

УДК 338.27

Вуяхевич Денис Сергійович*Черкаський національний університет імені Богдана Хмельницького***Кібальник Любов Олександрівна**

Доктор економічних наук, доцент

*Черкаський національний університет імені Богдана Хмельницького***МОДЕЛЮВАННЯ ДИНАМІКИ ВАРТОСТІ АКЦІЙ НА ПРИКЛАДІ
ПРОДОВОЛЬЧИХ КОМПАНІЙ**

У статті розкрито сутність економіко-математичного моделювання. Розглянуто та описано поняття мережі, відображено особливості та методичні основи розрахунку мережних мір. Здійснено розрахунки спектральних та топологічних мір для вартості акцій продовольчих корпорацій Danone та Nestle у період з 01.01.2009 року по 26.10.2018 року.

Ключові слова: економіко-математичне моделювання, мережні міри, граф, спектральні та топологічні характеристики.

Дослідження різноманітних процесів, у тому числі й економічних, зазвичай, починається з їх моделювання, тобто відображення реального процесу за допомогою відповідного математичного інструментарію. При цьому складають рівняння чи нерівності, які відображають співвідношення між показниками та визначають їх вплив на значення результуючої змінної, що дозволяє сформулювати систему необхідних обмежень.

Розв'язання економічних задач та задач управління, зокрема, тісно пов'язано з ускладненням самого об'єкта аналітичного дослідження та функцій управління, що, у свою чергу, вимагає від дослідника все більш ширших та ґрунтовних знань у сфері застосування різноманітних методів для побудови адекватних економіко-математичних моделей. Цій проблематиці присвячено багато праць відомих вітчизняних науковців, зокрема П. Грицюка, Л. Гур'янової, В. Даніча, Т. Клебанової, К. Ковальчука, Н. Максишко, С. Рамазанова, В. Соловійова, О. Черняка та інших.

Незважаючи на досить прискіпливу увагу з боку науковців до застосування економіко-математичного інструментарію метою статті є вирішення питання вибору відповідної моделі, із всієї їх сукупності, для розв'язку тієї чи іншої задачі.

Останнім часом створено багато нових методів та підходів, які можна використати для аналізу ринків продовольчих товарів. Оскільки класичні підходи були розроблені для опису стійкого світу, який поволі еволюціонує і не були призначені для опису та моделювання швидких змін, непередбачуваних стрибків і складних взаємодій окремих складових сучасного світового ринкового процесу, то це і призвело до створення і застосування нових методів дослідження, які дозволяють в динаміці спостерігати за цими змінами. Деякі з цих методів, а саме підхід заснований на рекурентних мережах та графі видимості як інструментів мережного аналізу, ми пропонуємо розглянути більш детально.

У сучасній науці набула популярності теорія складних мереж, яка вивчає характеристики мереж, урахувавши не тільки їх топологію, а й статистичні властивості, ефекти розповсюдження інформації, стійкість і т. ін.

При дослідженні складних систем мережна парадигма стала домінуючою оскільки мережна форма складної системи дозволяє ввести нові міри складності, які не існують для часового ряду. Для окремих часових рядів уже було введено різні кількісні міри складності, зокрема: алгоритмічні, фрактальні, хаос-динамічні, рекурентні, неекстенсивні, нереверсивні та ін. [2].

В умовах сьогодення актуальним завданням у моделюванні складних систем є пошук ефективних методів із широким колом характеристик, які здатні детально описати властивості системи. Оскільки для економічних систем явища є складними та багатofакторними, зв'язок між ознаками практично завжди кореляційний. Визначення кореляцій між різними акціями –

тема, цікава не лише з точки зору наукових причин розуміння економіки як складної динамічної системи, але також і з практичних поглядів, зокрема, з точки зору розміщення активів і оцінки портфельного ризику. Саме на дослідженні ступеню кореляційних зв'язків в економічній системі базується мережний метод кореляційного аналізу на засаді теорії випадкових матриць. Його особливість полягає в побудові мір на основі матриці взаємних кореляцій часових рядів цін акцій окремих активів.

За допомогою цього методу досліджуються основні спектральні та топологічні характеристики системи. Спектральні міри базуються на алгебраїчних інваріантах графу – його спектрах. Із спектром матриці суміжності графу пов'язані деякі важливі характеристики, які надають інформацію про мережу, такі як величина спектрального розриву, енергія графу, спектральний радіус, а з спектром лапласіана – алгебраїчна зв'язність, натуральна зв'язність та ін. [3].

Серед спектральних мір пропонуємо звернути увагу на спектральний розрив (SpectGap) та другий спектральний момент (M_2L), а серед топологічних коефіцієнт кластеризації (Clust) та щільність зв'язків (LinkDen), оскільки вони найточніше відображають динаміку досліджуваних продовольчих компаній.

Для того, щоб зрозуміти яким чином відбувається перехід від досліджуваного часового ряду до його характеристик (спектральних чи топологічних) наведемо методи їх розрахунку.

Важливою спектральною характеристикою є величина спектрального розриву (щільності – spectral gap). Спектральний розрив описує, як швидко динамічний процес в мережі буде сходиться до стійкого стану. Спектральний розрив дорівнює різниці між двома найбільшими власними значеннями матриці суміжності.

Ще однією важливою спектральною характеристикою графу є спектральний момент. Для цілого невід'ємного k , k -й спектральний момент графу G визначається як

$$M_{\tilde{k}} = M_{\tilde{k}}(G) = \sum_{i=1}^n (\lambda_i)^{\tilde{k}},$$

де λ_i — власне значення (індекс графу G), якому відповідає невід'ємний власний вектор.

Що ж стосується топологічних особливостей рекурентних мереж то вони тісно пов'язані з інваріантними властивостями досліджуваної динамічної системи.

Локальною величиною, яка характеризує окремих вузол m , є коефіцієнт кластеризації C . Коефіцієнт кластеризації відповідає рівню зв'язаності вузлів у мережі. Він характеризує тенденцію до утворення груп взаємозв'язаних вузлів, так званих клік (clique). Крім того, для кожного конкретного вузла коефіцієнт кластеризації показує, скільки найближчих сусідів цього вузла є також найближчими сусідами один для одного [4].

Коефіцієнт кластеризації для окремого вузла m мережі визначається наступним чином. Нехай з вузла m виходить k_m ребер, які з'єднують його з іншими k вузлами, найближчими сусідами. Тоді формула для обчислення коефіцієнта кластеризації матиме наступний вигляд:

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

Іншою важливою топологічною характеристикою є щільність зв'язків (link density), яка є відношенням кількості ребер до кількості вузлів. Щільність зв'язків відображає, наскільки розріджений або щільний граф згідно числу зв'язків на один вузол [5].

Для орієнтованого графа G щільність зв'язків розраховується так:

$$\delta(G) = \frac{m}{n(n-1)},$$

де n – кількість вузлів, m – кількість зв'язків.

Значення даної міри варіюється від 0 (немає зв'язків) до 1 (всі вузли з'єднані). Реальні мережі, як правило, є дуже розрідженими, з щільностями близькими до 0,1.

Щільність зв'язків для неорієнтованого графа обчислюється за формулою:

$$\delta(G) = \frac{2m}{n(n-1)}.$$

В останні кілька років з'явився новий напрям в дослідженні часових рядів з нетривіальною структурою, що використовує добре розвинені методи аналізу складних мереж, що базується на так званих «графах видимості». Часовим рядам при цьому за певним алгоритмом ставляться в відповідність такі графи, властивості яких активно вивчаються в даний час.

Існують різні алгоритми відображення часового ряду в складну мережу, наприклад М. Смол запропонував в якості ваги ребер графа використовувати близькість координат в перетині Пуанкаре вихідного часового ряду. В іншому типі алгоритмів вводиться так званий «граф видимості». В своїй роботі Л. Лакас, В. Луці, Ф. Баллестерос запропонували алгоритм побудови графа взаємної видимості (Natural Visibility Graph, NVG-algorithm). Трохи пізніше був запропонований інший алгоритм, подібний NVG - «граф горизонтальної видимості» (Horizontal Visibility Graph, HVG) [6].

Алгоритм побудови графів видимості проілюстрований на рис. 1. При побудові NVG-графа на горизонтальній осі (вісь часу) відзначаються точки t_i , від яких в перпендикулярному напрямку будуються відрізки висотою, рівною значенням ряду вимірювань в цих точках – $x(t_i)$. Вузлами NVG-графа є зовнішні вершини побудованих відрізків. Зв'язок між вершинами в NVG- графі вважається існуючим, якщо пряма, що з'єднує відповідні вершини відрізків, не перетинає жодного з побудованих відрізків, що знаходяться між. В алгоритмі HVG вертикальні відрізки з'єднуються горизонтально, докладний опис наведений нижче.

На рис. 1 вгорі (ліворуч) схематично зображено критерій видимості для кута зору $\alpha = \frac{\pi}{2}$.

Зв'язки, що відповідають кутам, меншим кута $\alpha = \frac{\pi}{2}$ (наприклад α_1), позначені товстими лініями, а ті, що відповідають великим кутам (наприклад α_2) – тонкими лініями. Обидва цих типів ліній утворюють натуральний граф видимості (NVG). Графу динамічної видимості (DVG) відповідають тільки зв'язки, позначені жирними лініями, нахил яких менше кута зору. У нижній частині на рис. 1 зображений процес побудови HVG.

Алгоритми NVG і HVG були використані при дослідженні часових рядів складної структури, пов'язаних з найрізноманітнішими явищами: пульсацією турбулентних течій, індексами фондового ринку, серцебиттям людини, при вивченні стохастичних і хаотичних часових рядів і для багатьох інших процесів.

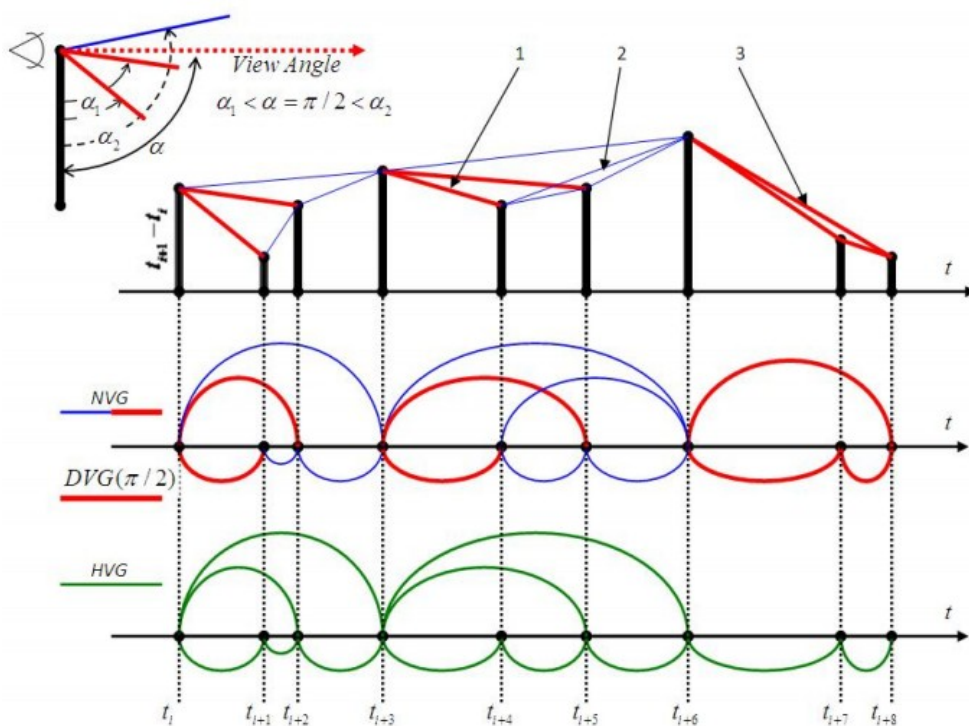


Рис. 1. Схема побудови графа видимості

Джерело: [7]

Алгоритм побудови можна представити зручним для обчислення способом. Так, наприклад, на рис. 2 для вузла I^{n+2} суміжними в мережі вважаються I^n і I^{n+5} (і встановлюються ребра-зв'язку), такі що I^n - найближчий зліва від I^{n+2} елемент, зі значенням σ_n , що перевищує оцінку елемента I^{n+2} , а $I^m (m = n + 5)$ - найближчий праворуч від I^{n+2} елемент, для якого $\sigma_m > \sigma_{n+2}$.

Граф горизонтальної видимості ефективно застосовується для виявлення прихованих періодичностей у часових рядах. Зокрема, для періодичних часових рядів HVG призводить до наступного співвідношення для середнього ступеня вузлів $\bar{K}(T)$ відповідного графа

$$\bar{K}(T) = 4 \left(1 - \frac{1}{2T} \right),$$

де T – період часового ряду.

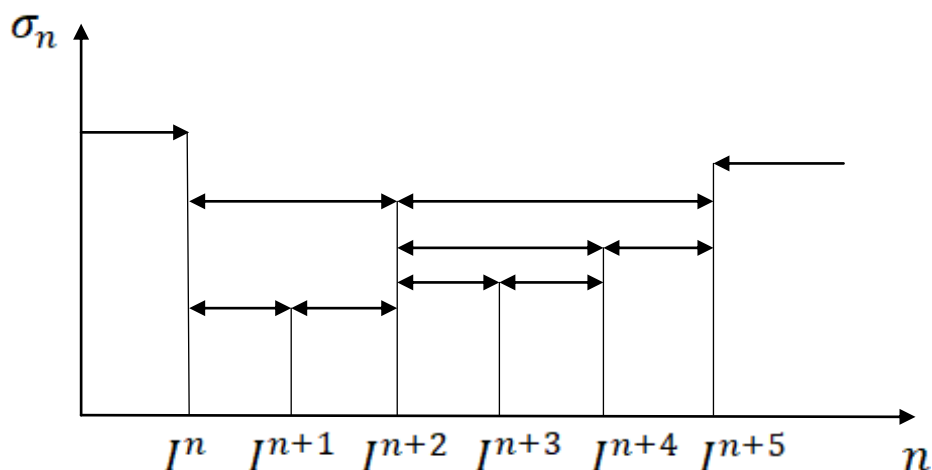


Рис. 2. Приклад побудови графа горизонтальної видимості
Джерело: [7]

На базі співвідношення для середнього ступеня вузлів може бути побудований фільтр для визначення прихованих періодичностей.

На рисунку 3 наведені результати розрахунків описаних вище спектральних та топологічних мір отриманих за допомогою методу рекурентних мереж для вартостей акцій Danone (BN - французька продовольча компанія, відомий виробник молочних продуктів) та Nestle (NESN - швейцарська транснаціональна корпорація, найбільший в світі виробник продуктів харчування), за період з 01.01.2009 року по 26.10.2018 року. Нами для аналізу було обрано саме ці продовольчі компанії, оскільки вони є найбільшими представниками у своїх галузях. Так, за даними «Міжнародної молочної асоціації» Danone очолює ТОП-20 виробників молочної продукції, а за інформацією розміщеною в журналі «Forbes», Nestle очолює ТОП-10 виробників пакетованих продуктів харчування в світі. Отримані результати засвідчують, що зміни, які відбуваються на продовольчих ринках напряму залежать від ситуації на світовому фінансовому ринку, тобто вони чітко реагують на світові фінансові кризи 2012 (точка 500 на рисунку), 2015 (точка 1000 на рисунку) та 2017 (точка 1700 на рисунку) років.

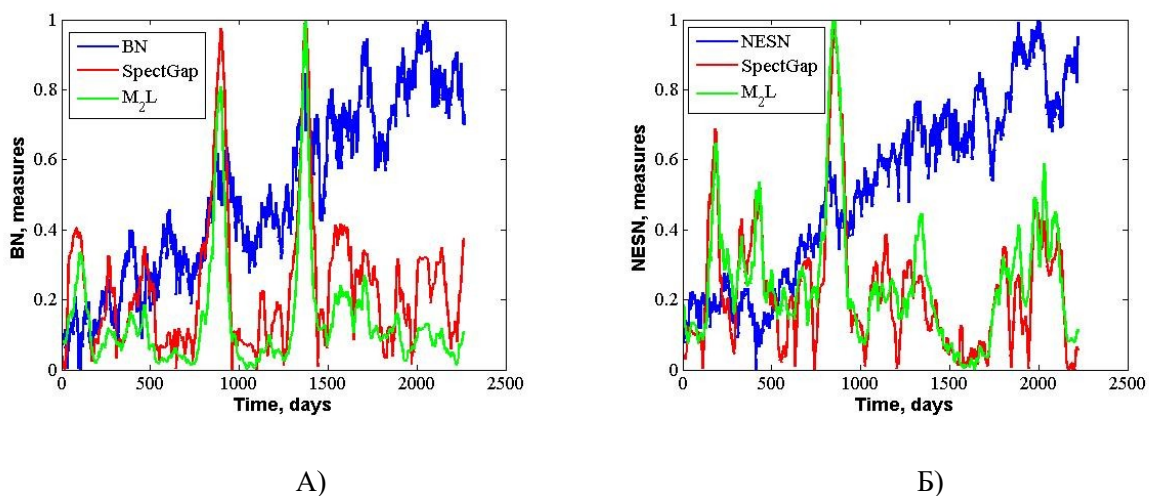


Рис. 3. Порівняльна динаміка вартостей акцій BN (А), NESN (Б) та спектральних мір: спектрального розриву та другого спектрального моменту
Джерело: розраховано авторами за [8]

Як видно з рис. 3 досліджувані міри демонструють схожу поведінку в перед- та кризовий період, а саме в передкризовий період SpectGar та M_2L досягають свого максимально значення (точка 900 та 1400) та поступово починають зменшуватися та продовжують зменшуватися в кризовий період, що можна використати в якості передвісника кризового явища. На сьогоднішній день спостерігається збільшення обох мір, що свідчить про те, що найближчим часом негативних тенденцій в динаміці досліджуваних рядів не спостерігатиметься.

Аналізуючи дані рисунку 4 засвідчимо, що ця група мір відрізняється від попередньої тим, що задовго до настання кризових явищ їх значення починають зростати та досягають свого максимального рівня (точки 100, 900, 1400 та 2000), а в період кризи знижуються до найменшого, що може бути використано в якості передвісника кризових явищ. На сьогоднішній день спостерігаємо зниження досліджуваних мір, що свідчить про стабільність рядів.

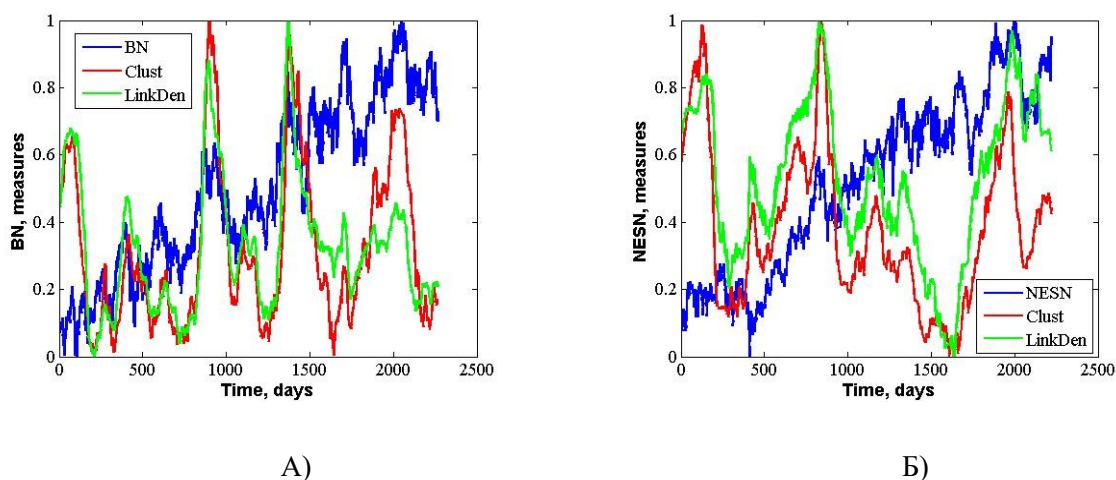


Рис. 4. Порівняльна динаміка вартостей акцій BN (А), NESN (Б) та топологічних мір: коефіцієнта кластеризації та щільність зв'язків

Джерело: розраховано авторами за [8]

Аналогічно як і для мережних мір, отриманих за методом рекурентних мереж, міри отримані за методом графа видимості поділяються на спектральні та топологічні. Результати обрахунків яких представленні на рисунках 5-6.

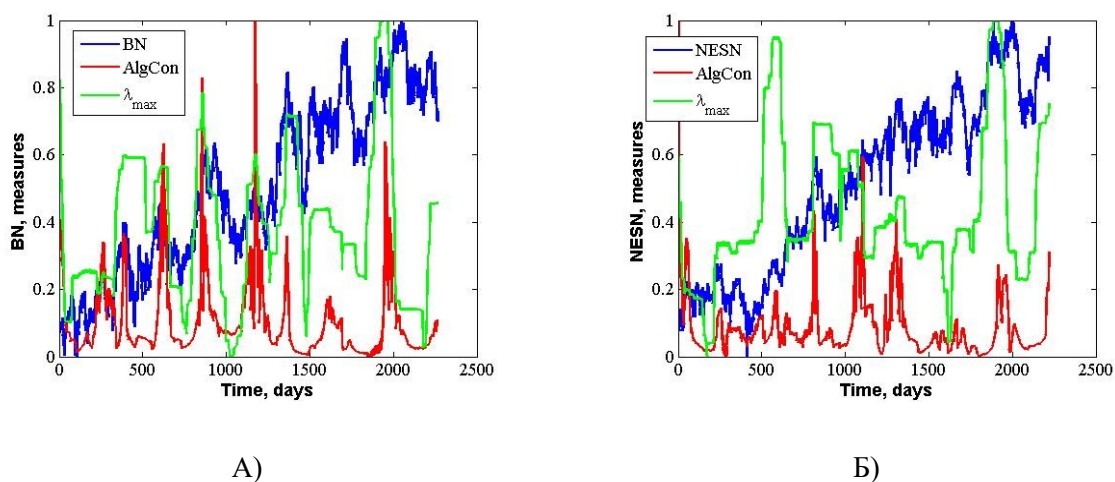


Рис. 5. Порівняльна динаміка вартостей акцій BN (А), NESN (Б), та спектральних мір розрахованих за алгоритмом графа видимості: алгебраїчної зв'язності та максимального власного значення (λ_{max})

Джерело: розраховано авторами за [8]

Отримані результати свідчать про те, що для обох досліджуваних рядів спостерігаються різкі стрибки (точки 400, 600, 1200, 1400 та 2000) алгебраїчної зв'язності в передкризовий період, що може бути використане в якості передвісника появи негативних тенденцій. Що ж стосується λ_{\max} , то воно знаходиться на відносно високому значенні коли ряд знаходиться у стабільному стані та демонструє падіння в передкризовий період (точки 900, 1400 та 2000), що також могло бути використане в якості передвісника. На сьогоднішній день можна засвідчити відносну стабільність акцій BN, проте щодо вартості акцій NESN цього стверджувати не можна, оскільки алгебраїчна зв'язність та максимальне власне значення демонструють зростання, що може свідчити про майбутні негативні тенденції.

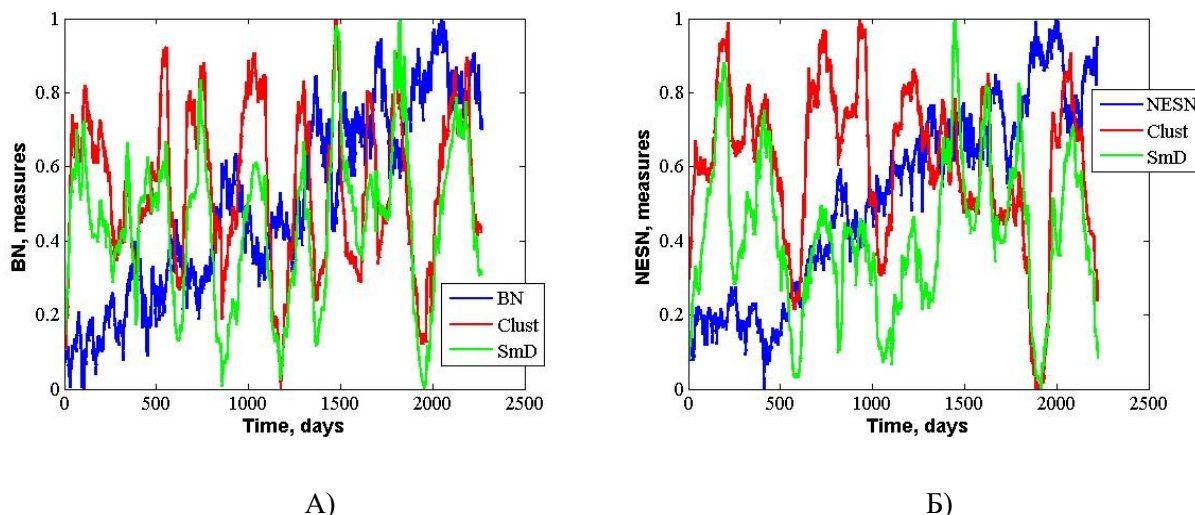


Рис. 6. Порівняльна динаміка вартостей акцій BN (А), NESN (Б) та топологічних мір розрахованих за алгоритмом графа видимості: коефіцієнта кластеризації та згладженого діаметра

Джерело: розраховано авторами за [8]

Дані рис. 6 підтверджують той факт, що у міру спадання часових рядів, відбувається зростання зазначених топологічних мір до їх максимального значення, при цьому самі ряди досягали своїх мінімумів, що могло бути використане якості передвісника негативних тенденцій. На сьогоднішній день спостерігаємо різке зниження обох мір для вартості акцій BN та NESN, отже найближчим часом негативних тенденцій в їх динаміці не очікується.

Отже, розглянуті спектральні та топологічні міри можуть використовуватися для кількісної оцінки можливих структурних і динамічних змін продовольчого ринку. Більш того, вони проявляють характерну поведінку у передкризовий період, яка дозволяє будувати передвісники кризових явищ.

Список використаних джерел

1. Коваленко Т. О. Поняття, ознаки та критерії продовольчої безпеки за законодавством України та інших держав / Т.О. Коваленко // Адміністративне право і процес. – 2018. – №1. – С. 30-41.
2. Соловійова В. В. Динаміка мережових мір складності в умовах фінансових криз / В. В. Соловійова// Вісник Університету банківської справи Національного банку України. – 2013. – №3. – С. 276-280.
2. Дослідження спектральних характеристик для валютного ринку. Деркач А.В., Сімакова К. О., Черкаський національний університет імені Богдана Хмельницького [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.spilnota.org.ua/ua/article/id-1102/>. – Назва з екрану.
3. Пасічник В. В. Дослідження та моделювання складних мереж / В. В. Пасічник, Н. М. Іванушак // Східно-Європейський журнал передових технологій. – 2010. – № 2/3(44). – С. 43-48.
4. Dario G. Perez, Luciano Zunino, Mario Garavaglia, Osvaldo A. Rosso. Wavelet entropy and fractional Brownian motion time series, arXiv:physics/0501105 v1.
5. Horizontal Visibility Graphs: Exact Results for Random Time Series / Luque B., Lacasa L., Ballesteros F., Luque J. // Phys. Rev. – 2009. – E 80. – P. 046103.
6. Снарский А. А. Графы видимости - инструмент сетевого анализа рядов измерений / А. А. Снарский, Д. В. Ландз. – 2013. – №2. – С. 29-38.
7. Провайдер фінансової інформації «Investing» [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.investing.com>. – Назва з екрану.