-1}$ і $x_1^n = \sigma_1 ... \sigma_{i-1} x_{li}^n$. Виберемо наступне підслово $\sigma_i = x_{li}^{l_{i=1}-1}$ так, щоб слово $x_{li}^{l_{i=1}-2}$ було найдовшим префіксом слова x_{li}^n і вже містилося як підслово в слові $x_{li}^{l_{i=1}-3}$, тобто $\sigma_i = x_{l_i-d_i}^{l_{i+1}-d_i-2} a_{j_i}$, де $d_i \le l_i$. Кожне підслово σ_i визначається трійкою чисел $(d_i, l_{i+1} - l_i j_i)$.

Наприклад, слово a1a2a2a1a2a1a1a2a1a2a1a2 розділяється на підслова a1, a2a2a1, a2a1a1, a2a1a2a1a2 і кодується послідовністю трійок чисел (1, 1, 1), (2, 1, 2), (1, 2, 1), (2, 3, 1), (4, 5, 2) [4].

Схема Лемпела-Зіва породжує програму P_{LZ}, яка поновлює слово за послідовністю трійок чисел. Щоб двійкові коди натуральних чисел можна було однозначно розділяти, перше число в кожній трійці доцільно записувати у двійковому вигляді з використанням рівно $\log l_i$ бітів, друге можна кодувати довільним префіксним кодом чисел натурального ряду, для запису третього досить $\log|A|$ бітів.

Як показує досвід, алгоритмічна складність не завжди в змозі описати складність реальних сигналів. Справа в тому, що складні сигнали проявляють притаманну їм складність на різних просторових і часових масштабах, тобто мають масштабно інваріантні властивості [2].

Для подолання таких труднощів використовуються мультимасштабні методи, до розгляду яких ми і переходимо.

4. Мультимасштабна ентропія. Для вимірювання складності часових рядів було введено різновид ентропії, який одержав назву ентропії подібності (Approximate Entropy – ApEn) [5], а трохи пізніше – її удосконалений варіант – ентропії шаблонів (Sample Entropy – SampEn) [6]. Ці види ентропійних показників визначають наявність чи відсутність повторюваних шаблонів (послідовностей певної довжини, побудованих із чисел ряду, що слідують одне за іншим) флуктуацій у часовому ряді. Порівняно велике значення SampEn показує ймовірність того, що подібні між собою шаблони спостережень не будуть слідувати один за одним. Іншими словами, часовий ряд, що містить велику кількість повторюваних шаблонів, має порівняно мале значення SampEn, а значення SampEn для менш передбачуваного (більш складного) процесу є більшим.

Вхідними даними для розрахунку SampEn є часовий ряд, а також два параметри, *m* та *r*. Параметр *m* характеризує розмірність вкладень, а другий – *r* – є пороговим критерієм, який дозволяє вважати два довільні вектори однаковими ("фільтруючий чинник"). Досліджуються підпослідовності елементів часового ряду S_N, що складаються з *m* чисел, взятих, починаючи з номера *i*, і називаються векторами $p_m(i)$.

Для розглядуваної множини P_m всіх векторів довжини *m* часового ряду S_N можна обраховувати значення: $C_{im}(r) = \dfrac{n_{im}(r)}{N - m + 1}$, де $n_{im}(r)$ – кількість векторів у P_m, що подібні вектору $p_m(i)$ (враховуючи вибраний критерій подібності *r*). Значення $C_{im}(r)$ є часткою векторів довжини *m*, що мають схожість із вектором такої ж довжини, елементи якого починаються з номера *i*. Для даного часового ряду обраховуються значення $C_{im}(r)$ для кожного вектора у P_m, після чого знаходиться середнє значення $C_m(r)$, яке виражає розповсюдженість подібних векторів довжини *m* у ряду S_N. Безпосередньо ентропія подібності для часового ряду S_N з використанням векторів довжини *m* та критерію подібності *r* визначається за формулою: $SampEn(S_N, m, r) = \ln(C_m(r)/C_{m+1}(r))$, тобто, як натуральний логарифм відношення повторюваності векторів довжиною *m* до повторюваності векторів довжиною *m*+1.

Показник ентропії шаблонів функціонально залежить від одного кроку диференціювання, тобто відображає міру невизначеності чергового відліку, який ми прогнозуємо за попередньою історією процесу. Інакше кажучи, цей вид ентропії описує міру втрати інформації на кожному подальшому кроці щодо попереднього. З цієї причини такі параметри не можуть бути застосовні до аналізу явищ, що являються за своєю природою мультимасштабними.

Для подолання цих труднощів було запропоновано використовувати мультимасштабний аналіз ентропії (Multiscale Entropy Analysis –MSE), де у якості міри ентропії на різних масштабах декомпозиції початкового часового ряду використовувався параметр ентропії [6]. Метод MSE включав дві послідовно виконувані процедури: (1) процес «грубого дроблення» початкового часового ряду; (2) усереднення даних на сегментах, що не перетинаються.

Процес «грубого дроблення» («грануляція») полягає в усереднені послідовних відліків ряду в межах вікон, що не перетинаються, а розмір яких τ – збільшується при переході від масштабу до масштабу (рис. 1). Кожен елемент «гранульованого» часового ряду $y_j^{(\tau)}$ знаходиться у відповідності до виразу:

$$y_j^{\tau} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i, \quad 1 \le j \le N/\tau, \qquad (1)$$

де τ характеризує масштабний фактор. Довжина кожного «гранульованого» ряду залежить від розміру вікна і рівна N/τ. Для масштабу рівного 1 «гранульований» ряд просто тотожний оригінальному. Для кожного з отриманих «гранульованих» часових рядів обчислювалася SamEn як функція масштабу.

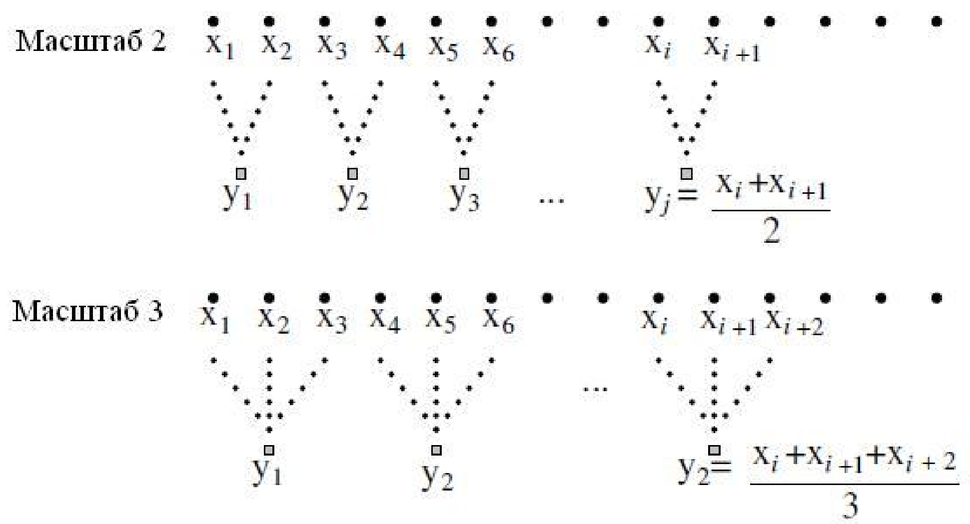
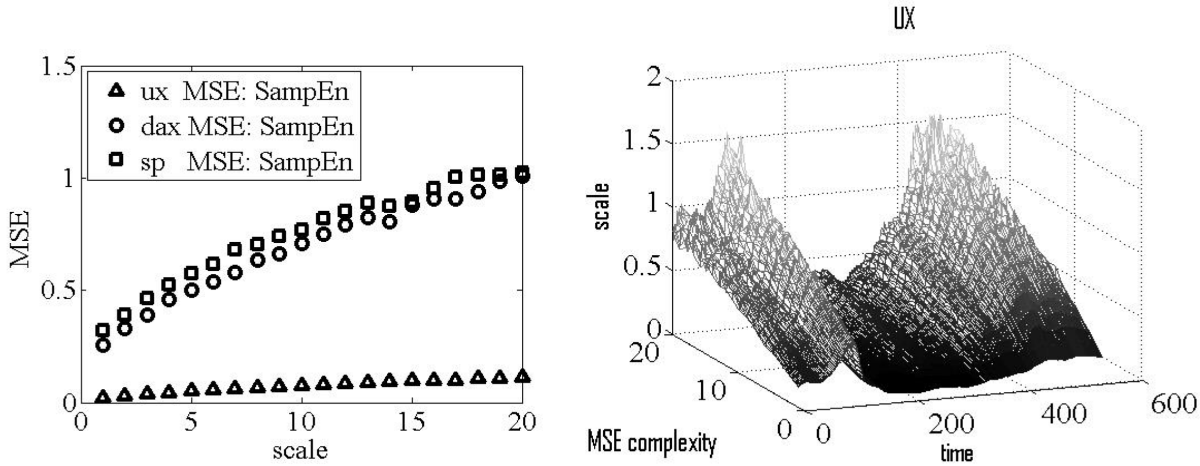


Рис. 1. Схематична ілюстрація процесу грубого дроблення ("грануляції") початкового часового ряду для масштабів 2 і 3

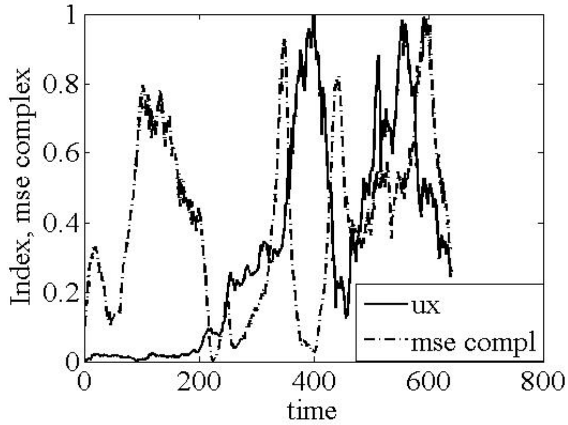
Результати розрахунків для щоденних значень фондових індексів України (ux), Німеччини (dax) та США (sp 500) за період 2005-2012 рр. представлені на рис. 2.



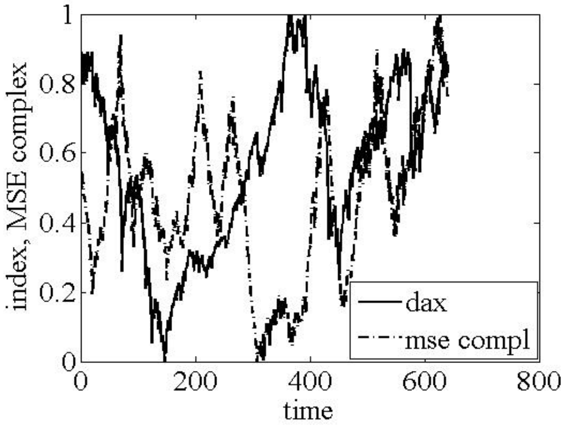
a) b)

Рис. 2. Залежність мультимасштабної ентропії MSE фондових індексів від масштабу scale (a); поверхня MSE складності (b) для фондового ринку України

З рис. 2а видно, що мультимасштабна ентропія зростає із збільшенням масштабу для всіх фондових індексів. При цьому більшим є зростання для індексів розвинених країн. Якщо розглянути динаміку MSE, то для вікна у 500 днів і кроку 5 днів вона має вигляд поверхні, представленої на рис. 2b. Отже, можна вибрати суму на всіх масштабах, або середнє значення MSE у якості кількісної оцінки складності. Тоді динаміка MSE мір складності, наприклад, для індексів ux і dax має вигляд, зображений на рис. 3.



a)



b)

Рис. 3. Порівняльна динаміка мультимасштабних мір складності (mse compl) і фондових індексів (а) України, (b) Німеччини. Джерело: розраховано авторами за даними [10]

Очевидно, що введена міра складності є чутливою характеристикою зміни складності системи: у передкризові періоди вона помітно зменшується і відновлює своє значення у після кризовий період.

Окрім мультимасштабної ентропії останнім часом запропоновано нову міру складності з використтанням масштабно-залежного показника Ляпунова, алгоритм розрахунку якого детально описаний в [7-9].

5. Масштабно-залежний показник Ляпунова і як міри складності. Складні системи незалежно від природи проявляють нелінійні характеристики, які включають як детерміновані, так і стохастичні складові. Такі системи генерують сигнали, що проявляють комплексні характеристики, зокрема, такі як чутливість до малих змін початкових умов, довгу пам'ять, нестаціонарність, нестабільність щодо катастрофічних явищ тощо. Складні сигнали проявляють складність на різних часових і просторових масштабах, тобто, являються мультискейлінговими.

Розглянуті вище фрактальні та мультимасштабні методи аналізу складності є саме такими мультискейлінговими методами. У цій частині роботи ми розглянемо ще один метод – метод визначення масштабно-залежного показника Ляпунова (МЗПЛ), який на відміну від інших дозволяє розділити різні типи динаміки системи, що проявляються на різних масштабах. Детальний опис методу можна знайти в оригінальних роботах [8, 9]. Ми ж коротко опишемо ідею і формальні основи методу, введемо нові міри складності і проіллюструємо їх ефективніть на прикладі фондових індексів.

Нехай ми маємо єдине спостереження, проведене через дискретний часовий інтервал Δt у вигляді часового ряду $u_i(t)$, де $t = i \cdot \Delta t$. Згідно теореми Такенса, еквівалентна фазова траєкторія, що зберігає структури оригінальної фазової траєкторії, може бути відновлена з часового ряду методом часових затримок:

$$\vec{x}(t) = (u_i, u_{i+\tau}, \ldots, u_{i+(m-1)\tau}) \,, \qquad (2)$$

де $m-$ розмірність вкладення, τ – часова затримка (реальна часова затримка визначається як $\tau \cdot \Delta t$). Топологічні структури відновленої траєкторії зберігаються, якщо $m \geq 2 \cdot d + 1$, де $d-$ розмірність атрактора. На практиці більшості випадків атрактор може бути відновлений і при $m \leq 2d$.

Після реконструювання фазового простору розглянемо ансамбль траєкторій.

Позначимо початкову відстань між двома близькими траєкторіями ε_0, а їх середню відстань у момент часу t та $t+\Delta t$ як ε_t та $\varepsilon_{t+\Delta t}$, відповідно. Траєкторія поділу схематично показана на рисунку 4.

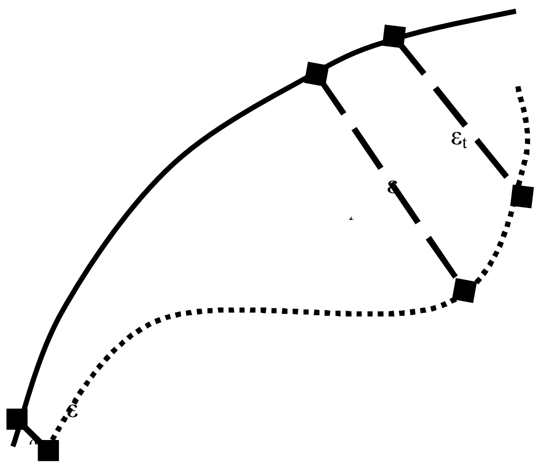


Рис. 4. Схематичне зображення двох довільних траєкторій в загальному високорозмірному просторі, з відстанями між траєкторіями в моменти часу 0, t, та $t+\delta t$ відповідно ε_0, ε_t , та $\varepsilon_{t+\delta t}$. Джерело: [9]

Розглянемо відношення між ε_t та $\varepsilon_{t+\Delta t}$ при малих значеннях Δt. При $\Delta t \to 0$, маємо:

$$\varepsilon_{t+\Delta t} = \varepsilon_t e^{\lambda(e_t)\Delta t}, \qquad (3)$$

де $\lambda\left(\varepsilon_t\right)$ є значенням залежного від масштабу показника Ляпунова, що обчислюється таким чином:

$$\lambda(\varepsilon_t) = \frac{ln\,\varepsilon_{t+\Delta t} - ln\,\varepsilon_t}{\Delta t}. \qquad (4)$$

Еквівалентно, ми можемо позначити цю величину як, $d\varepsilon_t$

$$d\varepsilon_t / dt = \lambda(\varepsilon_t)\varepsilon_t dt. \qquad (5)$$

При заданих даних часового ряду, найменше можливе значення Δt є часом дискретизації τ.

Відзначимо, що класичний алгоритм обчислення максимального показника Ляпунова λ_1 базується на припущенні $\varepsilon_t \approx \varepsilon_0 e^{\lambda_1 t}$ та оцінюванні λ_1 як $\left(ln\,\varepsilon_t - \varepsilon_0\right)/t$. В залежності від ε_0, ця властивість може не виконуватись навіть для дійсно хаотичних систем. Це підкреслюється схемою на рис. 1: $\varepsilon_{t+\delta t}$ насправді може бути і меншим, ніж ε_t. Для будь-якого типу шуму λ_1 завжди буде більше нуля, що призводить до невірної оцінки сигналу як хаосу, а не як шуму. З іншого боку, друге рівняння не включає ніяких припущень, крім того, що значення Δt є відносно малим.

Для обчислення МЗПЛ, перевіряємо, чи виконується для пари векторів $\left(V_i, V_j\right)$ наступна нерівність:

$$\varepsilon_k \le \left\| V_i - V_j \right\| \le \varepsilon_k + \Delta\varepsilon_k, k = 1,2,3,..., \qquad (6)$$

де ε_k та $\Delta\varepsilon_k$ є довільно вибрані невеликі значення відстаней, та

$$\left\|V_i - V_j\right\| = \sqrt{\sum_{w=1}^{m}\left(x_{i+(w-1)L} - x_{j+(w-1)L}\right)^2} \ . \quad (7)$$

Геометрично остання нерівність визначає оболонку у просторі високої розмірності. Далі досліджуємо динаміку цих же пар векторів $\left(V_i, V_j\right)$ у середині оболонки та здійснюємо усереднення по ансамблю за індексами i, j. Оскільки найбільший інтерес викликають експоненціальні чи степеневі функції, припускаємо, що взяття логарифму та усереднення можуть бути змінені місцями. Остаточно, наступне рівняння матиме вигляд:

$$\lambda\left(\varepsilon_t\right) = \frac{\left\langle ln\left\|V_{i+t+\Delta t} - V_{j+t+\Delta t}\right\| - ln\left\|V_{i+t} - V_{j+t}\right\|\right\rangle}{\Delta t}, \quad (8)$$

де t та Δt є цілими значеннями номеру виміру згідно інтервалу дискретизації, кутові дужки відповідають усередненню за індексами i, j всередині оболонки та

$$\varepsilon_t = \left\|V_{i+t+\Delta t} - V_{j+t+\Delta t}\right\| = \sqrt{\sum_{w=1}^{m}\left(x_{i+(w-1)L+t} - x_{j+(w-1)L+t}\right)^2} \ . \quad (9)$$

Нарешті зауважимо, що

$$\Lambda(t) = \left\langle \ln\left\|V_{i+t} - V_{j+t}\right\| - \ln\left\|V_i - V_j\right\|\right\rangle \quad (10)$$

називається залежною від часу експоненціальною кривою. Оскільки $\Lambda(t) = \ln\varepsilon_t - \ln\varepsilon_0$, ми відразу ж бачимо, що МЗПЛ відповідає локальному куту нахилу кривої виду:

$$\varepsilon_t = \varepsilon_0 \exp[\lambda(t)]. \quad (11)$$

При аналізі складних систем використовується також інтегральна міра складності, яка розраховується за формулою:

$$ln\,\varepsilon_t = ln\,\varepsilon_0 + \int_0^t \lambda\left(\varepsilon_t\right)dt . \quad (12)$$

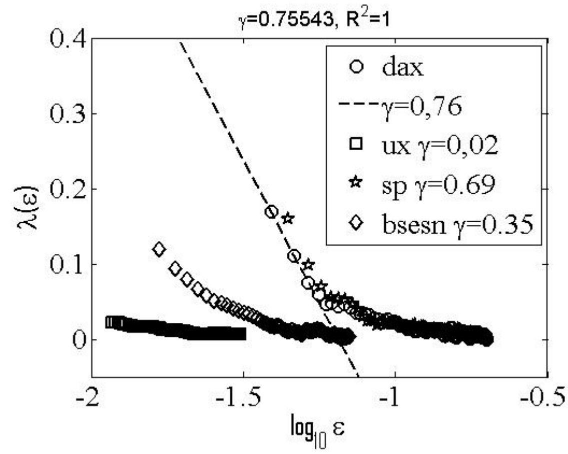
Найбільшою перевагою МЗПЛ є можливість розрізняти різні види динаміки. В [8] показано, що для детермінованого хаосу $\lambda(\varepsilon) = const = \lambda_1$ і дорівнює максимальному коефіцієнту Ляпунова.

У випадку, коли система містить стохастичну складову, залежність $\lambda(\varepsilon)$ носить характер логарифмічної залежності $\lambda(\varepsilon) \propto -\gamma\ln\varepsilon$. Нарешті для $1/f^{\alpha}$ - процесів, вводячи коефіцієнт Херста ($\alpha = 2H + 1$), спостерігається залежність $\lambda(\varepsilon) \propto H\varepsilon^{-1/H}$.

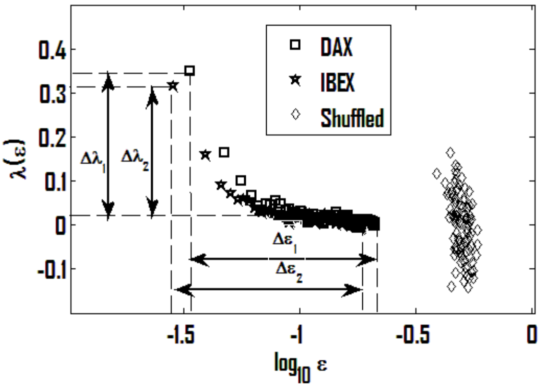
Аналіз фондових ринків свідчить про те, що ми спостерігаємо комбінацію двох останніх залежностей. Дійсно, рисунки 5a і 6a свідчать про вказані залежності. При цьому обчислені коефіцієнти Херста корелюють із відомими значеннями, знайденими більш точними методами. З даних рисунків також видно, що індекси фондових ринків, характеризуючи економічні системи різної міри складності, відрізняються величинами $\Delta\lambda = \lambda_{\max} - \Delta\lambda_{\min}$ і $\Delta\varepsilon = \varepsilon_{\max} - \varepsilon_{\min}$, зображеними на рис. 5b. Як бачимо, найбільші значення $\Delta\lambda$ та $\Delta\varepsilon$ відповідають фондовому індексу Німеччини, тоді як найнижчі –

перемішаному ряду, що тотожно рівню складності цих систем. У порівнянні з перемішаним рядом більш точні результати по визначенню складності дає $\Delta\varepsilon$.

Додатково розглянемо міру, яка одержується із рівняння (12), назвавши її інтегральною $Int.Compl = ln\,\varepsilon_t$.



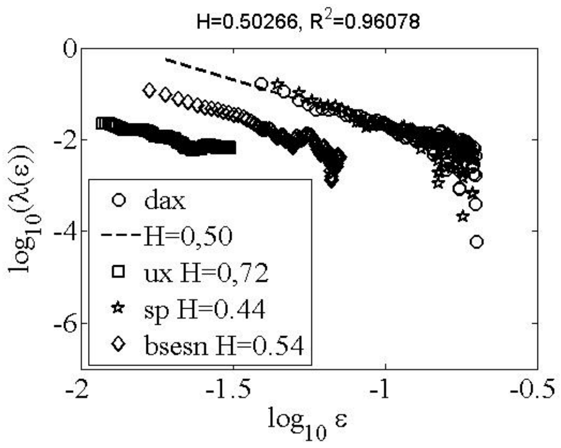
a)



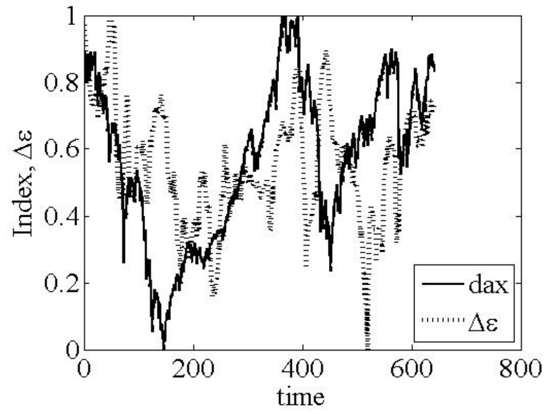
b)

Рис. 5. Типова залежність $\lambda(\varepsilon) \propto -\gamma \ln \varepsilon$ для фондових індексів (a). Міри складності $\Delta\varepsilon$ і $\Delta\lambda$ часових рядів (DAX – фондовий індекс Німеччини, UX - України, SP - США, BSESN - Індії, IBEX – Іспанії, Shuffled – перемішаний ряд). Джерело: розраховано авторами за даними [10]

Розуміючи, що дані міри можуть бути чутливими до змін на фондових ринках, введемо їх динамічні (віконні) аналоги. Одна з таких динамічних мір ($\Delta\varepsilon$) представлена на рис.6b.



a)



b)

Рис. 6. (a) Визначення коефіцієнта Херста у відповідності до залежності $\lambda(\varepsilon) \propto H\varepsilon^{-1/H}$, (b) динаміка міри складності $\Delta\varepsilon$ для фондового індексу DAX. Джерело: розраховано авторами за даними [10]

Максимуми введених нами мір є ознакою високої складності досліджуваної системи, мінімуми – низької. З рис. 6b, зокрема, випливає, що у періоди помітних спадів на фондовому ринку Німеччини, пов’язаними з першою і другою хвилями поточної світової кризи, складність системи помітно падає. Аналогічні результати дають також інші міри. Це означає, що міри складності, які побудовані на основі

МЗПЛ, дозволяють досліджувати динамічні процеси у складних соціально-економічних системах та оцінювати їх складність.

7. Висновки та перспективи подальших досліджень. Таким чином, у рамках нової парадигми економічної складності розглянуто нові міри складності – мультимасштабну ентропію та $\Delta\lambda, \Delta\varepsilon, Int.Compl$ (побудовані на основі МЗПЛ). Наведено теоретичні засади їх розрахунку та область використання.

Подальші дослідження полягатимуть у модифікації процедури МЗПЛ шляхом урахування процедури «грануляції» та побудови індикаторів-передвісників кризових явищ на основі мір складності. На увагу заслуговують і методи прогнозування з використанням мір складності.

Список використаної літератури

1. Лега Ю.Г. Складність соціально-економічних систем / Лега Ю.Г., Мельник В.В., Соловйов В.М. // Збірник наукових праць Таврійського державного агротехнологічного університету (економічні науки). Сімферополь. - 2012, №2(18).-С.85-99.
2. Соловйов В.М. Кількісні методи оцінки складності в прогнозуванні соціально-економічних систем / В.М.Соловйов, К.В.Соловйова // В колект. монографії: «Прогнозування соціально-економічних процесів: сучасні підходи та перспективи». Бердянськ. - 2012.- с.141-155.
3. Успенский В.А., Верещагин Н.К., Шень А. / В.А.Успенский // Колмогоровская сложность и алгоритмическая случайность. - М.:МЦНМО, 2010. - 556 с.: ил.
4. Потапов В.Н. Введение в теорию информации [Електронний ресурс] Режим доступу: http://www.math.nsc.ru
5. Pincus S.M. Approximate entropy as a measure of system complexity. / S.M.Pincus // Proc Natl Acad Sci USA. -1991.-V88.-P.2297-2301. 45. Richman J.S., Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy / J.S.Richman J.R.Moorman // Am. J. Physiol. Heart Circ. Physiol. -2000. – V.278, No 6. –P. H2039-H2049.
6. Costa M., Goldberger A.L., Peng C.-K. Multiscale entropy analysis of biological signals / M. Costa // Phys Rev E. – 2005.-V.71.- P.021906.
7. Gao J.B. Distinguishing chaos from noise by scale-dependent Lyapunov exponent / J.B. Gao, J. Hu, W.W.Tung, Y.H.Cao // Phys. Rev. E – 2006.- V.74. – P. 9.
8. Gao J.B. Multiscale analysis of biological data by scale-dependent Lyapunov exponent / J.B. Gao, J. Hu, W.W.Tung, E.Blasch // Frontiers in Physiology. – 2012. – V.2. – P.1-12.
9. Gao J.B. Multiscale analysis of economic time series by scale-dependent Lyapunov exponent / J.B. Gao, J. Hu, W.W.Tung, Y. Zheng // Quantitative Finance. – 2011. – P.1-10.
10. Джерело статистики індексів світового фондового ринку [Електронний ресурс] – режим доступу: http://finance.yahoo.com

Одержано редакцією 10.10.2012
Прийнято до публікації 5.11.2012

Аннотация. В.Н. Соловьев, И.О. Стратийчук. Использование теории сложных систем для исследования экономики. *Рассмотрены особенности концепции сложности в финансово-экономических системах. Показано, что парадигма экономики сложности является альтернативой постнеоклассической теории в условиях волатильной динамики мировой экономики. Описаны основные методы оценки сложности социально-экономических систем.*

Ключевые слова: *сложные системы, прогнозирования, алгоритмическая сложность, оценка Лемпеля-Зива, масштабно-зависимые показатели Ляпунова (МЗПЛ), интегральная степень сложности.*

Summary. V. Soloviev, I. Stratychuk. Usage the theory of complex systems for the research of economy. *The features of the complexity concept in social and economic systems. Shown that the economic paradigm of complexity theory is an alternative in volatile dynamics of the global economy. Information and fractal measures of complexity for complexity evaluation in economic systems were shown and described.*

Key words: *complex systems, prediction, algorythmic complexity, Lempel-Ziv estimation, scale-dependent Lyapunov exponent (SDLE), integrated complexity.*