

Ранжування економічних суб'єктів за їх «важливістю» у системі

Володимир Миколайович Соловйов*, Олександр Сергійович Лук'янчук#
Черкаський національний університет імені Богдана Хмельницького,
бул. Шевченка, 81, м. Черкаси, 18031, Україна
vnsoloviev@rambler.ru*, sani_lukian_93@ukr.net#

Анотація. Фінансово-економічна криза 2007-2009 рр. показала, що економічні інститути тісно взаємопов'язані і поведінка таких систем є складно передбачуваною. Актуальною є розробка нових кількісних методів, які описують динамічні зміни в складних системах як за звичайних умов, так і під час кризи. Виникає потреба в методах, які описують топологію взаємодії між економічними інститутами, використовуючи розвинені в теорії мереж засоби. У роботі використано теорію випадкових матриць, яка при поєднанні з мережними методами є адекватним засобом для дослідження складних систем. Методику апробовано на прикладі світових фондових індексів та банків.

Ключові слова: складні мережеподібні системи; нелінійна динаміка; ранжування; центральність; кореляційні зв'язки.

V. N. Soloviev, A. S. Lukianchuk. Ranking of economic actors according to their “importance” in system

Abstract. The financial and economic crisis 2007-2009 shown that economic institutions are closely linked and the behavior of complex systems is difficult predictable. There is an urgent need to develop new quantitative methods that describe the dynamic changes in complex systems during normal conditions and during the crisis. There is a need for methods that describe the topology of the interaction between economic institutions, using the tools developed in the theory of networks. The paper used a method of the random matrices theory, which when combined with network methods are adequate means for the study of complex systems. The given technique we have implemented the study of global stock markets and banks.

Keywords: complex networks; nonlinear dynamics; rank; centrality; correlation.

Affiliation: Bohdan Khmelnytsky National University at Cherkassy, 81, Blvd. Shevchenko, Cherkassy, 18031, Ukraine.

E-mail: vnsoloviev@rambler.ru*, sani_lukian_93@ukr.net#

Взаємозалежність і складність – це виклик сучасності. Специфіка цих характеристик полягає в тому, що традиційне мислення і методи не в змозі віднайти правильні рішення: потрібні нові теорії, нові ідеї, нові

методи.

Успішне моделювання і аналіз процесів, які протікають у таких складних системах і мережах, як екологічні, біологічні, соціальні та економічні, і нині залишаються однією з найактуальніших і нерозв'язаних проблем.

Метою роботи є дослідження та аналіз квантової еконофізичної методології дослідження складних структур, виявлення закономірностей їх динаміки при впровадженні в реальну фінансово-економічну систему.

1. Вступ. Останнім часом теоретично-методологічні основи дослідження та моделювання динамічних систем, зокрема, фондових ринків були істотно розширені нелінійними методами, одержаними з теорії нелінійної динаміки і хаосу. Одним із таких методів є міждисциплінарний аналіз складних мережеподібних структур, сформованих на основі відповідного перетворення часових рядів. Цей метод дає можливість поглянути на характеристики часових рядів під іншим кутом зору, виявити нові міри, статистики тощо.

В останні роки мережна парадигма, що використовує фізичні поняття і методи, стала основним і дуже ефективним інструментом вивчення реальних складних систем. Форма мережі притаманна багатьом системам, зокрема, Інтернету, нейронним, телекомунікаційним, транспортним, соціальним, мережам господарських зв'язків різного рівня.

Мережею (*network*) називається сукупність вузлів (*node*), поєднаних зв'язками (*link*), яка будується за певними правилами. Складні мережі є об'єктом як теоретичних, так і емпіричних досліджень, в яких топологія мереж відіграє провідну роль [1].

В умовах невизначеності, непередбачуваності та складності прогнозування кризових явищ в соціально-економічних системах виникає необхідність ранжування її елементів за «важливістю» їх впливу на життєдіяльність системи. Складні системи можна описати як мультиплексні мережі, в яких одні й ті ж вузли можуть взаємодіяти один з одним в різних шарах, утворюючи множину взаємодіючих, емерджентних мереж. Ранжування вузлів в мультиплексній мережі є одним з найбільш актуальних і складних завдань.

Справа в тому, що структура зв'язків між вузлами впливає на результати діяльності кожного вузла і системи в цілому. Властивості і поведінка конкретного вузла не можуть бути проаналізовані на основі своїх власних властивостей і поведінки поодиноці, так як вони можуть порушувати властивості вузлів, які мають посилення на нього, а також інших вузлів, які не мають прямих зв'язків, але пов'язані з її сусідами. В нашому випадку мережу було створено відповідно до вхідних часових

рядів при використанні кореляційних зв'язків, існуючих між вузлами у відповідності до аксіом метрики [2].

В останнє десятиліття значного прогресу на шляху до розуміння структури та функціонування складних мереж було досягнуто в галузі статистичної механіки та аналізу соціальних мереж. Проблема рангу вузла тісно пов'язана з мірою центральності. На сьогодні існує велика кількість мір центральності (centrality). Так в [3] виділяється кілька стилізованих процесів: процес може прогресувати в мережі через геодезичні шляхи (короткі), шляхи, маршрути (trails) або блукання (walks). Найбільш часто використовуються міри центральності такі як: ступеня (Degree), наближеності (Closeness), посередництва (Betweenness) [4] та різні варіації вектор-центральності (Eigenvector centrality) [5-7].

Центральність ступеня (Degree centrality) підраховує кількість сусідів кожного вузла. Це локальна міра, яка бере до уваги тільки безпосередню близькість від вузла. Вектор-центральність (Eigenvector centrality) включає ідею про те, що центральне місце вузла безпосередньо залежить від центральності вузлів, які пов'язані із ним. Відомим алгоритмом вектор-центральності є алгоритм PageRank Google [8], який додає випадковій стрибки імовірностей «обірваних» (dangling) вузлів і таким чином дозволяє використовувати дану міру для всіх типів мереж. PageRank і Eigenvector centrality можна розглядати як частку часу, проведеного на відвідування кожного вузла при нескінченному випадковому блуканні по мережі.

Нещодавно методи розрахунку центральності стали застосовувати в сфері. Це такі міри як ранг дефолту (DebtRank), введена С. Батістоном у роботі [9] та ранг падіння (SinkRank), засновану на ланцюгах Маркова з поглинаючими станами [10].

2. Побудова мережі за кореляційним критерієм. У даній роботі для створення графу використовуються взаємні кореляції між акціями, застосовуючи поняття і методи теорії випадкових матриць, що використовуються в контексті складних квантових систем, де точний характер взаємодій між підодинамиками невідомий [11].

Для визначення кількісно кореляцій спочатку обчислюється зміна цін (логарифмічні прибутковості) акції $i = 1, \dots, N$ за час Δt ,

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

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

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

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:

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

Згідно з побудовою елементи C_{ij} обмежені областю $-1 \leq C_{ij} < 1$, де $C_{ij} = 1$ відповідає повним кореляціям, $C_{ij} = -1$ – повним антикореляціям, і $C_{ij} = 0$ свідчить про некорельованність пар акцій.

На рис. 1 зображено поле кореляцій, розраховане для матричної бази даних, яка включає фондові індекси таких країн: Австрія (ATX), Бельгія (BFX), Індія (BSESN), Німеччина (DAX), Франція (FCHI), Великобританія (FTSE), Греція (GD.AT), Швейцарія (SSMI), Сполучені Штати Америки (S&P 500, NASDAQ, NYSE, RUI), Росія (RTS), Японія (N225), Китай (HSI), Україна (UX), Австралія (AORD), Італія (FTSEMIB), Ірландія (ISEQ), Швеція (OMXS30), Тайвань (TWII), Малайзія (KLSE), Сінгапур (STI), Індонезія (JKSE), Аргентина (MERV) [14].

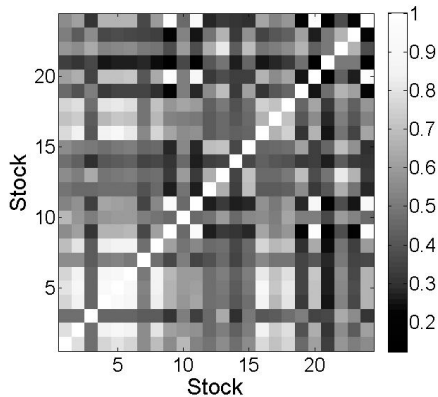


Рис. 1. Карта значень матриці крос-кореляцій щоденних значень індексів (stock) світового фондового ринку за період часу з 2004 по 2013 рр. Бар справа вказує на силу кореляції

З рис. 1 можна побачити нерівномірність кореляційних зв'язків: деякі країни сильно корельовані (світлі точки), тоді як інші практично незалежні (темні точки). Якщо далі ввести порогове значення коефіцієнта кореляції, нижче якого фондові індекси (а, відповідно, і країни) є незв'язаними, можна перейти до матриці суміжності та побудувати і дослідити відповідний граф (рис. 2). Для подібного графу і розраховуються необхідні міри складності.

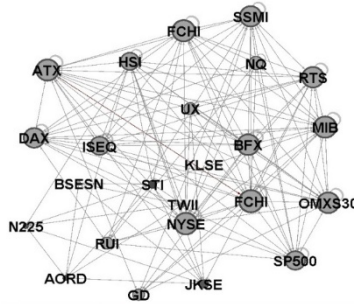


Рис. 2. Складна мережа, побудована для 25 фондових індексів світового ринку

3. Методологія ранжування елементів у складних мережних системах. Серед загально відомих спектральних та топологічних мір в нашому дослідженні запропоновано топологічну міру ранжування елементів в системі за їх важливістю.

Ранжування складних мереж (Complex Networks Ranking – CNR) – це система рейтингу, ранжування та важливості елементів складних систем. Чим вищий бал CNR, тим важливішим виглядає елемент в системі. CNR – це міра «важливості» елементу в складній системі. Вона залежить від числа зовнішніх зв'язків з даним елементом і від їх ваги (важливості).

Представимо, що ми рухаємося по графу, вузлами якого є фондові індекси країн чи банки. Нехай почнемо з елементу p , випадкове блукання при цьому знаходиться в стані p . На кожному кроці ми проходимо наступний вузол, котрий має зв'язки з попереднім. Ймовірність випадкового стрибка позначимо як d , тоді ймовірність переходу по ребру буде $1 - d$. Таким чином, ймовірність знаходження в даний момент у вершині p можна обчислити за формулою:

$$R_{j+1}(p) = d + (1-d) \sum_{i=1}^k R_j(p_i) / C(p_j),$$

де $R(p)$ – CNR елементу системи, $C(p_i)$ – кількість зв'язків між елементами (ребра графа), k – кількість зв'язків з елементом p в системі, d – коефіцієнт згасання (damping factor), що відображає частку ваги, яку може передати елемент, з якого виходить зв'язок, на елемент, котрий його приймає. Зазвичай $d = 0,85$, і означає, що елемент може передати 85 % ваги [8; 12].

Якщо масштабувати CNR таким чином, що:

$$\sum_{i=1}^N R(p_j) = 1,$$

де N – число всіх елементів, для яких проводиться розрахунок PageRank, то $R(p)$ можна розглядати як розподіл ймовірності по всіх елементах

(вершинах графа).

Для обчислення CNR складається матриця M розміром $N \times N$, де кожному елементу M_{ij} матриці надаватися значення $R_0(p)$ у тому випадку, якщо i -ий елемент має зв'язок з j -им, всі інші елементи матриці заповнюються нулями. Таким чином, обчислення CNR зводиться до відшукування власного вектору матриці M , що досягається множенням матриці M на вектор R_j на кожному кроці ітерації. Введення коефіцієнта загасання гарантує, що процес сходиться [13].

Наведемо приклад розрахунку CNR для графу з трьома вершинами, як показано на рис. 3 та $d = 0,85$. Відмітимо, що при $d = 1$ введений показник CNR буде відповідати мірі вектор-центральності. Для нашого прикладу при $d = 1$ маємо для даного графу CNR рівними: 0,375, 0,375, 0,258.

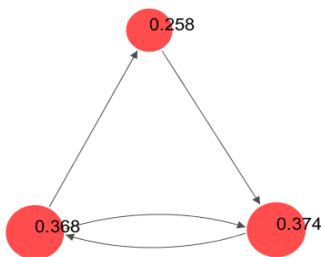


Рис. 3. Розрахунок CNR з коефіцієнтом згасання $d = 0,85$

4. Результати дослідження фінансового ринку. Нами була реалізована процедура розрахунку CNR як для фіксованого проміжку часу (статичний варіант), так і для процедури рухомого вікна (динамічний варіант). Розрахунки проводились для вже згадуваної системи світового фондового ринку та банківської системи України за даними 16 рейтингових банків. Статичний варіант розрахунку для світового фондового ринку представлений на рис. 4.

З рис. 4 легко бачити, що CNR реагує на кризові явища в системі та відображає взаємодію та зв'язність країн світу. Дана методика дає змогу прослідкувати, які з країн є найбільш впливовими у світовому просторі та зафіксувати їх взаємодію. Помітно, що коли система знаходиться в спокійному стані (рис. 4а), всі ринки знаходяться на фіксованих позиціях та певним чином пов'язані. Доречно відмітити, що найбільше значення CNR відповідає найбільш впливовим країнам. З рис. 4б бачимо, що з початком глобальної фінансової кризи всі країни стають більш зв'язними та мають близькі значення CNR. Саме ті з них, які мають найбільше значення CNR і є важливими драйверами фондового ринку.

CNR є мірою, яка враховує взаємозалежність та взаємонеобхідність

кожного елемента для стабільного функціонування системи в цілому. На рис. 5 зображені такі гістограми важливості для різних фінансових агентів.

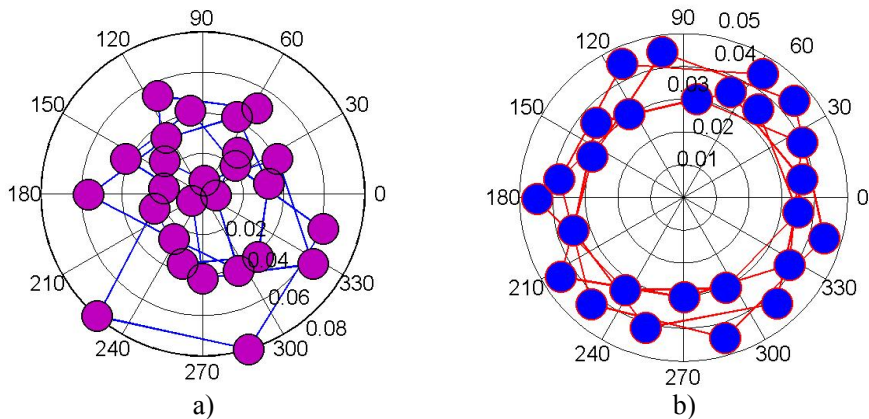


Рис. 4. Статичний варіант CNR для фондових ринків країн світу, а) докризовий стан 2004 р.; б) початок світової кризи (2008 р.)

З рис. 5 легко бачити, що відповідно до даної методики ми можемо прослідкувати рейтинговий показник необхідності (достатності, впливовості) для функціонування системи.

Зрозуміло, що даний показник цікаво дослідити в динаміці, оцінивши його зміни, наприклад, у період шоків та кризових станів.

Нами було реалізовано процедуру ковзного вікна для CNR. При цьому значення CNR розраховується для підряду певної довжини (вікна). Потім робиться крок вздовж ряду (вікно зміщується) і процедура повторюється до повного вичерпання вихідного часового ряду.

Результати розрахунків представлені на рис. 6. Аналізуючи поверхні розрахункового процесу для загального набору вхідних фондових індексів та акцій на рис. 6, не можна не помітити динаміку змін показників ранжування в системі. Так, на рисунку 6b при настанні кризового явища спектр починає звужуватися, що говорить про зв'язність системи під час кризи, що прослідковувалось і на попередньому рисунку.

Для візуалізації динамічних змін CNR будемо співставляти їх з динамікою вихідного індексу, акції тощо (рис. 7). З рис. 7 видно, як CNR реагує на протікання динамічних змін в системі. Так, з рис. 7a помітно, що для більш розвинених країн світу значення показника є дещо вищим, що говорить про їх важливість в системі. Легко бачити, що з настанням кризи мережна система стає більш зв'язною. З рисунку 7b помітна реакція показника на кризові явища в системі.

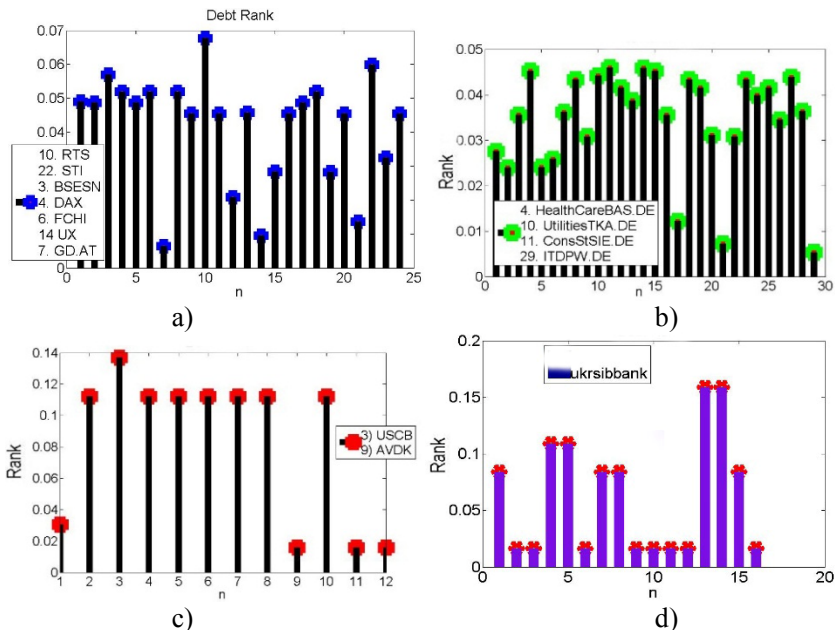


Рис. 5. Процедура CNR для елементів з найбільшим рейтингом):
 а) провідні фондові ринки країн світу; б) німецькі компанії, що входять до складу індексної корзини DAX; в) індексна корзина українського фондового ринку (UX); д) банківська система України (16 перших банків з рейтингу)

На рис. 8 наведені результати досліджень фондового ринку Німеччини та його складових – акцій компаній.

Доречно відмітити, що введений показник можна інтерпретувати, як міру складності системи та використовувати його для моніторингу кризових явищ в системі. Виявилось, що CNR знижується дещо раніше настання кризи та робить стрибок вгору саме під час її протікання. Цей факт можна використати у якості індикатора-передвісника кризових явищ в системах подібного типу.

Відомо, що однією з ключової ланок фінансово-економічної системи є банківська система, яка впливає на фондові ринки країн. Тому нас зацікавило використання алгоритму впливовості в аналізі банківської системи. Було створено базу даних активів перших 16 банків з рейтингового списку банківської системи України. До них віднесли: Приватбанк, Індустріалбанк, Пумб, Мегабанк, Експресбанк, Правексбанк, Крещатик, Український професійний банк, Сітібанк Україна, Альфабанк, Укргазбанк, Укрсіббанк, Кредит Дніпро банк, Ощадбанк,

Прокредит банк, Укрбизнесбанк [15].

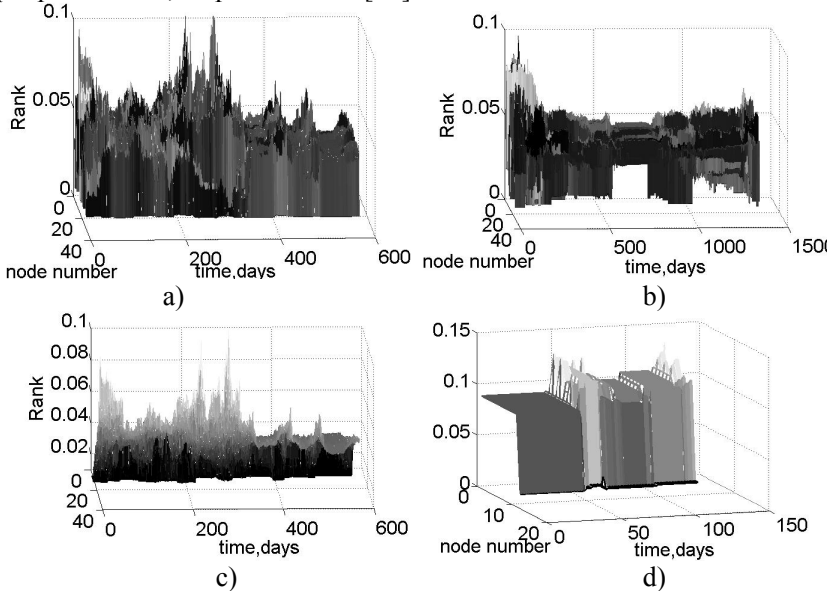


Рис. 6. Динаміка міри CNR(Rank) з використанням ковзного вікна: а) розрахункова поверхня для індексу Німеччини; б) поверхня для матриці світових фондових індексів; в) відсортована поверхня для індексу Німеччини; д) CNR в ковзному вікні для українського фондового ринку (UX)

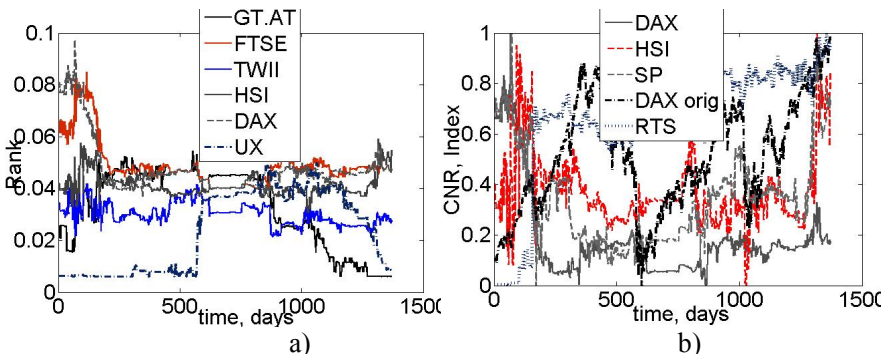


Рис. 7. Порівняльна динаміка CNR для деяких фондових ринків країн світу: а) в абсолютних показниках; б) порівняння вихідного часового ряду (DAX) з розрахованими CNR для певних країн у відносних одиницях

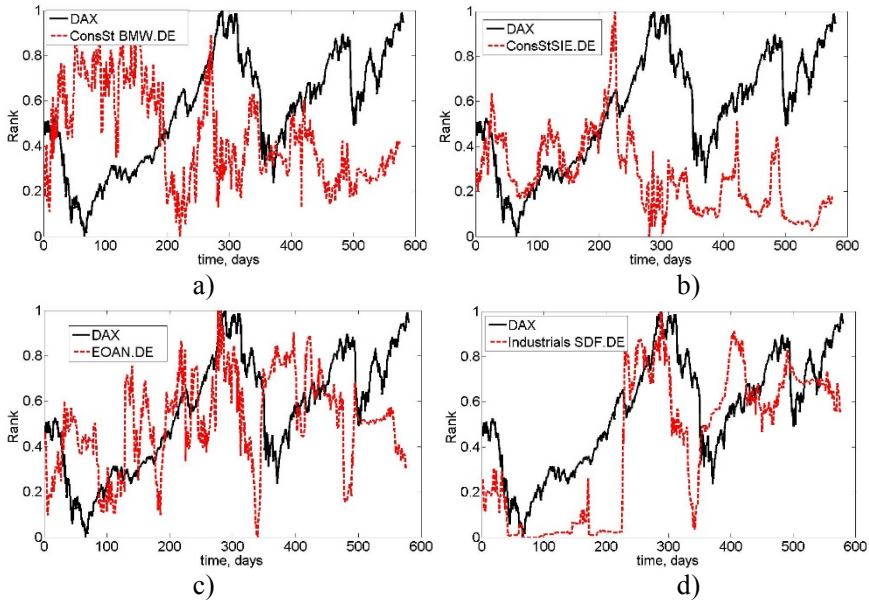


Рис. 8. Порівняльна динаміка фондового індексу Німеччини (DAX) з підприємствами, котрі містяться в його індексній корзині, а саме з: а) ConsStBMW.DE; б) ConsStSIE.DE; в) EOAN.DE; г) IndustrialsSDF.DE

Результати розрахунків індексів впливовості для вітчизняної системи представлені на рис. 9. З рис. 9 легко бачити, що введений показник ранжування, аналогічно до попередніх досліджень, реагує на кризові явища в банківській системі, що в подальшому планується використати для проведення більш глибокого аналізу банківської системи та важливості кожного елементу на її життєдіяльність та функціонування. Це та інше дасть змогу дослідити та мінімізувати ризик втрат в банківській системі.

Висновки. Таким чином, уведено новий показник ранжування елементів в складних системах CNR, при розрахунку якого використовується теорія випадкових матриць та кореляційні зв'язки елементів. Проведено дослідження введеної міри складності на реальних часових рядах світових фондових ринків та вітчизняної банківської системи. Показано, що CNR, розрахований на певний зріс часу, є показником важливості елементів системи, що має на меті їх відшукання та контроль задля стабільності системи в цілому.

Встановлено, що CNR, розрахований в режимі рухомого вікна, реагує на кризові зміни в системі, що дає можливість його використання як індикатора-передвісника несприятливих явищ в системі.

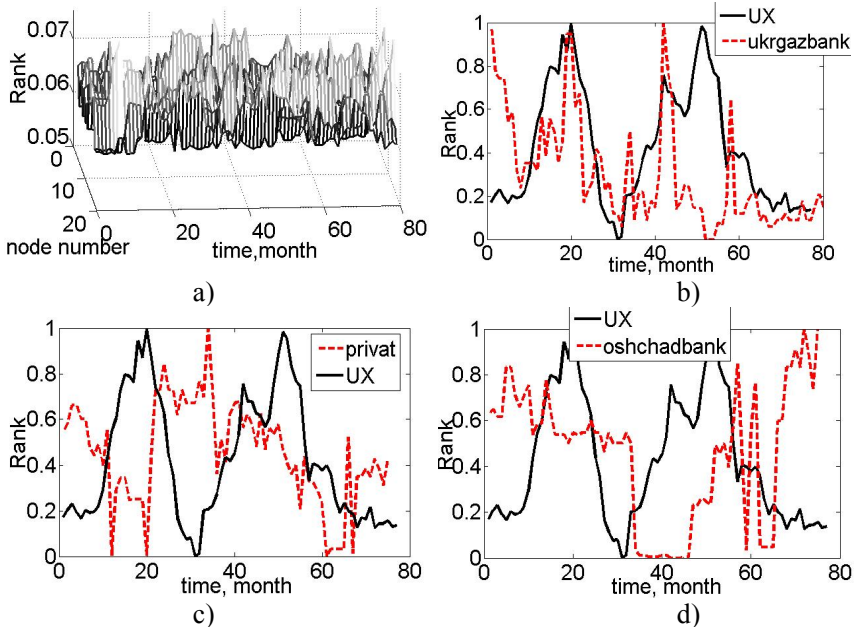


Рис. 9. Дослідження банківської системи України методом ранжування даних: а) 16 рейтингових банків України; б) порівняльна динаміка індексу UX з ціною акції Укргазбанку; в) порівняльна динаміка індексу UX з Приватбанком; г) порівняльна динаміка індексу UX з Ощадбанком

Отже, проаналізувавши складні фінансово-економічні системи методами з квантової фізики, можна говорити про дієздатність методики для моніторингу складних систем. А саме, запропоновані міри складності розраховані за історичними даними фондових та фінансових ринків показують зміни в системі під час протікання кризових та шокових явищ, що дає змогу використовувати їх для моніторингу систем такого типу та впроваджувати їх для аналізу систем. Саме це дасть змогу встановити дієві індикатори передвісники кризових явищ та мінімізації несприятливих наслідків.

References

1. Halvin S. Complex networks. Structure, robustness and function / Shlomo Halvin, Reuven Cohen. – New York : Cambridge University Press, 2010. – 248 p.
2. Ghoshal G. Ranking stability and super-stable nodes in complex networks / Gourab Ghoshal, Albert-László Barabási // Nature Communications. –

2011. – Vol. 2. – Article number: 394. – DOI : 10.1038/ncomms1396.

3. Borgatti S. P. Centrality and network flow / Stephen P. Borgatti // *Social Networks*. – 2005. – Vol. 27. – Iss. 1. – P. 55-71. – DOI : 10.1016/j.socnet.2004.11.008.

4. Freeman L. Centrality in Social Networks Conceptual Clarification / Linton C. Freeman // *Social Networks*. – 1978-1979. – Vol. 1. – Iss. 3. – P. 215-239. – DOI : 10.1016/0378-8733(78)90021-7.

5. Katz L. A new status index derived from sociometric analysis / Leo Katz // *Psychometrika*. – 1953. – Vol. 18. – Iss. 1. – P. 39-43. – DOI : 10.1007/BF02289026.

6. Bonacich P. Factoring and weighting approaches to status scores and clique identification / Phillip Bonacich // *Journal of Mathematical Sociology*. – 1972. – Vol. 2. – Iss. 1. – P. 113-120. – DOI : 10.1080/0022250X.1972.9989806.

7. Bonacich P. Power and centrality: A family of measures [Electronic resource] / Phillip Bonacich // *American Journal of Sociology*. – 1987. – Vol. 92. – No. 5. – P. 1170-1182. – Access mode : <https://www.jstor.org/stable/2780000>.

8. Page L. The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web [Electronic resource] : [Technical Report] // Lawrence Page, Sergey Brin, Rajeev Motwani, Terry Winograd. – Stanford InfoLab, January 29, 1998. – Access mode : <http://ilpubs.stanford.edu:8090/422/>.

9. Battiston S. DebtRank: Too Central to Fail? Financial Networks, the FED and Systemic Risk / Stefano Battiston, Michelangelo Puliga, Rahul Kaushik, Paolo Tasca, Guido Caldarelli // *Scientific Reports*. – 2012. – Vol. 2. – Article number: 541. – DOI : 10.1038/srep00541.

10. Soramäki K. SinkRank: An Algorithm for Identifying Systemically Important Banks in Payment Systems / Kimmo Soramäki, Samantha Cook // *Economics: The Open-Access, Open-Assessment E-Journal*. – 2013. – Vol. 7. – No. 2013-28. – P. 1-27. – DOI : 10.5018/economics-ejournal.ja.2013-28.

11. Plerou V. Random matrix approach to cross correlations in financial data / Vasiliki Plerou, Parameswaran Gopikrishnan, Bernd Rosenow, Luís A. Nunes Amaral, Thomas Guhr, H. Eugene Stanley // *Physical Review E*. – 2002. – Vol. 65. – Iss. 6. – 066126. – P. 356-373. – DOI : 10.1103/PhysRevE.65.066126.

12. Brin S. The Anatomy of a Large-Scale Hypertextual Web Search Engine [Electronic resource] / Sergey Brin, Lawrence Page // *Seventh International World-Wide Web Conference (WWW 1998)*, April 14-18, 1998, Brisbane, Australia. – 1998. – Access mode : <http://ilpubs.stanford.edu:8090/361/>.

13. Langville A. N. Google's PageRank and Beyond: The Science of

Search Engine Rankings / Amy N. Langville. Carl D. Meyer. – Princeton : Princeton University Press, 2012. – 240 p.

14. Yahoo Finance - Business Finance, Stock Market, Quotes, News [Electronic resource] / Verizon Media. – 2015. – Access mode : <https://finance.yahoo.com>.

15. Asotsiatsiia ukrainskykh bankiv — Holovna [Electronic resource]. – Access mode : <http://aub.org.ua>.