

УДК 519.61:511
89.65.Gh

PACS 02.10.Ox, 02.60.-x, 05.65.+b, 64.60.Ak,

В.М.Соловійов

МЕРЕЖНІ МІРИ СКЛАДНОСТІ СОЦІАЛЬНО-ЕКОНОМІЧНИХ СИСТЕМ

З позицій міждисциплінарних теорій самоорганізації та синергетики проаналізовано сучасні підходи до моделювання соціально-економічних систем. Показано, що мережна парадигма складності є тим підґрунтям, на якому можна будувати прогностичні моделі складних систем. Розглянуто три підходи для перетворення часового ряду або сукупності часових рядів у мережу: рекурентний, кореляційний та метод графу видимості. Для отриманих мереж розраховані динамічні спектральні і топологічні міри складності. На прикладі щоденних значень фондового індексу S&P 500 за період 1984-2016ррр. показано, що більшість з розрахованих мір складності поводять себе характерним чином у періоди часу, що характеризують різні фази поведінки і стани фондового ринку. Цей факт пропонується використовувати для моніторингу та прогнозування критичних та кризових явищ у складних соціально-економічних системах.

Ключові слова: теорія самоорганізації, синергетика, складні мережі, міри складності, часові ряди, фондовий ринок, криза

Вступ

Нестабільність глобальних фінансових систем щодо звичайних і природних збурень сучасного ринку та наявність погано передбачуваних фінансових криз свідчать в першу чергу про кризу методології моделювання, прогнозування та інтерпретації сучасних соціально-економічних реалій.

Доктрина єдності наукового методу стверджує, що для вивчення подій у соціально-економічних системах застосовні ті ж методи і критерії, що і при вивченні природних явищ. Значних успіхів вдалося досягти у рамках міждисциплінарних підходів і теорії самоорганізації - синергетики, яка за класифікацією Г.Малинецького [1] знаходиться на порозі четвертої парадигми. Згідно Т.Куну [2] з плином часу кількість протиріч в домінуючій картині реальності зростає, виникають проблеми, що вимагають її кардинального перегляду. Така швидка зміна ряду старих підвалин відбувається в ході наукових революцій, створюється нова парадигма, що замінює стару.

Перша парадигма синергетики датована кінцем XIX століття, усвідомленням фундаментальності другого закону термодинаміки, розвитком статистичної фізики і кінетичної теорії газів, коли стала ясною перспектива «теплової смерті» нашої реальності. Справді, відповідно з уявленнями класичної термодинаміки тепло необоротно передається від нагрітих тіл до більш холодним. Еволюція незворотно веде до найбільш вірогідного стану, яким і є «теплова смерть». Але як же примирити цей висновок з геологічною, хімічною, а потім і біологічною еволюціями, що спостерігаються протягом мільйонів років? Адже дані палеонтології наочно показують виникнення все більш складних і все краще пристосованих до змін навколишнього середовища біологічних видів. Завдяки в першу чергу роботам І. Пригожина [3] було переконливо показано, що у відкритих нелінійних далеких від рівноваги дисипативних

(пов'язаних з процесами незворотного розсіювання енергії - в'язкістю, теплопровідністю, дифузією, електричним опором і ін.) системах можливо мимовільне виникнення впорядкованості, самоорганізація, поява структур різних типів [3]. Ця зміна погляду на реальність междисциплінарна - вона стосується не тільки термодинаміки або фізики, а й усього природознавства в цілому.

Наступна парадигма синергетики також пов'язана з фундаментальною проблемою, яку майже три століття відносили до категорії філософських. Ісаак Ньютон порівнював Всесвіт з гігантським годинниковим механізмом, який створив Бог і якому він дав першопоштовх. На думку Лапласа, розум досить потужний, щоб прийняти до уваги координати і швидкості всіх частинок у Всесвіті, міг би зазирнути як завгодно далеко і в майбутнє, і в минуле. Такий погляд, який стверджує повну обумовленість, отримав назву лапласівського детермінізму.

Однак робота Едварда Лоренца, який запропонував і вивчав найпростішу модель конкретного фізичного явища - конвекції у підігрітому знизу шарі рідини,

$$\begin{aligned} dx/dt &= -\sigma x + \sigma y, \\ dy/dt &= rx - y - xz, \\ dz/dt &= xy - bz, \end{aligned} \quad (1)$$

- стала початком наукової революції. Проведені комп'ютерні експерименти показали, що ця ситуація є типовою. У простій нелінійній динамічній системі спостерігається неперіодичний рух (пізніше названий динамічним хаосом), а відстань між двома нескінченно близькими траєкторіями експоненційно зростає з часом:

$$d(t) \approx \varepsilon \exp(\lambda t). \quad (2)$$

Величина $\lambda > 0$ називається показником Ляпунова, є найважливішою характеристикою динамічної системи і визначає горизонт прогнозу $T \approx 1/\lambda$.

Третьою парадигмою синергетики є парадигма складності. Становлення третьої парадигми багато в чому пов'язано з можливістю прямого чисельного моделювання процесів еволюції. Моделі штучного життя і розвиток парадигми складності допомогли по-новому поглянути на багато парадоксальних рис складних систем. У парадигмі складності виявляється можливим досліджувати, спираючись на методи математичного моделювання, дані природничих наук і междисциплінарні підходи, дуже глибокі питання [1]. У рамках парадигми складності стало очевидним, що слід рухатись від добре вивчених систем і процесів, враховуючи мінімальну кількість нових сутностей, характерних для соціальних або гуманітарних наук. Мабуть, однією з таких сутностей є зв'язки, тобто те, що характеризує взаємодію елементів, що входять в систему, те, що робить з частин ціле. Сукупність цих зв'язків називається мережею.

Новий междисциплінарний напрям дослідження складних систем, який отримав назву теорії складних мереж (complex networks) і поклав початок новій мережній парадигми синергетики [4]. Він вивчає характеристики мереж, враховуючи не тільки їх топологію, але й статистичні властивості, розподіл ваг окремих вузлів і ребер, ефекти розповсюдження інформації, стійкість (robustness) і т.п. [5-8]. До складних мереж відносяться електричні, транспортні, інформаційні, соціальні, економічні, біологічні, нейронні та інші мережі [9-11]. Мережна парадигма стала домінуючою при дослідженні складних систем оскільки дозволяє ввести не існуючі для часового ряду нові кількісні міри складності [12-14].

Постановка задачі дослідження

Раніше нами було введено різні кількісні міри складності для окремих часових рядів, зокрема: алгоритмічні [15], фрактальні [16], хаос-динамічні [17], рекурентні [18], неекстенсивні [19], нереверсивні та ін. [20, 21].

Суттєвою перевагою введених мір є їх динамічність, тобто можливість відстежувати у часі зміну обраної міри та порівнювати з відповідною динамікою вихідного часового ряду. Це дозволило нам співставити критичні зміни динаміки системи, що описується часовим рядом, з характерними змінами конкретних мір складності [3]. Виявилось, що кількісні міри складності реагують на критичні зміни в динаміці складної системи, що дозволяє використовувати їх в процесі діагностики та прогнозування майбутніх змін.

У даній роботі ми введемо мережні міри складності і адаптуємо їх з метою дослідження системної динаміки.

Методи перетворення часових рядів у графи

Найбільш вживаними методами перетворення часових послідовностей у відповідні мережі є рекурентні [22], графи видимості [23] та кореляційні [24].

Технологія рекурентних діаграм для візуалізації рекурентностей у фазовому просторі заснована на ідеї Анрі Пуанкаре щодо рекурентності фазового простору динамічних систем. Згідно з теоремою Такенса [22], еквівалентна фазова траєкторія, що зберігає структуру оригінальної фазової траєкторії, може бути відновлена з одного спостереження або часового ряду методом часових **затримок**: $\mathbb{X}(t) = (u_i, u_{i+\tau}, \dots, u_{i+(m-1)\tau})$, де m – розмірність вкладення, τ – часова затримка (реальна часова затримка визначається як $\tau \cdot \Delta t$). Рекурентна ж діаграма відображає наявні повторюваності у формі бінарної матриці R , де $R_{i,j} = 1$, якщо \bar{x}_j є сусіднім до стану \bar{x}_i , і $R_{i,j} = 0$ у протилежному випадку. Сусідніми (або рекурентними) є стани \bar{x}_j , які потрапляють в m -вимірний окіл з радіусом ε і центром в \bar{x}_i . Зрозуміло, що параметри m , τ та ε є ключовими при проведенні рекурентного аналізу. Рекурентна діаграма легко трансформується у матрицю суміжності, за якою розраховуються спектральні і топологічні характеристики графа [3].

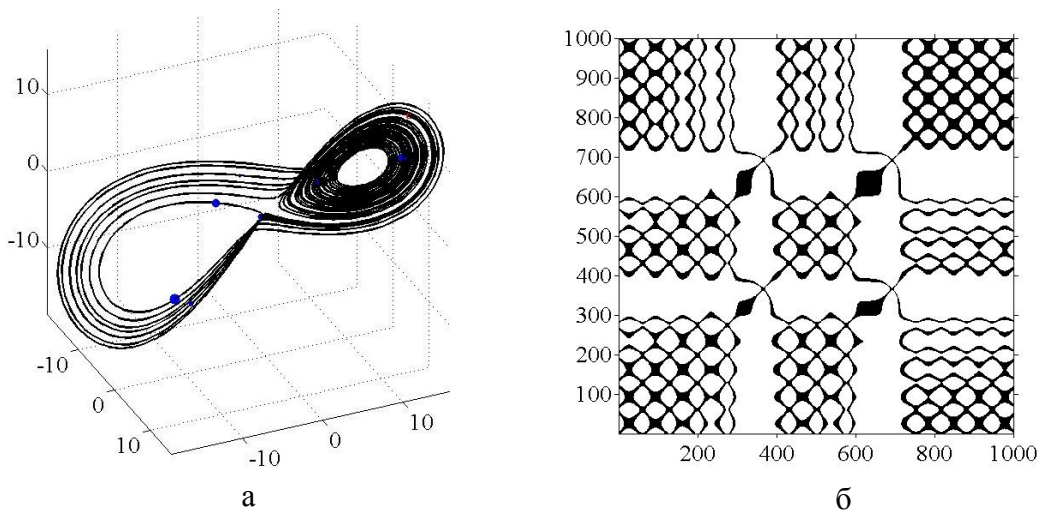


Рис. 1. Атрактор Лоренца (а) та його рекурентна діаграма (б).

Для фрагмента часового ряду фондового індексу довжиною у 2000 точок фазовий портрет і відповідна рекурентна діаграма представлені на рис. 2.

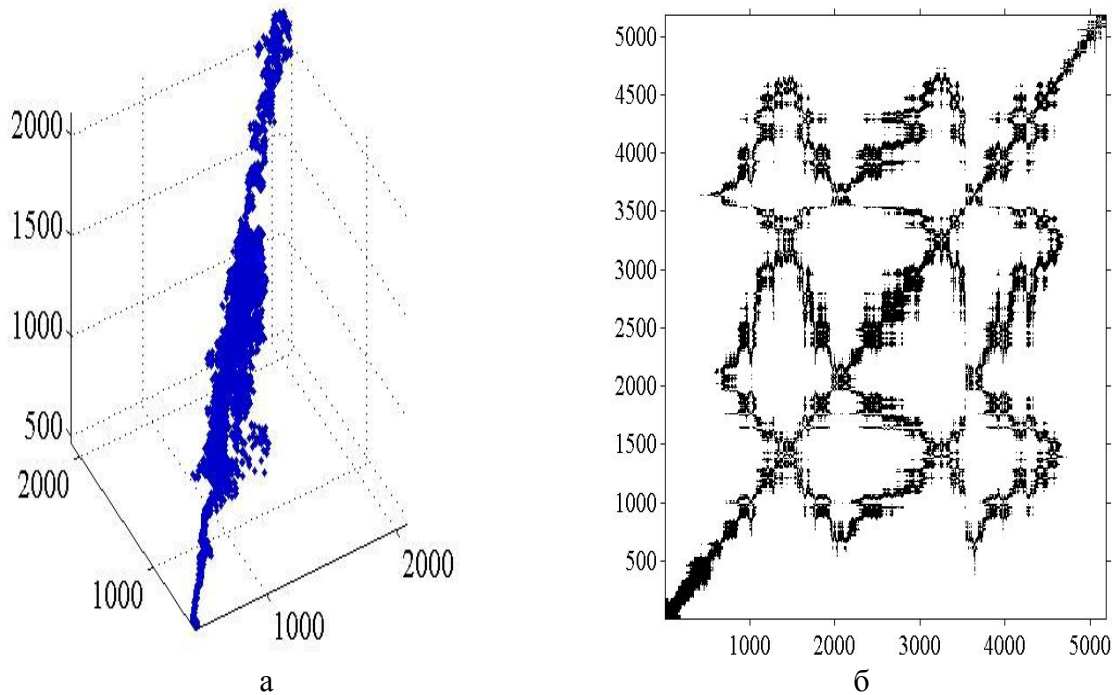


Рис. 2. Фазовий портрет фрагмента індексу S&P 500 (а) та його рекурентна діаграма (б).

Алгоритм графа видимості реалізується наступним чином. Візьмемо часовий ряд $Y(t) = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ довжини N . Кожну точку даних часового ряду можна розглядати як вершину в асоційованій мережі, а ребро буде з'єднувати дві вершини, якщо дві відповідні точки даних можуть "бачити" один одного з відповідної точки часового ряду (рис. 3). Формально два значення ряду y_a (на момент часу t_a) і y_b (на момент часу t_b) пов'язані, якщо для будь-якого іншого значення (y_c, t_c) , яке розміщене між ними (тобто, $t_a < t_c < t_b$), задовольняється умова:

$$y_c < y_a + (y_b - y_a) \frac{t_c - t_a}{t_b - t_a}. \quad (3)$$

Певна модифікація алгоритму (рис. 3б) називається горизонтальним графом видимості.

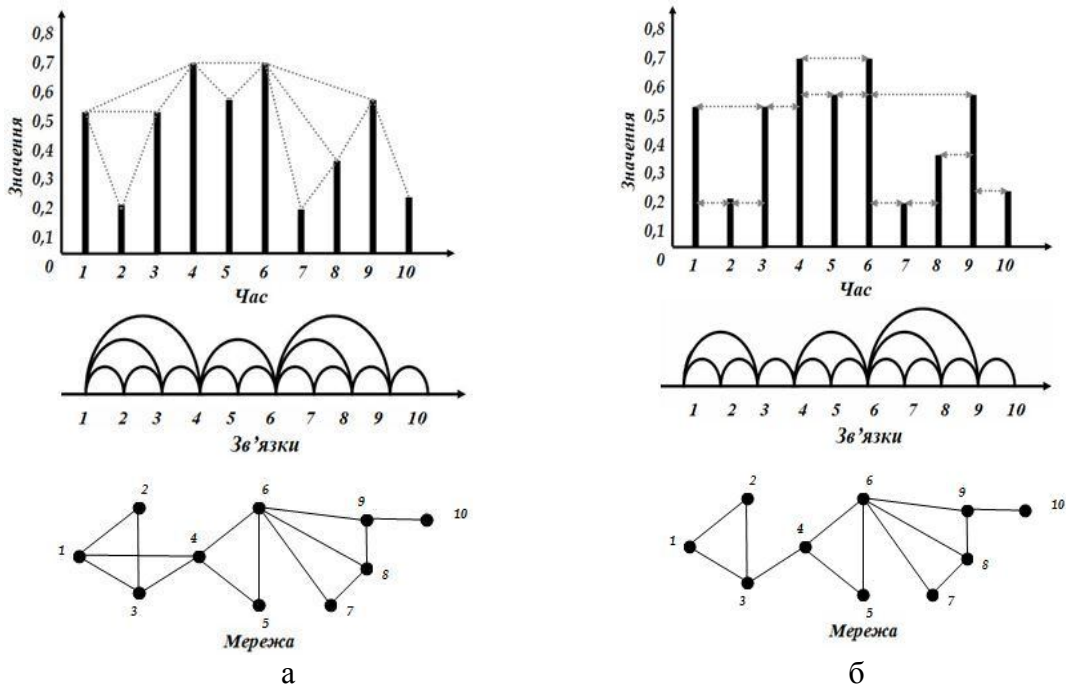


Рис. 3. Перетворення часового ряду у граф за алгоритмом графу видимості (а) та горизонтального графу видимості (б).

Для побудови кореляційних графів спочатку обчислюється логарифмічні прибутковості акції $i = 1, \dots, N$ за час Δt ,

$$G_i(t) = \ln S_i(t + \Delta t) - \ln S_i(t), \quad (4)$$

де $S_i(t)$ позначає ціну акції i . Оскільки різні акції мають різні рівні змінюваності (стандартні відхилення), визначимо нормалізоване повернення (нормалізовану прибутковість)

$$g_i(t) \equiv \frac{G_i(t) - \langle G_i \rangle}{\sigma_i}, \quad (5)$$

де $\sigma_i \equiv \sqrt{\langle G_i^2 \rangle - \langle G_i \rangle^2}$ – стандартне відхилення G_i , а $\langle \dots \rangle$ позначає середнє значення за період часу, що досліджується. Тоді обчислення матриці взаємних кореляцій C зводиться до формули:

$$C_{ij} \equiv \langle g_i(t) g_j(t) \rangle. \quad (6)$$

На рис. 4а представлена матриця взаємних кореляцій між акціями компаній на фондовому ринку США за даними індексу S&P 500

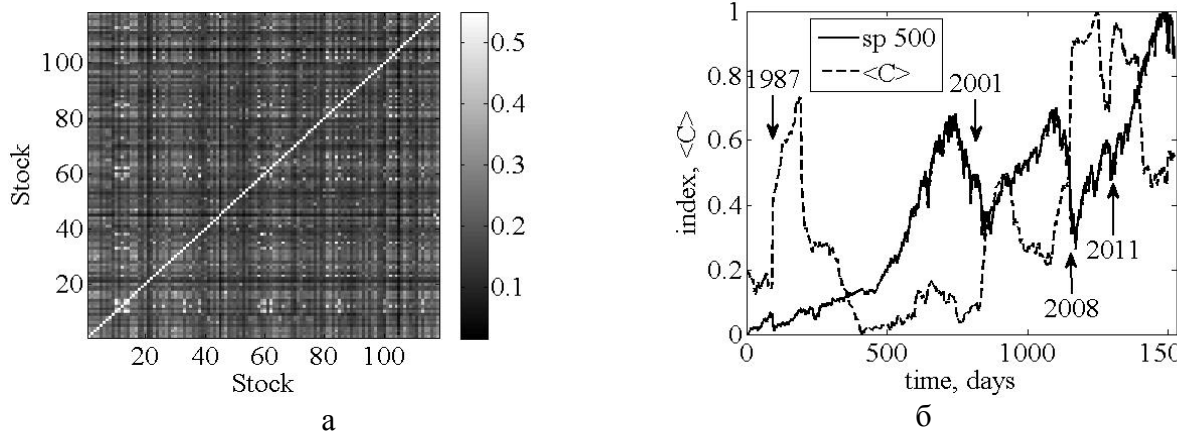


Рис. 4. (а) Матриця взаємних кореляцій (б) для індексу S&P 500 та (б) порівняльна динаміка самого значення індексу з середнім значенням коефіцієнта кореляції $\langle C \rangle$.

Видно, що активи на фондовому ринку помітно корельовані (рис. 4а). При цьому середні значення коефіцієнта кореляції сильно зростають в періоди відомих кризових явищ (вказані стрілками на рис. 4б).

Для побудови і аналізу властивостей кореляційного графа слід сформувані з кореляційної матриці матрицю суміжності. Для цього треба ввести величину, яка для поля кореляцій буде слугувати відстанню між корельованими агентами. Такою відстанню може слугувати залежна від коефіцієнта взаємної кореляції C_{ij} величина $x(i, j) = \sqrt{2(1 - C_{ij})}$. Так, якщо коефіцієнт кореляції між двома активами помітний, відстань між ними є малою, і, починаючи з деякої критичної величини x_{cr} , активи можна вважати зв'язаними на графі. Для матриці суміжності це означає, що вони є суміжними на графі. В протилежному випадку активи не є суміжними. При цьому обов'язковою умовою є зв'язність графа.

Для побудованих описаними вище методами графів можна розрахувати спектральні і топологічні властивості. Покажемо, що деякі з них слугують мірами складності системи, а динаміка їх змін дозволяє будувати передвісники кризових станів на фінансових ринках.

Спектральні і топологічні властивості графа.

Спектральна теорія графів, що базується на алгебраїчних інваріантах графа – його спектрах. Спектром графа G називається множина власних значень матриці $S_p(G)$, що відповідає даному графу. Для матриці суміжності A графа існує характеристичний многочлен $|\lambda I - A|$, що називається характеристичним многочленом графа $P_G(\lambda)$. Власні значення матриці A (нулі многочлена $|\lambda I - A|$) і спектр матриці A (множина власних значень) називаються відповідно власними значеннями і спектром $S_p(G)$ графа G . Власні значення матриці A задовольняють рівності $A\bar{x} = \lambda\bar{x}$ (\bar{x} — ненульовий вектор). Вектори \bar{x} , що задовольняють цій рівності називаються власними векторами матриці A (або графу G), що відповідають власним значенням.

Ще одним розповсюдженим видом спектру графа є спектр, отриманий із матриці Лапласа L .

Матриця Лапласа використовується для підрахунку остових дерев графа, а також для отримання деяких важливих спектральних характеристик графа. Матриця Лапласа $L = D - A$, де D — діагональна матриця порядку n :

$$d_{ij} = \begin{cases} d_i, & i = j, \\ 0, & i \neq j, \end{cases} \quad (7)$$

де d_i — ступінь відповідної вершини графу.

Спектр $S_{p_L}(G)$ матриці L є коренями характеристичного рівняння

$$|\lambda I - L| = |\lambda I - D + A| = 0. \quad (8)$$

Порівнюючи спектри S_p, S_{p_L} легко встановити, що:

$$\begin{aligned} S_p(G) &= [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n], \\ S_{p_L}(G) &= [r - \lambda_n, r - \lambda_{n-1}, \dots, r - \lambda_1], \end{aligned} \quad (9)$$

де $\lambda_1 = r$.

Число нуль є власним значенням матриці L , якому відповідає власний вектор, всі координати якого дорівнюють одиниці. Кратність нульового власного значення рівна числу зв'язних компонент графа. Решта власних значень L додатні. Найменше із додатних власних значень називається індексом алгебраїчної зв'язності (algebraic connectivity) графа. Ця величина відображає «силу» зв'язності компонент графа та використовується при аналізі надійності та синхронізації графа.

Важливими похідними характеристиками є спектральний розрив (spectral gap), енергія графа (graph energy) спектральні моменти (spectral moments) і спектральний радіус (spectral radius). Спектральний розрив є різницею між найбільшим і наступним власними значеннями матриці суміжності і характеризує швидкість повернення системи до рівноважного стану. Енергія графа – це сума абсолютних значень власних значень матриці суміжності графа:

$$E(G) = \sum_{i=1}^n |\lambda_i|. \quad (10)$$

Спектральний радіус є найбільшим по модулю власним значенням матриці суміжності.

k -й спектральний момент матриці суміжності визначається виразом:

$$m_k(A) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_i^k, \quad (11)$$

де λ_i – власні значення матриці суміжності, n – вершини графа G .

Серед топологічних мір однією з найважливіших є ступінь вузла k - це кількість зв'язків, приєднаних до цього вузла. Для неспрямованих мереж ступінь k_i вузла i визначається сумою $k_i = \sum_j a_{ij}$, де a_{ij} - елементи матриці суміжності.

Щоб охарактеризувати «лінійний розмір» мережі, корисні поняття середнього $\langle l \rangle$ і максимального l_{\max} найкоротших шляхів. Для зв'язної мережі з N вузлів середній найкоротший шлях (Average path length)

$$\langle l \rangle = \frac{2}{n(N-1)} \sum_{i>j} l_{ij}, \quad (12)$$

де l_{ij} - довжина найкоротшого шляху між вузлами.

Якщо середня довжина найкоротшого шляху дає уявлення про цілу мережу і є глобальною характеристикою, наступний параметр – коефіцієнт кластеризації – є локальною величиною і характеризує окремих вузол. Для заданого вузла m коефіцієнт кластеризації C_m означаємо як відношення наявної кількості зв'язків E_m між його найближчими сусідами до максимально можливої кількості таких зв'язків:

$$C_m = \frac{2E_m}{k_m(k_m - 1)}. \quad (13)$$

В (13) $k_m(k_m - 1)/2$ є максимальною кількістю зв'язків між найближчими сусідами. Коефіцієнт кластеризації всієї мережі визначається як середнє значення C_m всіх її вузлів. Коефіцієнт кластеризації показує, скільки найближчих сусідів заданого вузла є також найближчими сусідами один до одного. Він характеризує тенденцію до утворення груп взаємопов'язаних вузлів – кластерів. Для реально існуючих мереж типовими є високі значення коефіцієнта кластеризації.

Іншою характеристикою вузла є посередництво (betweenness). Вона відображає роль вузла в установленні зв'язків у мережі й показує, скільки найкоротших шляхів проходить через цей вузол. Посередництво σ_m вузла m визначається як

$$\sigma_m = \sum_{i \neq j} \frac{B(i, m, j)}{B(i, j)}, \quad (14)$$

де $B(i, j)$ - загальна кількість найкоротших шляхів між вузлами i та j , $B(i, m, j)$ - кількість найкоротших шляхів між i та j , таких, що проходять через вузол m . Величину (14) також називають навантаженням чи центральністю посередництва (betweenness centrality)

Однією з головних характеристик мережі є розподіл ступенів вузлів $P(k)$, що визначається як імовірність того, що вузол i має ступінь $k_i = k$. Для більшості природних і актуальних штучних мереж спостерігається степеневий розподіл

$$\sim P(k) \sim 1/k^\gamma, \quad k \neq 0, \quad \gamma > 0. \quad (15)$$

Також важливими топологічними характеристиками є ексцентриситет вершини (vertex eccentricity) – найбільша відстань між m і будь-якою іншою вершиною, тобто наскільки вершина віддалена від інших вершин графу. Центральність (centrality) вершини вимірює її відносну важливість у графі. При цьому віддаленість (farness) вузла визначається як сума його відстаней до всіх інших вузлів, а його близькість (closeness) визначається як обернена віддаленості. Таким чином, центральність вузла є нижчою його загальною відстані до всіх інших вузлів.

Експериментальні результати та їх обговорення.

Розрахунки проводились у такий спосіб. Обирався часовий проміжок (вікно), наприклад, два роки (приблизно 500 торгівельних днів), для нього будувались відповідні графи та розраховувались їх спектральні і топологічні властивості. Далі вікно зміщувалось з кроком, наприклад, одна неділя (5 торгівельних днів) і процедура повторювалась до вичерпання часових рядів.

Результати розрахунків для графів відновлених із часових рядів представлені на рис. 5-7. Для прикладу взято тільки по одній відповідно спектральній і топологічній

мірі. Інші поводять себе подібним чином, або ж не являються мірами складності системи.

Зауважимо, що на фондовому ринку за період, охоплений досліджуваними часовими рядами, відбулися наступні відомі кризи: 1987, 2001, 2008, 2011 і 2015pp. На деяких графіках вказані кризи відмічені стрілками. Знаючи час настання кризи та співставляючи часовий ряд з динамікою певного показника, можна досліджувати його залежність від тих чи інших характерних змін на фондовому ринку: докризовий, кризовий та післякризовий періоди.

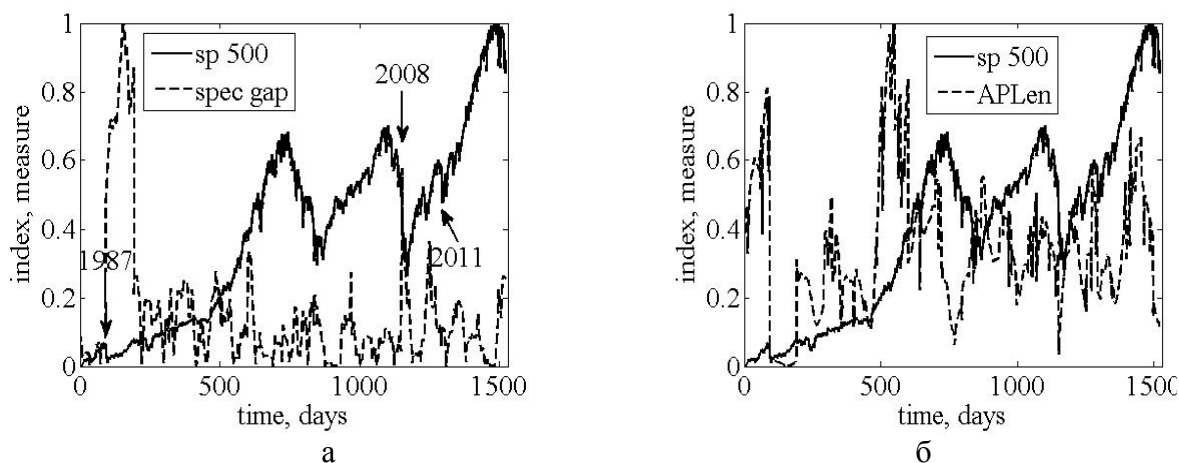


Рис. 5. Динаміка індексу S&P 500 та спектральної (а) і топологічної (б) мір складності. Граф будувався методом рекурентного аналізу

Так, з рис. 5 видно, що рекурентна мережа чутлива до процесів синхронізації, зростання кореляцій на фондовому ринку під час криз. Відповідно, спектральні міри стрімко зростають, а топологічні, навпаки, спадають, сигналізуючи про початок кризи.

Специфіка побудови графу видимості така, що у до кризовий період спектральні міри помітно зменшуються, зростаючи власне у кризовий період (рис. 6).

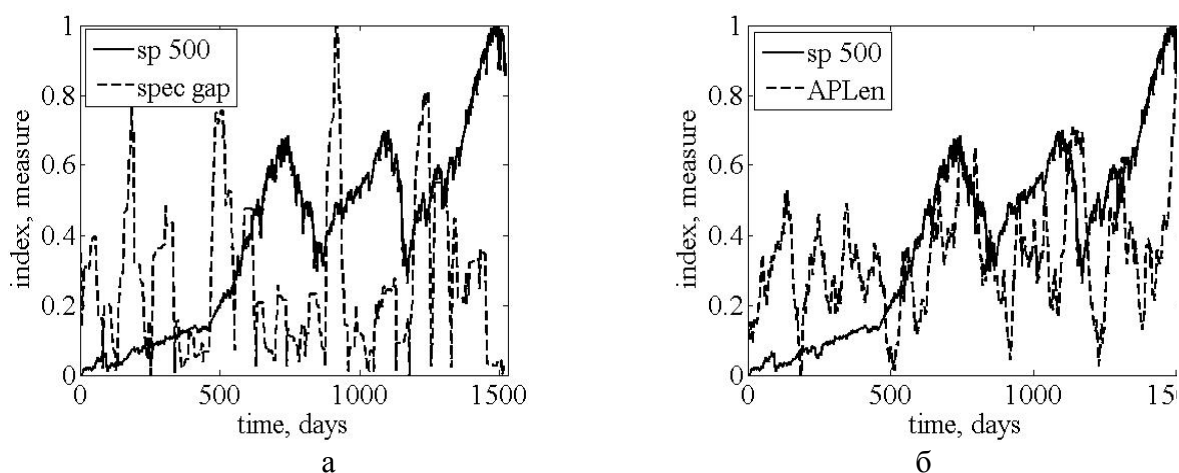


Рис. 6. Динаміка індексу S&P 500 та спектральної (а) і топологічної (б) мір складності. Граф будувався методом графу видимості.

Топологічні міри при цьому поводять себе антисиметрично до спектральних. Нарешті кореляційні міри проявляють схожу до рекурентних динаміку, оскільки також

чутливі до процесів кореляції і самоорганізації, які помітно зростають у періоди кризових станів (рис. 7).

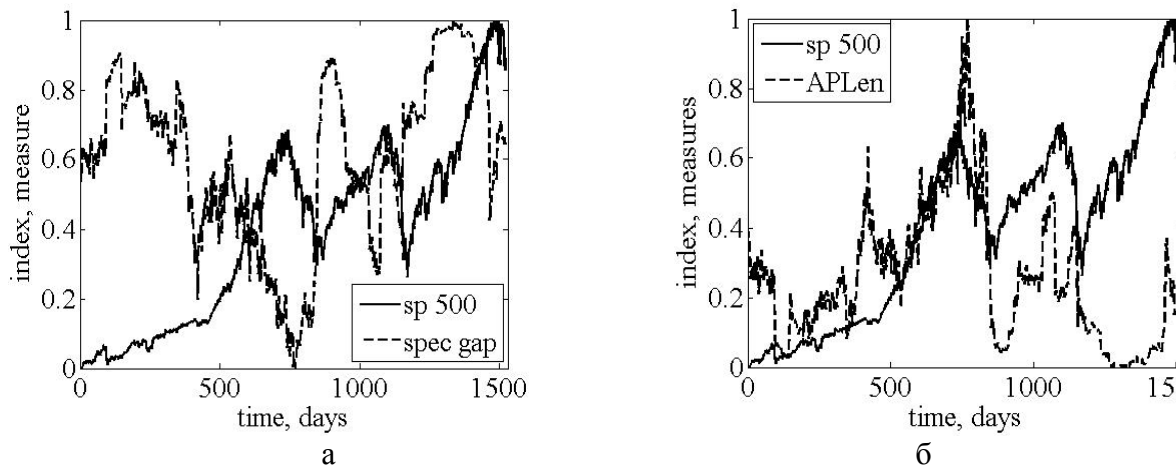


Рис. 7. Динаміка індексу S&P 500 та спектральної (а) і топологічної (б) мір складності. Граф будувався методом кореляційного аналізу.

Висновки

Таким чином нами продемонстрована можливість дослідження складних соціально-економічних систем в рамках мережної парадигми складності. Часовий ряд можна представити в еквівалентному вигляді – мережі, яка має широкий набір **характеристик**; як спектральних, так і топологічних. На прикладах відомих фінансових криз показано, що деякі з мережних мір можуть слугувати індикаторами-передвісниками кризових явищ і їх можна використовувати для можливого раннього попередження небажаних кризових явищ на фінансових ринках.

Список використаної літератури:

1. Малинецкий Г.Г. Теория самоорганизации. На пороге IV парадигмы / Г.Г.Малинецкий // Компьютерные исследования и моделирование. – 2013. –Т.5, №3. – С.315-366.
2. Кун Т. Структура научных революций / Т.Кун // — М.: АСТ, 2009. — 320 с.
3. Пригожин И. От существующего к возникающему: Время и сложность в физических науках / И.Пригожин. – Перевод с английского. Серия "Синергетика: от прошлого к будущему". Изд.3 URSS, 2006. - 296 с.
4. Barrat A. Dynamical processes on complex networks / Barrat A., Barthelemy M., Vespignani A. // Cambridge University Press, 2008. – 347 p.
5. Halvin S., Cohen R. Complex networks. Structure, robustness and function / Halvin S., Cohen R. // Cambridge University Press, 2010. – 238 p.
6. Albert R., Barabasi A.-L. Statistical Mechanics of Complex Networks, Rev. Mod. Phys. – 2002. -V.74. –P.47-97. [Електронний ресурс] – Режим доступу: arXiv.org/cond-mat/0106096.
7. Newman M., Watts D., Barabási A.-L. The Structure and Dynamics of Networks, Princeton University Press. - 2006. – 456 p.

8. Newman M. E. J. The structure and function of complex networks, SIAM Reviews. – 2003. – V.45(2). – P.167-256. [Електронний ресурс] – Режим доступу: arXiv.org/cond-mat/0303516.
9. Boccaletti S., Latora V., Moreno Y., Chavez M., Hwang D.-U. Complex networks: Structure and dynamics, Phys. Rep. – 2006, - V.424. – P.175-209.
10. Евин И.А. Введение в теорию сложных сетей. / Е.И.Евин // Математические основы и численные методы моделирования. – 2010. –Т.2, №2. – С.121-141.
11. Головач Ю. Складні мережі / Ю.Головач, О.Олемський, К. фон Фербер та ін. // Журнал фізичних досліджень. – 2006. – Т.10, № 4. – С.247-289.
12. Ландэ Д.В., Снарский А.А., Безсуднов И.В. Интернетика: Навигация в сложных сетях: модели и алгоритмы. – М.: Книжный дом «ЛИБРИКОМ», 2009. – 264 с.
13. Bianconi G. Interdisciplinary and physics challenges in network theory / G. Bianconi // Europhysics Letters. – 2015. – Vol. 11, № 5. – P.1-7.
14. Danilchuk G. Dynamics of graph spectral entropy in financial crisis / G. Danilchuk, V. Soloviev // Socio-economic aspects of economics and management. - Taunton, MA, USA. – 2015. – Vol. 2. – P. 227-234.
15. Соловійов В.М. Кількісні методи оцінки складності в прогнозуванні соціально-економічних систем / В.М.Соловійов, К.В.Соловійова // В колект. монографії: «Прогнозування соціально-економічних процесів: сучасні підходи та перспективи». Бердянськ. - 2012.- с.141-155.
16. Соловійова В.В. Порівняльний аналіз динаміки фондового ринку України з використанням фрактальних мір складності / В.В.Соловійова, В.М.Соловійов, К.В.Соловійова // Вісник Черкаського університету, сер. «економічні науки», 2012. №33 (246). –С.51-58.
17. Соловійов В.М. Використання масштабно-залежних показників Ляпунова для дослідження складності фінансово-економічних систем / В.М.Соловійов, І.О.Стратійчук // Наука і економіка, науково-теоретичний журнал Хмельницького економічного університету, 2012. №4 (28), т2. -С.88-93.
18. Соловійов В.М. Рекурентні міри як метод кількісної оцінки складності / В.М.Соловійов, А.В.Батир // Вісник КНУТД, 2012, №5, с.254-257.
19. Соловійов В.М. Ентропія Тсалліса і неекстенсивні міри складності економічних систем / В.М.Соловійов, О.А.Сердюк // В колект. монографії «Моделі оцінки и анализа сложных социально- экономических систем».-Х.: ИД «ИНЖЕК», 2013.- С. 146-157.
20. Рибчинська О.М. Неревверсивні міри складності / О.М.Рибчинська, В.М.Соловійов, Д.М.Чабаненко // В колект. монографії «Інформаційні технології та моделювання в економіці: на шляху до міждисциплінарності».- Черкаси: Брама-Україна, 2013. – С. 100-108.
21. Дербенцев В.Д. Синергетичні та екофізичні методи дослідження динамічних та структурних характеристик економічних систем: [Монографія] / В.Д. Дербенцев, О.А. Сердюк, В.М. Соловійов, О.Д. Шарапов – Черкаси: Брама-Україна, 2010. – 300 с.
22. Donner R.V. Recurrence-based time series analysis by means of complex network methods / R.V. Donner, M. Small, J.F. Donges, N. Marwan et.al. // [Електронний ресурс] – Режим доступу: arXiv:1010.6032v1 [nlin.CD] 25 Oct 2010.
23. Lacasa L. From time series to complex networks: The visibility graph / L. Lacasa, B. Luque, F. Ballesteros et.al. // PNAS. -2008. – V. 105, No 13. – P. 4972-4975.
24. Соловійов В.М. / В.М.Соловійов, О.А.Сердюк // В колект. монографії «Прикладні аспекти прогнозування розвитку складних соціально-економічних систем». – Бердянськ: Видавець Ткачук О. В, 2015. – С.149-164.

25. Індеси фондових ринків / [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://finance.yahoo.com>
26. Gephi [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <https://gephi.org/>

References

1. Malinetskiy G. *Teoriya samoorganizacii. Na poroge IV paradigmy* (2013). *Kompiyuternie issledovaniya I modelirovanie*. –Т.5, №3. – P.315-366.
2. Kun T. *Struktura nauchnih revoluciy* (2009) — М.: АСТ. — 320 p.
3. Nikolis G., & Prigogine I. *Exploring complexity. An introduction* (1989). W.H.Freeman and Company/New York. - 296 p.
4. Barrat A., Barthelemy M., & Vespignani A. *Dynamical processes on complex networks*. (2008). Cambridge University Press. – 347 p.
5. Halvin S., & Cohen R. *Complex networks. Structure, robustness and function* (2010). Cambridge University Press. – 238 p.
6. Albert R., & Barabasi A.-L. *Statistical Mechanics of Complex Networks* (2002), Rev. Mod. Phys. -V.74. –P.47-97.
7. Newman M., Watts D., Barabási A.-L. *The Structure and Dynamics of Networks* (2006), Princeton University Press. – 456 p.
8. Newman M. E. J. *The structure and function of complex networks* (2003), SIAM Reviews. – V.45(2). – P.167-256.
9. Boccaletti S., Latora V., Moreno Y., Chavez M., Hwang D.-U. *Complex networks: Structure and dynamics* (2006), Phys. Rep. - V.424. – P.175-209.
10. Evin I. *Vvedenie v teoriyu slojnih setey* (2010). *Matematicheskie osnovy i chislennie metody modelirivaniya*. –V.2, №2. – P.121-141.
11. Golovach Yu., Olemskiy O. et al. *Skladni mereji* (2006). *Jurnal fizichnih doslidjen*. – V.10, № 4. – P.247-289.
12. Lande D., Snarskiy A., Bezsudnov I. *Inernetika: Navigaciya v slojnih setiah: modeli I algoritmy* (2009). – М.: «Libricom». – 264 p.
13. Bianconi G. *Interdisciplinary and physics challenges in network theory* (2015). *Europhysics Letters*. V.11, № 5. – P.1-7.
14. Danilchuk G., & Soloviev V. *Dynamics of graph spectral entropy in financial crisis* (2015). *Socio-economic aspects of economics and management*. - Taunton, MA, USA. – Vol. 2. – P. 227-234.
15. Soloviev V., & Solovieva K. *Prognozuvannya socialno-ekonomichnih procesiv: suchasni pidhody ta perspectyvy* (2012). *Berdyansk*. – P.141-155.
16. Solovieva V., Soloviev V., & Solovieva K. *Porivnyalniy analiz dinamiky fondovogo rinku Ukraine z vikoristannyam fraktalnih mir skladnosti* (2012). *Visnyk Chnu, ser. Ekonom*. №33 (246). –P.51-58.
17. Soloviev V., & Stratiychuk I. *Vykorystannya mashtabno-zaleznyh pokaznykiv Liyapunova dlya doslidjennya skladnosti finansovo-ekonomichnih system* (2012). *Nauka I ekonomika*. V.2, №4 (28). -P.88-93
18. Soloviev V., & Batyr N. *Recurentni miry yak metod kilkisnoy ocinky skladnosti* (2012). *Visnyk KNUTD, №5*, P.254-257.
19. Soloviev V., & Serdyuk O. *Entropiya Tsallisa i neekstensyivni miry skladnosti ekonomichnih system* (2013).-Kharkiv: «INJEK».- P. 146-157.
20. Rybchynska O., Soloviev V., Chabanenko D. (2013). *Nereversyivni miry skladnosti «Informaciyni technologii ta modelyuvannya v ekonomici»*.- Черкаси Cherkassy: Brama-Ukraine. P. 100-108.

21. Derbentsev V., Serdyuk O., Soloviev V., Sharapov O. (2010). *Sinergetichni ta econofizychni metody doslidjennya dynamichnyh ta strukturnyh harakteristik ekonomichnih system*. Cherkassy: Brama-Ukraine. – 300 p.
22. Donner R.V., Small M., Donges J.F., Marwan N. et.al. (2010) *Recurrence-based time series analysis by means of complex network methods*. Retrieved from: arXiv:1010.6032v1 [nlin.CD] 25 Oct 2010.
23. Lacasa L. Luque, F. Ballesteros et.al. (2008) *From time series to complex networks: The visibility graph*. PNAS. V. 105, No 13. – P. 4972-4975.
24. Soloviev V., & Serdyuk O. (2015). *Prikladni aspekty prognozuvanya rozvitku skladnyh socialno-economichnih sistem*. – Berdyansk. – P.149-164.
25. Retrieved from: [http:// finance.yahoo.com](http://finance.yahoo.com)
26. Retrieved from: <https://gephi.org/>

Summary

V.N. Soloviev

NETWORK MEASURES OF COMPLEXITY SOCIO-ECONOMIC SYSTEMS

From the standpoint of interdisciplinary self-organization theories and synergetics analyzes current approaches to modeling socio-economic systems. It is shown that the complex network paradigm is the foundation on which to build predictive models of complex systems. We consider three approaches to transform time series or a set of time series to the network: recurrent, correlation method and graph visibility. For the received network designed dynamic spectral and topological measures of complexity. For example, the daily values the stock index S&P 500 for the period 1984-2016 years shows that most of the complexity measures behaving in a characteristic way in time periods that characterize the different phases of the behavior and state of the stock market. This fact encouraged to use monitoring and prediction of critical and crisis states in socio-economic systems.

Keywords: *self-organization theory, synergetics, complex networks, measures of complexity, time series, stock market, crisis,*

*Стаття надійшла 09_12_2015_
Прийнято до друку 16_12_2015_*