

Монография



**МОДЕЛИРОВАНИЕ И ИНФОРМАЦИОННЫЕ
ТЕХНОЛОГИИ В ИССЛЕДОВАНИИ
СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКИХ СИСТЕМ:
ТЕОРИЯ И ПРАКТИКА**

2014

**Моделирование и информационные
технологии в исследовании социально-
экономических систем: теория и практика**

Монография

Харьков-Бердянск, 2014

УДК 33.012.2:004.94

ББК 65.39

М74

*Рекомендовано к печати ученым советом
Харьковского национального экономического университета
имени Семена Кузнеця
(протокол № 8 от 31 марта 2014 г.)*

Рецензенты: Благун И.С. – докт. экон. наук, профессор, Прикарпатский национальный университет имени Василя Стефаника
Заруба В.Я. – докт. экон. наук, профессор, Национальный технический университет «Харьковский политехнический институт»
Данич В.Н. – доктор экономических наук, профессор, Луганский национальный университет имени Тараса Шевченко

М74 **Моделирование и информационные технологии в исследовании социально-экономических систем: теория и практика /** Под ред. докт. экон. наук., проф. В.С. Пономаренко, докт. экон. наук, проф. Т.С. Клебановой. – Бердянск : ФЛ-П Ткачук А.В., 2014. - 604 с. - Рус. яз., укр. яз., англ. яз.
ISBN 978-966-2261-62-2

В монографии исследуются вопросы теории и практики применения широкого класса экономико-математических методов и информационных технологий для оценки, анализа и прогнозирования динамики развития как отдельных субъектов хозяйствования, так и экономики страны в целом. Использование современных моделей кластерного, факторного и дискриминантного анализа, эконометрического моделирования, теории катастроф, нейросетевых моделей, сценарного моделирования дает возможность повысить качество принимаемых решений, направленных на предупреждение кризисных ситуаций и формирование устойчивой траектории экономического роста.

УДК 33.012.2:004.94

ББК 65.39

ISBN 978-966-2261-62-2

© Авторский коллектив, 2014 г.

© ФЛ-П Ткачук А.В., 2014 г.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	9
ГЛАВА 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЕ ПРОБЛЕМЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ МАКРОЭКОНОМИКИ	11
1.1. Микро и макромоделли эколого-экономической и социо гуманитарной динамики: обзор, анализ и некоторые результаты (Рамазанов С.К., Велигура А.В., Ивановская М.В., Сергиенко А.В.)	11
1.2. Мультиагентная модель эволюции макрогенераций: анализ чувствительности (Кононова Е.Ю.)	40
1.3. Сучасні підходи до моделювання споживання в Україні (Лук'яненко І.Г., Оліскевич М.О.)	51
1.4. Емкостный метод определения спроса. Моделирование покупателей как емкости (Кораблев Ю.А.)	78
1.5. Предоставление государственных и муниципальных услуг гражданам (Наумов В.Н., Рубцова Ю.Ф.)	89
1.6. Проблемы улучшения инвестиционного климата России для деятельности иностранных банков (Долгова С.В., Невежин В.П.) .	109
1.7. Почему стратегия имеет вес, а при использовании интеллектуального капитала – он снижается? (Порохня В.М.)	127
1.8. Моделі оцінки ефективності боргової політики України (Карпець О.С., Чуйко І.М., Бойко Т.Ю.)	133
1.9. Комплексна модель оцінки діяльності Пенсійного фонду України (Прокопович С.В.)	165
ГЛАВА 2. МОДЕЛИРОВАНИЕ РЕГИОНАЛЬНОГО РАЗВИТИЯ	177
2.1. Розробка методології розрахунку індексу сталого розвитку регіону (Рамазанов С.К., Велигура А.В., Ивановська М.В.)	177
2.2. Концептуальный модельный базис фискального регулирования в управлении региональными системами (Чаговец Л.А., Ивахненко О.В., Ястребова А.С.)	188
2.3. Социо-эколого-экономическое моделирование и управление техногенным региональным производством в условиях кризиса (Рамазанов С.К., Сергиенко А.В.)	199
2.4. Моделювання сталого розвитку регіону, як соціально- економічної системи (Квасній Л.Г.)	219

2.5. Динамічні моделі канонічних кореляцій в формуванні обґрунтованої факторної системи показників регіональної диференціації (Клебанова Т.С., Сергієнко О.А.)	232
2.6. Сегментирование рынка грузовых вагонов с помощью обобщенного непараметрического метода (Поспелова Л.Я., Шананин А.А.)	257
2.7. Механизм диагностики инновационной деятельности (Пискун Е.И.)	272
2.8. Особливості моделювання антикризового управління регіоном в Україні (Голяко Н.Ю.)	290
ГЛАВА 3. МОДЕЛИРОВАНИЕ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ СУБЪЕКТОВ ХОЗЯЙСТВОВАНИЯ	302
3.1. Моделювання попиту та розширеного виробництва інноваційних курортно-рекреаційних продуктів (Захарченко П.В.)	302
3.2. Применение методов многомерного статистического анализа для оценки стратегической финансовой позиции предприятия (Гурьянова Л.С., Трунова Т.Н.)	315
3.3. Моделирование устойчивости развития объединённых структур при анализе проблем слияния и поглощения (Христиановский В.В., Щербина В.П.)	335
3.4. Імітаційні дослідження діяльності морського порту (Соколовська З.М., Яценко Н.В.)	355
3.5. Аналіз та класифікація кредитних заявок на засадах нечіткого моделювання (Матвійчук А.В., Бесчастна Г.О.)	383
3.6. Моделирование гибких производственных систем с переключением в начале производственного цикла, ненадежным прибором и профилактикой (Медведева М.И.)	392
3.7. Моделирование гибкой производственной системы с переналадкой в конце производственного цикла, ненадежным прибором и дообслуживанием требований (Румянцев Н.В.)	402
3.8. Економетричні моделі оцінки впливу валютних курсів на індикатори конкурентоспроможності металургійних підприємств (Сергієнко О.А., Захарова О.В., Татар М.С.)	411
3.9. Формування аналітичного інструментарію для оцінки економічної безпеки підприємства (Отенко І.П., Яртим І.А.)	426

3.10. Оцінка й аналіз економічної безпеки промислових підприємств (Отенко В.І., Москаленко Н.О.)	438
ГЛАВА 4. ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В МОДЕЛИРОВАНИИ ЭКОНОМИЧЕСКИХ СИСТЕМ	458
4.1. Информационно-технологические и концептуально аналитические проблемы регионального мониторинга рынка труда (Алексеева М.И., Курзенев В.А., Перекрест В.Т., Перекрест И.В., Чернейко Д.С.)	458
4.2. Дослідження топологічних та спектральних властивостей фондових індексів засобами аналізу складних мереж (Саловійов В.М., Саловійова К.В.)	469
4.3. Некоторые подходы к интеграции информационных моделей в корпоративные информационные системы (Невежгин В.П., Богомолов А.И.)	488
4.4. Моделювання пошукової оптимізації корпоративного сайту підприємства (Яценко Р.М., Дига К.С.)	505
4.5. Современные технологии обеспечения независимости аудиторов (Гизятова А.Ш.)	523
4.6. Оценка производительности индивидуального ЛПР с ограниченной рациональностью (Митов А.В., Милевский С.В. Полякова О.Ю., Чернова Н.Л.)	536
4.7. Методические и методологические аспекты моделирования финансово-экономической безопасности в системе управления экспортным потенциалом предприятий (Иваниенко В.В., Иваниенко К.В.)	554
4.8. Рефлексивная адаптация информационной сферы крупных промышленных комплексов к неоиндустриальной экономике (Берсуцкий А.Я., Каминский П.Д.)	565
ПРИЛОЖЕНИЯ	577

4.2. Дослідження топологічних та спектральних властивостей фондових індексів засобами аналізу складних мереж

В останні 10-15 років все більшою популярністю користується між-дисциплінарний напрям дослідження складних систем, який отримав назву теорії складних мереж (complex networks) [1-6]. Він вивчає характеристики мереж, ураховуючи не тільки їх топологію, але й статистичні властивості, розподіл ваг окремих вузлів і ребер, ефекти розповсюдження інформації, стійкість (robustness) і т.п. До складних мереж відносяться електричні, транспортні, інформаційні, соціальні, економічні, біологічні, нейронні та інші мережі [1-10]. Мережна парадигма стала домінуючою при дослідженні складних систем, оскільки дозволяє ввести не існуючі для часового ряду нові кількісні міри складності.

Раніше нами було введено різні кількісні міри складності для окремих часових рядів, зокрема: алгоритмічні [11]; фрактальні [12]; хаос-динамічні [13]; рекурентні [14]; неекстенсивні [15]; нереверсивні [16] та ін.

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 зіставити критичні зміни динаміки системи, що описується часовим рядом, з характерними змінами конкретних мір складності. Виявилось, що кількісні міри складності реагують на критичні зміни в динаміці складної системи, що дозволяє використовувати їх у процесі діагностики та прогнозування майбутніх змін.

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

Останнім часом, багато в чому завдяки розвитку саме теорії складних систем, значно зросла наукова активність в галузі дискретної математики, що переживає період інтенсивного розвитку та проникнення в різні

сфери знань. Найбільш яскраво це проявилось в одному із її застосувань - теорії графів, значні можливості якої обумовлені теоретико-множинними, комбінаторними та топологічними аспектами, що складають основу поняття самого графу. Успіх застосування теорії графів можна пояснити також тим, що вона є зручною мовою для формулювання завдань, які можна віднести до широкого кола наукових проблем, та зручним інструментом для їх розв'язання.

У пропонованій роботі предметом дослідження є складні системи, зокрема часові ряди фондових індексів. Окремим значенням фондових індексів можна поставити у відповідність бінарні зв'язки і представити у вигляді складної мережі або графу з нетривіальними топологічними властивостями. Топологія вивчає модальні співвідношення просторових образів, закони зв'язності, взаємного розташування і слідування точок, ліній та їх сукупностей незалежно від мір їх величин.

У теорії складних мереж розвинені спеціальні методи для розв'язання конкретних задач, але недостатньо загальних методів, що дозволяють алгоритмічно розв'язувати цілі класи задач. У якості джерел створення таких достатньо загальних методів можна розглядати теорію графів та інші галузі математики. Результатом застосування лінійної алгебри у теорії графів став новий напрямок - спектральна теорія графів, що базується на алгебраїчних інваріантах графу - його спектрах. Хоча основні методи цієї теорії на даний час не можуть дати відповіді на всі питання, пов'язані з конкретними характеристиками графу, але вони продукують досить цікаві результати, які неможливо отримати іншими методами [17].

Запропоновано кілька підходів до перетворення часових послідовностей у складні мережеподібні відображення. Ці підходи можна умовно поділити на два класи [18]. Перший базується на дослідженні опуклості послідовних значень часового ряду і отримав назву графів видимості (visibility graph) [19]. Певна модифікація, яка фіксує точку спостереження видимості, одержала назву горизонтального графу видимості [20]. Другий аналізує взаємну наближеність різних сегментів часової послідовності і використо-

вус техніку рекурентного аналізу [14, 18]. Нарешті, якщо в основу формування зв'язків елементів графу покласти кореляційні зв'язки між ними, отримаємо кореляційний граф [18]. Головне призначення таких методів полягає у тому, щоб точно відтворити інформацію, яка зберігається у часовому ряді, в альтернативній математичній структурі.

У нашій роботі будуть використані результати, які отримані шляхом перетворення часового ряду в мережу завдяки алгоритмам видимості, хоча одержані результати носять універсальний характер незалежно від методу перетворення часового ряду в мережу. Тому розглянемо суть алгоритмів видимості більш докладно.

Сімейство алгоритмів видимості являє собою набір методів, які перетворюють часовий ряд у мережу відповідно до специфічного геометричного критерію [19, 20]. Головне призначення таких методів у тому, щоб точно перетворювати інформацію, що зберігається у вигляді часового ряду, в альтернативну математичну структуру, так, що потужні інструменти теорії графів у кінцевому рахунку можна було б використати для характеристики часових рядів з іншої точки зору, з метою подолання розриву між нелінійним аналізом часових рядів, динамічними системами і теорією графів.

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" одна одну з вертикального бару часового ряду.

Схема алгоритму видимості представлена на рис. 1. У верхній його частині зображені перші 10 значень часового ряду за допомогою вертикальних смуг (барів). Розглядаючи таке зображення як певний «ландшафт», ми зв'язуємо кожен бар (кожну точку часового ряду) з усіма тими точками, які є видимими з обраної вершини (штрихові лінії). Отримуємо відповідний графік, зображений на середній частині рисунка. На цьому графіку кожен вузол відповідає (в тому ж порядку) даним часового ряду, а два вузли з'єднані, якщо існує видимість між відповідними даними, тобто, якщо є пряма лінія, яка з'єднує значення ряду даних, за умови, що ця «лінія види-

мости» не перетинає будь-який проміжний бар. Нарешті, на нижній частині рисунку зображено власне отриману мережу.

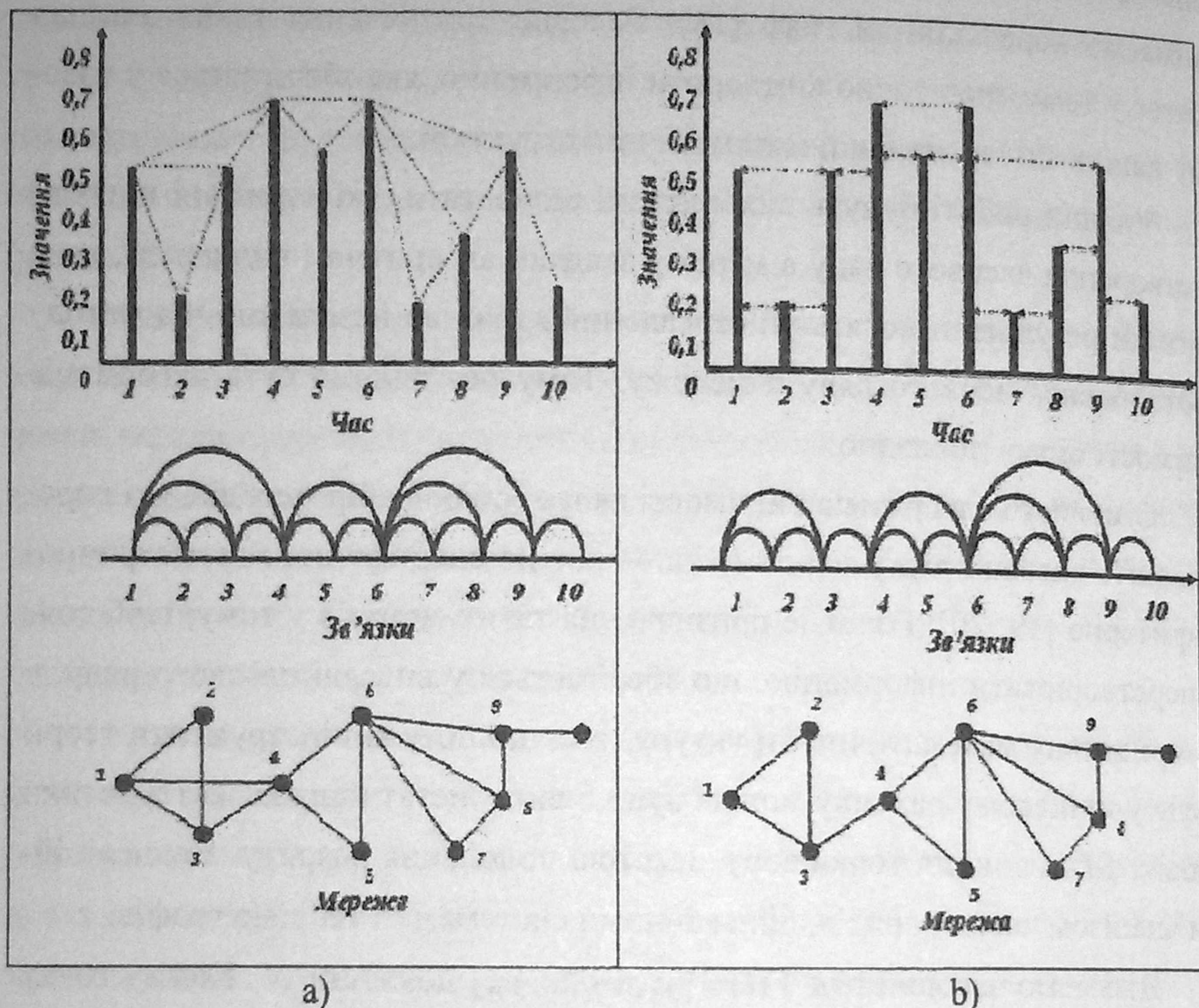


Рис. 1. Ілюстрація перетворення часового ряду у мережу за допомогою алгоритму графу видимості (а) або горизонтального графу видимості (б)

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:

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

Певною модифікацією є так званий горизонтальний граф видимості: два вузли з'єднані, якщо існує горизонтальна пряма, що не перетинає вертикальних барів (рис. 1b).

Алгоритми графу видимості легко програмуються і працюють відносно швидко навіть для великих наборів даних. Одержані мережі потім аналізуються з використанням стандартних методів, які включають розрахунок відповідних мір і показників.

Для дослідження мереж користуватимемось термінами вузол і ребро, говорячи про прості графи і про їхні складні ансамблі, мережі. Кожен вузол характеризується степенем (degree), тобто кількістю зв'язків, які входять у нього. Фактично степінь – це мінімальна локальна інформація. Повна інформація про мережу міститься в її матриці суміжності S . Для мережі з N вузлів S є квадратною матрицею $N \times N$. Значення її елементів s_{ij} дорівнюють 1, якщо вузли i та j з'єднані між собою, та 0, якщо ці вузли не з'єднані. Для неспрямованих мереж $s_{ij} = s_{ji}$ та $s_{ii} = 0$. Тоді для степеня k_i вузла i отримуємо: $k_i = \sum_j s_{ij}$.

Розглянемо топологічні характеристики графів. Не всі вершини мережі мають однакову кількість ребер. Головною характеристикою мережі, яка задає розподіл ребер вершини, тобто степінь вершини, є розподіл степенів вузлів $P(k)$, що визначає імовірність того, що вузол i має степінь $k_i = k$, інакше кажучи, випадково вибрана вершина матиме рівно k ребер. Мережі, які характеризуються різними $P(k)$, демонструють дуже різноманітну поведінку. До найчастіше спостережуваних прикладів розподілу степенів вузлів належать:

$$\text{розподіл Пуассона } P(k) = e^{-\langle k \rangle} \frac{\langle k \rangle^k}{k!}, \quad (1)$$

$$\text{експоненційний розподіл } P(k) \propto e^{-k/\langle k \rangle}, \quad (2)$$

$$\text{степеневий розподіл } P(k) \propto 1/k^\gamma, \quad k \neq 0, \gamma > 0. \quad (3)$$

Попри те, що всі вищенаведені функції $P(k)$ спадають при великих k , принципова відмінність між розподілами (1), (2), з одного боку, і розподілом (3), з іншого, полягає в тому, що і (1), і (2) характеризуються певним

масштабом. Це положення максимуму для розподілу Пуассона чи характерна довжина спадання для експоненційного розподілу. Степеневий розподіл (3) не характеризується типовим масштабом. Мережі зі степеневим розподілом степенів (3) називають безмасштабними чи масштабно-інваріантними (scale-free). Саме безмасштабні мережі часто спостерігаються у складних реально існуючих системах.

У разі степеневого розподілу можливе існування вузлів з дуже високим степенем (габів, hubs або концентраторів), які практично відсутні в мережах із пуассоновим чи експоненційним розподілами (1), (2). Саме наявність концентраторів пояснює особливості поведінки і спричиняє багато різних специфічних властивостей безмасштабних мереж.

Розмір околу вузла, який визначається його степенем, вказує на його важливість, наприклад, в якості концентратора в мережі. У великих мережах, створених випадковим приєднанням вузлів, концентратори є рідкісними, тоді як у реальних мережах вони часто зустрічаються з набагато вищою ймовірністю. Формально це визначається поведінкою хвоста розподілу степенів вузлів.

Позначивши через $p(k)$ нормований розподіл степенів вузлів, середній степінь розподілу k визначається так:

$$\langle k \rangle = \sum_{k=1}^{k_{\max}} p(k) \cdot k = 2M / N.$$

Тут M – кількість вузлів, N – кількість ребер мережі, k_{\max} – максимальний степінь вузла. Для кінцевого розміру випадкового графа [3] розподіл степенів вузлів $p(k)$ є біноміальним, який зафіксованого k в нескінченній границі стає розподілом Пуассона.

Вища організація мереж реального світу зазвичай призводить до уповільнення загасання розподілу. Типові класи мереж мають або експонентні, або степеневі хвости розподілу. Експоненційно загасаючі розподіли у разі великих степенів k характеризуються розподілом

$$p(k) \propto \exp(-k / \bar{k}), \quad (4)$$

масштаб \bar{k} має порядок середнього степеня вузла. Безмасштабні розподіли степенів, які спадають за степеневим законом, мають хвіст такої форми:

$$p(k) \propto 1/k^\gamma. \quad (5).$$

Показник γ класифікує мережі. Якщо $\gamma < 2$, розподіл не має кінцевого середнього $\langle k \rangle$ при нескінченній границі мережі. Якщо $\gamma < 3$, тоді не існує кінцевого другого моменту, і мережа не має перколяційного порогу по відношенню до розростання її вузлів. Її компонент зв'язаності залишається стійким до випадкових роз'єднань будь-якої кількості вузлів. Коли $\gamma < 4$, перколяція та інші властивості, як очікується, будуть аналогічні експоненційно спадаючій мережі.

Обидва - степеневий і експоненційний закони спадання розподілу степенів - дають змогу змоделювати нерівноважний процес зростання мережі, згідно з яким при послідовних часових кроках вузли та ребра додаються до наявної мережі. Якщо вузли довільно приєднуються до будь-яких із наявних вузлів, то результатом буде спадаючий хвіст експоненційної форми, однак, якщо ймовірність приєднання до наявних вузлів лінійно залежить від степеня вузла, то можна показати, що хвіст результуючого розподілу степенів має степеневий характер. Останній механізм, що пояснює часту появу степеневих законів, також називається переважним приєднанням або принципом "багаті стають ще багатшими".

"Лінійний розмір" мережі характеризується поняттями середнього $\langle l \rangle$ і максимального l_{\max} найкоротших шляхів. Відстань між вузлами визначається як кількість кроків, які необхідно здійснити, щоб добратися по наявних ребрах від одного вузла до іншого. Природно, вузли можуть бути з'єднані прямо або опосередковано. Шляхом між вузлами l_{ij} назвемо найкоротшу відстань між ними.

Для зв'язаної мережі з N вузлів середній найкоротший шлях означається як:

$$\langle l \rangle = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i>j} l_{ij}, \quad (6)$$

l_{ij} – довжина найкоротшого шляху між вузлами i та j , l_{\max} – найбільше значення з усіх l_{ij} , заданих для цієї мережі.

Середня довжина найкоротшого шляху дає уявлення про мережу загалом і є її глобальною характеристикою. Позначивши розподіл довжини шляху як $P(l)$, середній найкоротший шлях визначається:

$$\langle l \rangle = \sum_{l=1}^{l_{\max}} P(l) \cdot l, \quad (7)$$

де l_{\max} – максимальна довжина найкоротшого шляху.

Локальною величиною, яка характеризує окремих вузол m , є коефіцієнт кластерності C . Коефіцієнт кластерності 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 кластерності показує, скільки найближчих сусідів цього вузла є також найближчими сусідами один для одного.

Коефіцієнт кластерності для окремого вузла m мережі визначається так. Нехай з вузла m виходить k_m ребер, які з'єднують його з іншими k вузлами, найближчими сусідами. Якщо припустити, що всі найближчі сусіди з'єднані безпосередньо один з одним, то кількість ребер між ними становила б $k_m(k_m - 1)/2$. Тобто це число відповідає максимально можливій кількості ребер, якими можуть бути з'єднані найближчі сусіди вибраного вузла. Відношення реальної кількості ребер E_m , які з'єднують найближчих сусідів певного вузла, до максимально можливої (такої, за якої всі найближчі сусіди цього вузла були б з'єднані безпосередньо один з одним) називається коефіцієнтом кластерності вузла m – C_m і визначається як

$$C_m = \frac{2E_m}{k_m(k_m - 1)}. \quad (8)$$

З означення (8) випливає, що коефіцієнт кластерності будь-якого з вузлів, що не містить жодних циклів, дорівнює 0. А коефіцієнт кластерності будь-якого вузла повністю з'єднаної мережі дорівнює одиниці. Коефіцієнт кластерності мережі $\langle C \rangle$ визначається як середнє значення C_m всіх її вузлів.

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. Ця характеристика була запропонована соціологами, де особи (вузли) з більшим посередництвом відіграють головну роль у встановленні зв'язків між іншими вузлами мережі. Посередництво σ_m вузла m визначимо як

$$\sigma_m = \sum_{i \neq j} B(i, m, j) / B(i, j),$$

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 σ_m також називають навантаженням (load) чи центральністю посередництва (betweenness centrality).

Для окремих вузлів обчислюють також інші параметри, серед яких: вхідний/вихідний степінь вузлів; відстань від даного вузла до кожного з інших; середня відстань від даного вузла до інших; ексцентричність (eccentricity) — найбільша з мінімальних відстаней від даного вузла до інших.

Важливою топологічною характеристикою є щільність зв'язків (link-density), яка є відношенням кількості ребер до кількості вузлів.

Для розрахунків глобальних параметрів мережі використовують число вузлів, число ребер, геодезичну відстань між вузлами, середню відстань від одного вузла до іншого, середню наближеність (усереднене значення близькості центральної точки графу до кожної вершини), щільність — відношення числа ребер у мережі до максимально можливої кількості ребер для даного числа вузлів; кількість тріад, діаметр мережі (найбільшу геодезичну відстань) та ін.

Здійснимо спектральний аналіз графів. Формально мережа являє собою граф $G(N, E)$, у якому $N = \{1, 2, \dots, n\}$ - скінчена множина вершин (агентів) і E - множина ребер, що відображають взаємодію агентів. При аналізі складних мереж, як і в теорії графів, використовують параметри окремих вузлів, параметри мережі в цілому та мережні підструктури.

Спектром графу G називається множина власних значень матриці, що відповідає даному графу. Відомі декілька підходів установлення зв'язку між графом G та його спектром. Для випадку регулярних графів можна показати [17], що різні види спектрів еквівалентні, тобто містять однакову кількість інформації про структуру спектру G .

Перший вид спектру графу часового ряду пов'язаний із матрицею суміжності A графу G .

Характеристичний многочлен $|\lambda I - A|$ матриці A графу G називається характеристичним многочленом графу $P_G(\lambda)$. Власні значення матриці A (нулі многочлена $|\lambda I - A|$) і спектр матриці A (множина власних значень) називаються відповідно власними значеннями і спектром $S_p(G)$ графу 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.

Рівність $A\bar{x} = \lambda\bar{x}$ еквівалентна системі лінійних рівнянь

$$\lambda x_i = \sum_{k \cdot i} x_k \quad (i \in X),$$

де запис $k \cdot i$ означає, що v_k, v_i — суміжні вершини.

Перевага такого підходу до визначення спектру графу полягає в тому, що координати власного вектора можна інтерпретувати як «ваги» відповідних вершин.

Оскільки матриця суміжності графу невід'ємна, то спектр містить тільки дійсні значення і справедливою є теорема Фробеніуса: невід'ємна матриця A завжди має додатне власне значення r , яке є простим коренем характеристичного многочлена. Модулі інших власних значень не переви-

Власному значенню r відповідає додатній власний вектор. Таким чином, $|\lambda| \leq r$, де $r = \lambda_{\max}$ - найбільше власне значення (індекс графу G), яке відповідає невід'ємний власний вектор. Часто його називають спектральним радіусом. Спектральний радіус дорівнює $2L/N \leq \lambda \leq d_{\max}$, де N і L є кількістю ребер і вузлів відповідно, а d_{\max} - максимальний степінь вершини у графі. При фіксованому розмірі N мережі більше λ означає, що чим більше λ тим краще зв'язаною є мережа.

Важливою спектральною характеристикою є величина спектрального проміжку (щілини – spectral gap). Спектральна щілина описує, як швидко динамічні процеси у мережі будуть сходитися до стійкого стану. Вона дорівнює різниці між двома найбільшими власними значеннями матриці суміжності.

Спектральний момент визначається за формулою: $M_k = \sum_{i=1}^n (\lambda_i)^k$.

Із спектром матриці суміжності графу пов'язані деякі важливі характеристики. Однією із таких характеристик є локальна характеристика графу – центральність (centrality). У рамках теорії графів та мережного аналізу існують різні види мір центральності вершин у графі, які визначають відносну важливість вершини в системі. Одна з таких мір – векторна центральність (eigen vector centrality) — пов'язана із спектральними характеристиками.

Вектор-центральність — міра впливу вершини у мережі, яка враховує «впливовість» сусідів. Тобто, дана міра встановлена з огляду на те, що зв'язок із більш «впливовими» вершинами робить більший внесок в оцінку вершини, ніж аналогічні зв'язки з менш «впливовими» вершинами.

Для даного графу G з матрицею суміжності A міра центральності вершини v визначається виразом

$$x_v = \frac{1}{\lambda} \sum_{i \in \mathcal{N}(v)} x_i,$$

де $\mathcal{N}(v)$ — множина сусідів. Або в матричній формі $A\bar{x} = \lambda\bar{x}$, де λ — власне значення, що відповідає даному власному вектору.

Крім того, має виконуватися умова невід'ємності компонент власного вектора. Цій умові (згідно з теоремою Фробеніуса) задовольняє найбільше власне значення r . Значення даної міри для вершини v_i графу дорівнює компоненті i власного вектора, що відповідає власному значенню r . Вектор-центральність є локальною характеристикою графу, а тому не може бути використана в якості індикатора поведінки графу в цілому. Аналіз цієї характеристики для окремої вершини графу, її динаміка у періоди стабільності ринку та у кризові періоди є самостійною задачею, розв'язок якої у рамках даної роботи не розглядається.

Важливою спектральною характеристикою є енергія графу (graph energy):

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

де λ_i — власні числа матриці суміжності G .

Із визначення енергії графу зрозуміло, що у масштабно-інваріантних мережах, де існують концентратори зв'язків, значення $E(G)$ зростає. З наближенням до кризи система спрощується, стає більш хаотичною, значення r зменшується, а, отже, (враховуючи, що $|\lambda| \leq r$) зменшується і значення $E(G)$.

У деяких дослідженнях зручніше визначати ваги вершин так, щоб x_i було пропорційно не сумі, а середньому значенню тих x_k , що відповідають вершинам, суміжним до v_i , тобто необхідно, щоб x_k задовольняли системі рівнянь

$$\lambda x_i = \frac{1}{d_i} \sum_{k \cdot i} x_k \quad (i \in X),$$

де d_i — степінь вершини i .

Ця система рівнянь може бути представлена у матричній формі $\lambda D x = A x$. Характеристичний многочлен у цьому випадку має вигляд $|\lambda D - A| = 0$. Корені характеристичного многочлену можна розглядати як

із видів спектру графу $S_{P_0}(G)$. Спектри S_P, S_{P_0} еквівалентні і, очевид-

$$S_P(G) = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n]$$

$$S_{P_0}(G) = \left[\frac{\lambda_1}{r}, \frac{\lambda_2}{r}, \dots, \frac{\lambda_n}{r} \right]$$

тобто власні значення матриці суміжності у спектрі S_P впорядко-

вані по спаданню.

Ще одним важливим видом спектру графу G є спектр, отриманий із матриці Лапласа L . Властивості матриці Лапласа значно інформативніші, ніж розглянуті вище для матриці суміжності.

Матриця Лапласа використовується для підрахунку остових дерев графу (матрична теорема про дерева), а також для отримання деяких важливих спектральних характеристик графу. Матриця Лапласа $L = D - A$, де D — діагональна матриця порядку n :

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

де d_i — степінь відповідної вершини графу. Отже,

$$l_{ij} = \begin{cases} d_i, & i = j, \\ -1, & (v_i, v_j) \in X, \\ 0, & (v_i, v_j) \notin X. \end{cases}$$

Матриця L має такі властивості:

(1) $\sum_{i=1}^n l_{ij} = \sum_{j=1}^n l_{ij} = 0$. (2) $\det L = 0$. (3) $A_{ij} = l$, l — стала Лапласа. Для про-

ста графу l є числом усіх можливих остовів.

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

$$|\lambda I - L| = |\lambda I - D + A| = 0.$$

Порівнюючи спектри S_P, S_{PL} , легко встановити, що:

$$S_P(G) = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n]$$

$$S_{PL}(G) = [r - \lambda_n, r - \lambda_{n-1}, \dots, r - \lambda_1]$$

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 графу. Решта власних значень L додатні. Найменше із додатних власних значень Фідлер назвав індексом алгебраїчної зв'язності (algebraic connectivity) графу $a(G)$ [17]. Ця величина відображає «силу» зв'язності компонент графу та використовується при аналізі зв'язності, надійності та синхронізації графу. Очевидно, що $a(G)$ зв'язного графу більше нуля. Крім того, це значення обмежене зверху традиційною вершинною зв'язністю, а знизу - числом $\frac{1}{nd(G)}$, де $d(G)$ — діаметр графу. Для великих графів значення алгебраїчної зв'язності значно ближче до нижньої границі, ніж до верхньої. Вектор Фідлера може бути використаний для поділу графа. Від'ємні значення компонент вектора Фідлера відповідають слабо зв'язаним вершинам, а додатні компоненти — сильно зв'язаним. Аналіз динаміки компонентів вектора Фідлера і, можливо, їх функція розподілу можуть стати предметом подальшого дослідження спектральних властивостей складних систем.

Спектральне відношення (eigen ratio) характеризує стабільність синхронізованих станів у динамічній мережі. Це відношення найбільшого і другого найменшого власних значень матриці Лапласа. Чим воно менше, тим стабільнішою є синхронізація мережі.

Граф можна розглядати і як електричне коло, уявивши ребра (i, j) резисторами (опорами). Ефективний опір графу є сумою ефективних опорів R_{ij} по всіх парах вершин i, j мережі [21]. Доведено, що його можна записати як функцію ненульових власних значень матриці Лапласа λ_l [21]:

$$R = \sum_{1 \leq i < j \leq n} R_{ij} = n \sum_{l=2}^n \frac{1}{\lambda_l}$$

Мале значення ефективного опору графу вказує на надійну мережу.

Натуральна зв'язність мережі (natural connectivity) базується на числі замкнутих шляхів у вигляді графу і може бути виражена через суму власних значень. Довжина шляху k — це шлях по вершинах і ребрах графу, по-

... з v_0 , проходячи $k-1$ вершин і k ребер і до кінця в v_k . Якщо $v_0 = v_k$, шлях називається замкнутим шляхом. Замкнутий шлях може містити вершини, які повторюються, таким чином, довжина його може бути нескінченною. Замкнуті шляхи безпосередньо пов'язані з підграфами і можуть служити мірою для мереж. Тому була введена міра, заснована на сумі довжин замкнених шляхів.

Ще одна глобальна спектральна міра носить назву природна ентропія і обчислюється за формулою: $\bar{\lambda} = \ln(S/n) = \ln(\sum_{i=1}^n \exp(\lambda_i)/n)$, де S – сума чисел замкнених шляхів, яка дорівнює $S = \sum_{k=0}^{\infty} (n_k/k!)$, n_k – кількість замкнених шляхів довжини k . З теорії матриць $n_k \sum_{i=1}^n \lambda_i^k$, де $\lambda_i \in i$ -м найбільшим власним значенням матриці суміжності [22].

Як приклад розглянемо топологічні і спектральні властивості щоденних значень фондових індексів [23], динаміка яких об'єктивно фіксує особливості макроекономічної динаміки. У даній роботі для аналізу і порівняння спинимось на головних мірах для двох фондових індексів: українського за індексом ПФТС (Першої фондової торгівельної системи - pfts) і німецького за індексом DAX за період з 02.01.2004 по 14.02.2014рр.

Розрахунки проводились за алгоритмом ковзного вікна. Обиравось вікно, розміром у 500 днів (приблизно 2 торгівельні роки), у ньому розраховувались топологічні і спектральні міри (measures), потім вікно зміщувалось уздовж ряду з кроком 5 днів (один торгівельний тиждень), розрахунки повторювались, і так аж до вичерпання часового ряду. Порівнюючи динаміку вихідного ряду з відповідними мірами, можна аналізувати системні зміни на фондовому ринку, робити прогностичні висновки.

Аналіз обох груп мір дозволив виділити два класи характерної динаміки. Рисунки 2-3 відображають ці класи для топологічних мір на прикладі німецького фондового ринку. Очевидно, що ці міри є антисиметричними. Як показано на рисунку 2 вони спадають у передкризові періоди (початок кризи 2008-2009 і 2011 років вказано стрілками), тоді як на рисунку 3 – ситуація про-

Для фондового рынка Германии картина аналогична (рис. 4-5). Зверните внимание, что на рисунках 4-5 використано і інші топологічні міри, але їх характерна динаміка не змінилася.

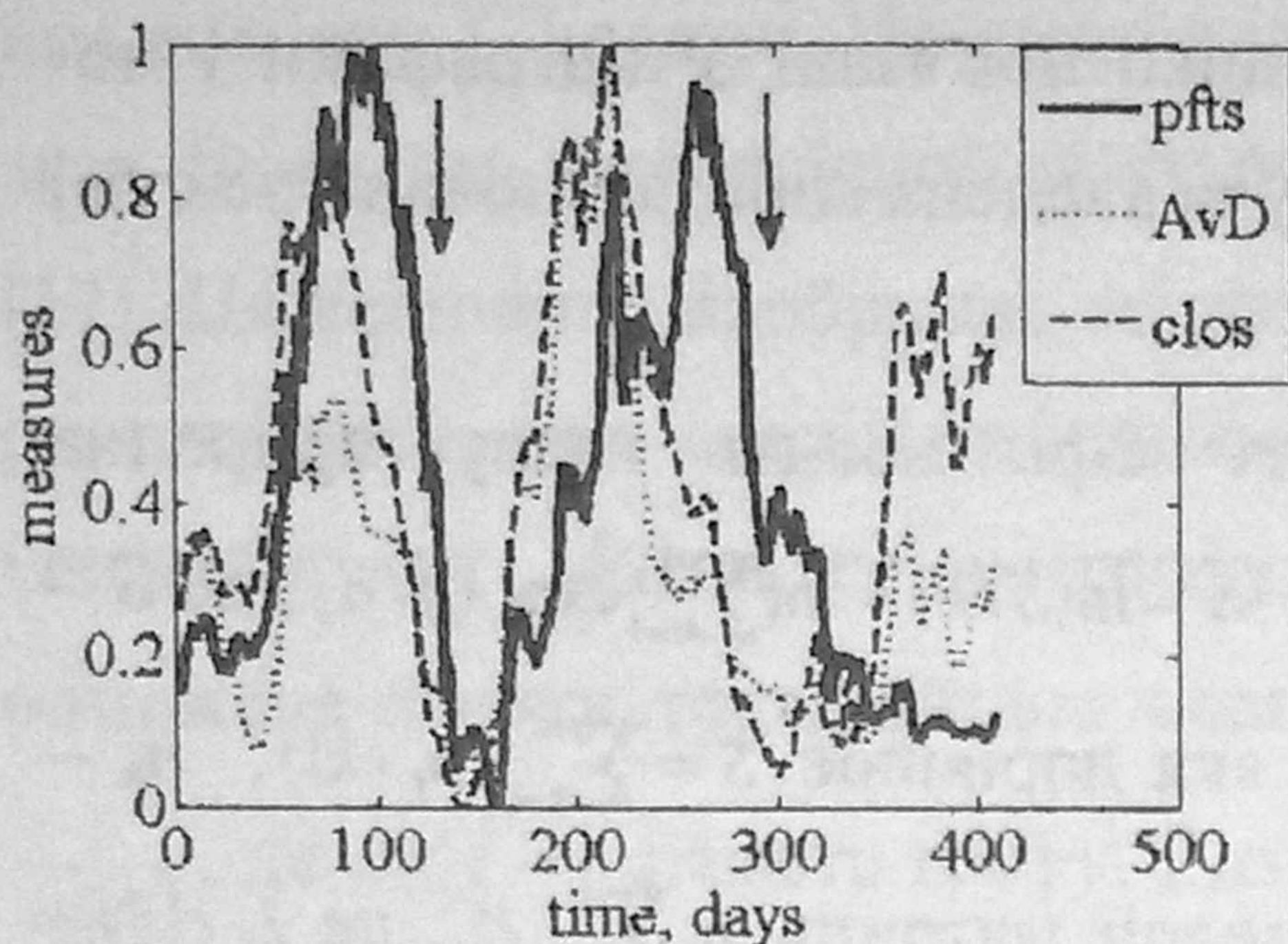


Рис. 2. Нормалізовані графіки, що відповідають динаміці фондового індексу pfts, середнього степеня вершини AvD та середньої наближеності clos

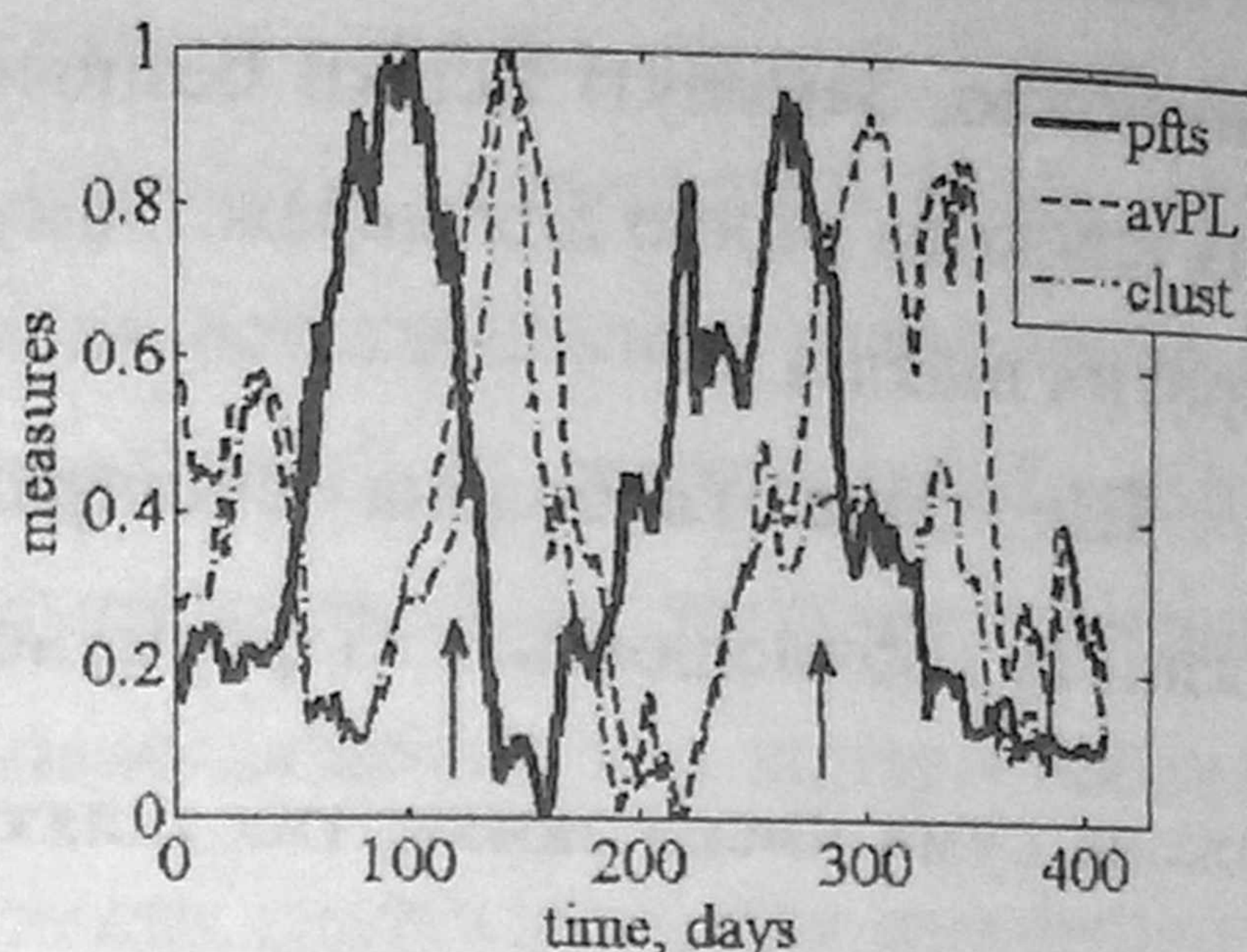


Рис. 3. Порівняльна динаміка фондового індексу pfts з середньою відстанню між вузлами avPL та коефіцієнтом кластерності clust

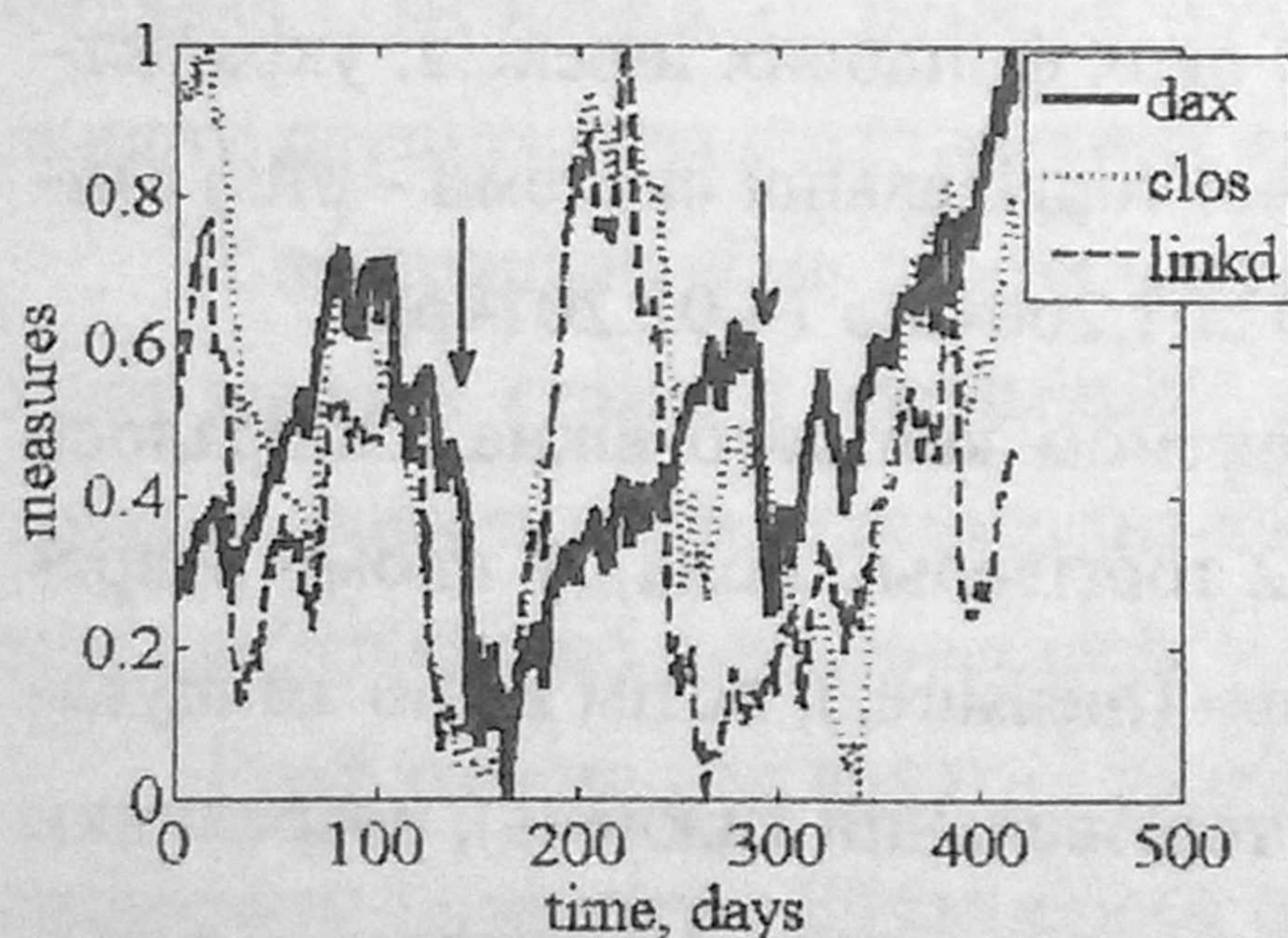


Рис. 4. Динаміка фондового індексу dax, середньої наближеності clos та щільності зв'язків linkd

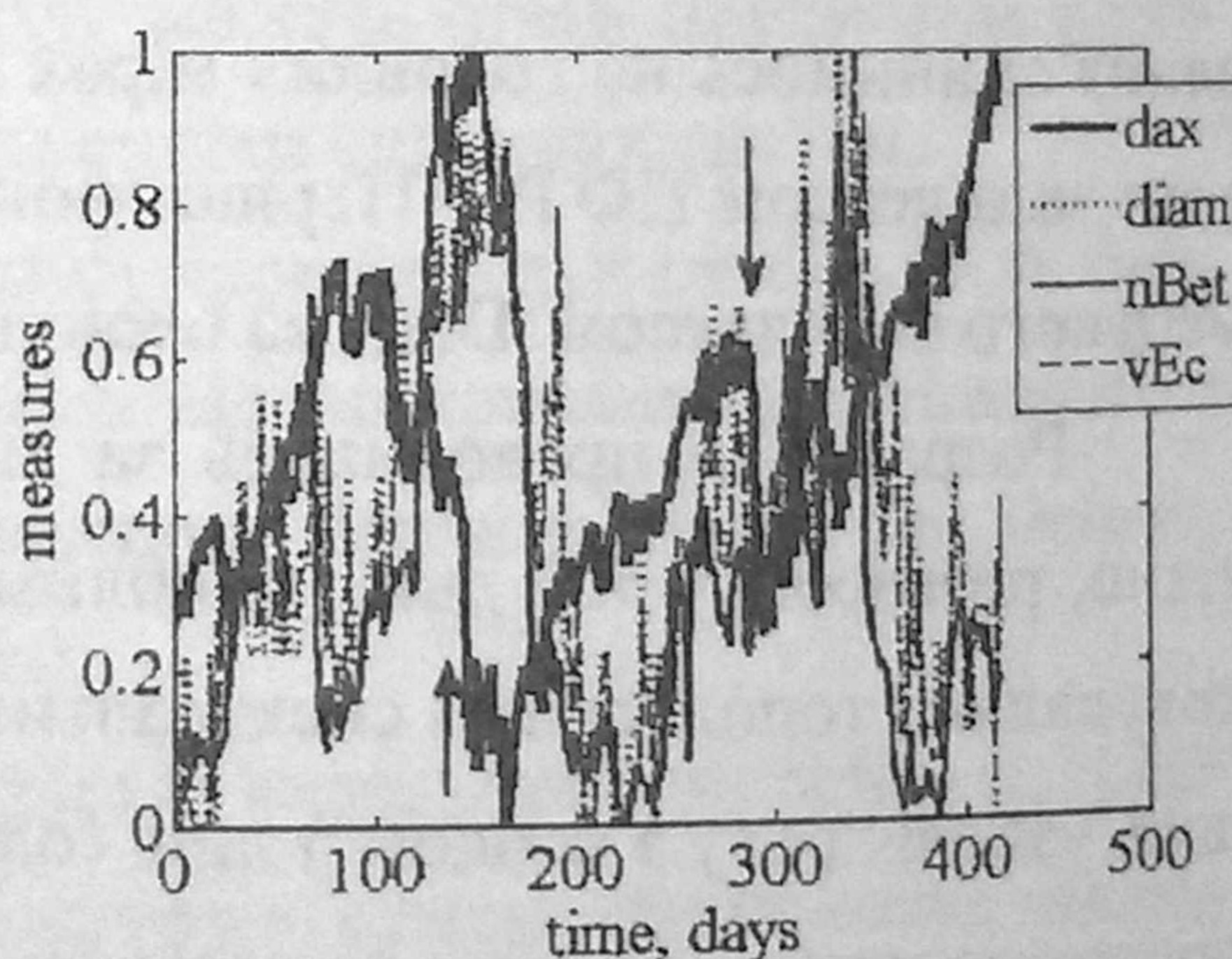


Рис. 5. Динаміка фондового індексу dax, діаметра графу diam, середніх значень посередництва nBet і ексцентриситету вершин vEc

Перейдемо до розгляду спектральних характеристик. На рис. 6-8 ми спостерігаємо ті ж самі два класи антисиметричних мір. Остеронь стоїть тільки алгебраїчна зв'язність, динаміка якої представлена на рис. 9 для німецького фондового індексу.

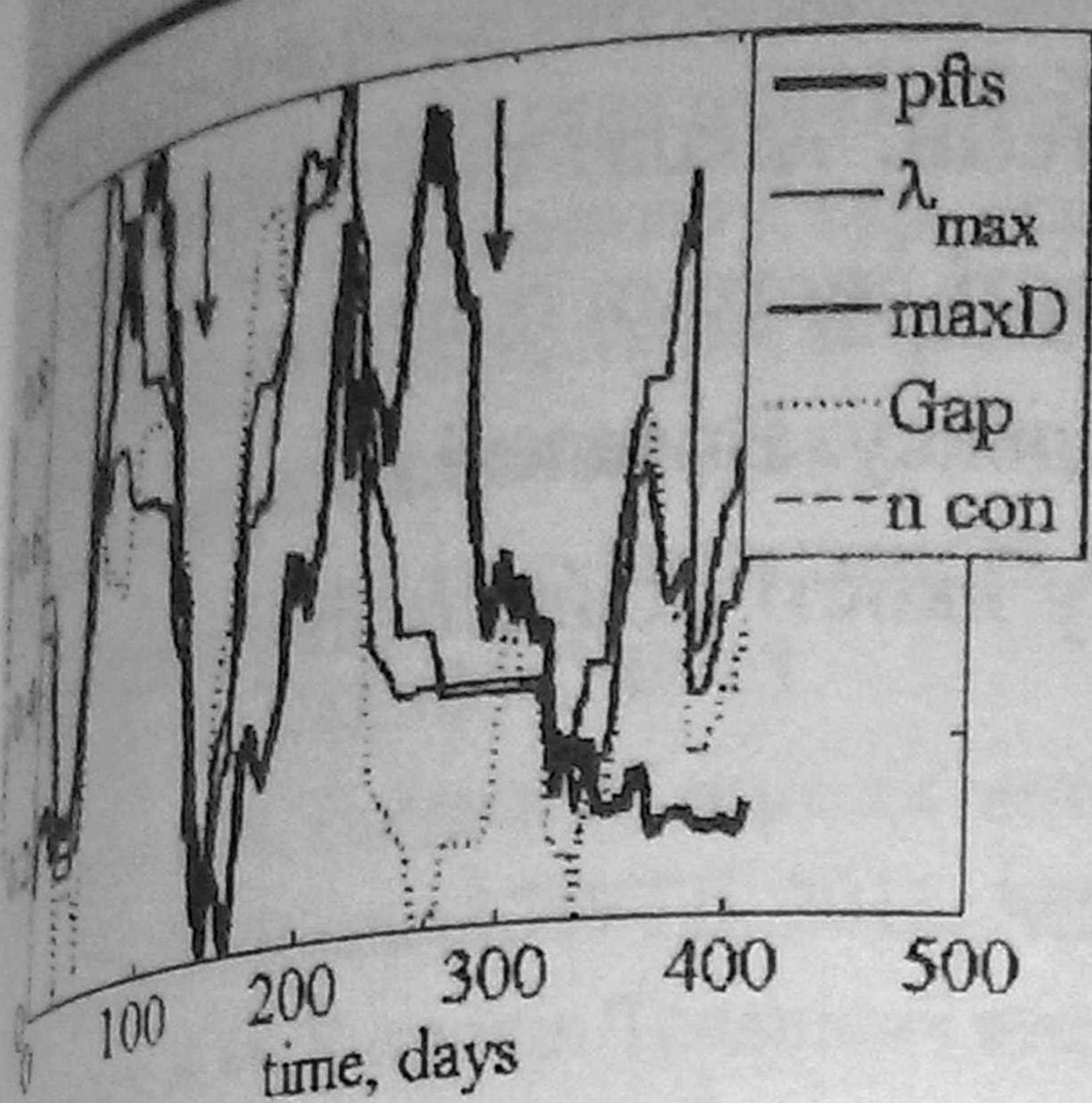


Рис. 6. Динаміка індексу pfts та спектральні міри: максимальне власне значення λ_{\max} , максимальний степінь матриці $\max D$, спектральний розрив Gap та природна зв'язність $n \text{ con}$

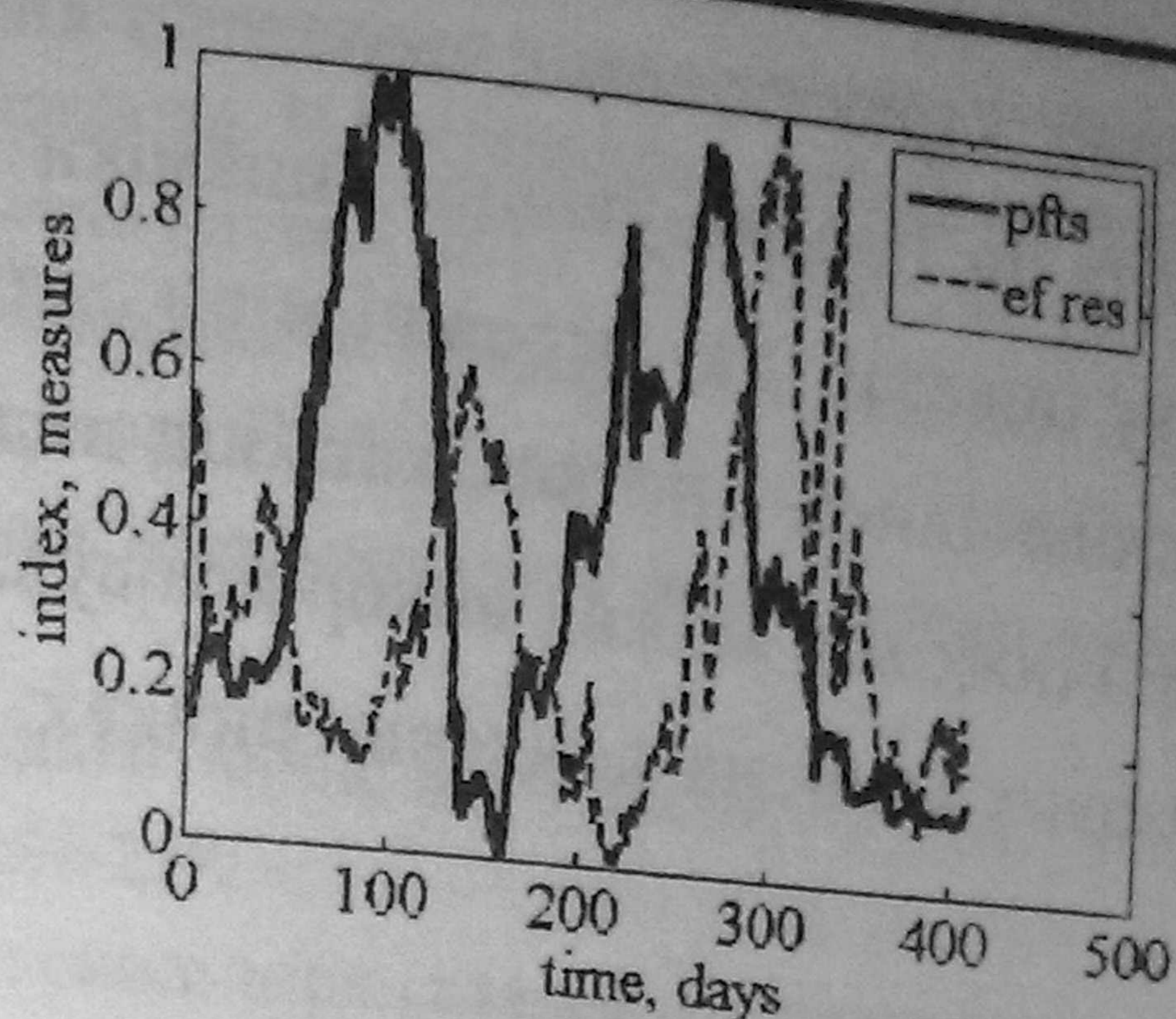


Рис. 7. Динаміка індексу pfts та спектральної міри ефективного опору $ef \text{ res}$

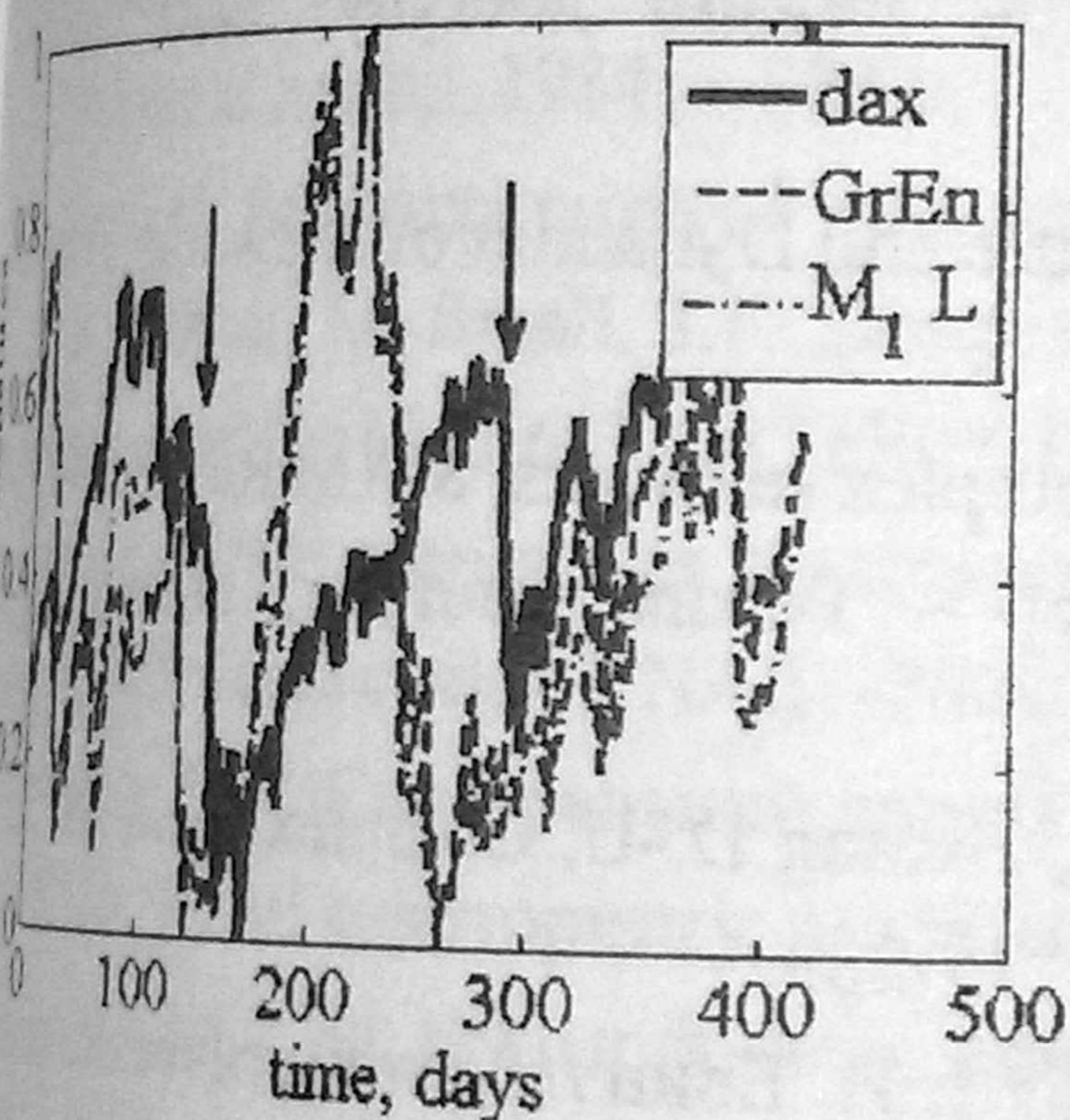


Рис. 8. Динаміка індексу dax та спектральних мір: енергії графу $GrEn$ та найбільшого моменту за матрицею Лапласа $M_1 L$

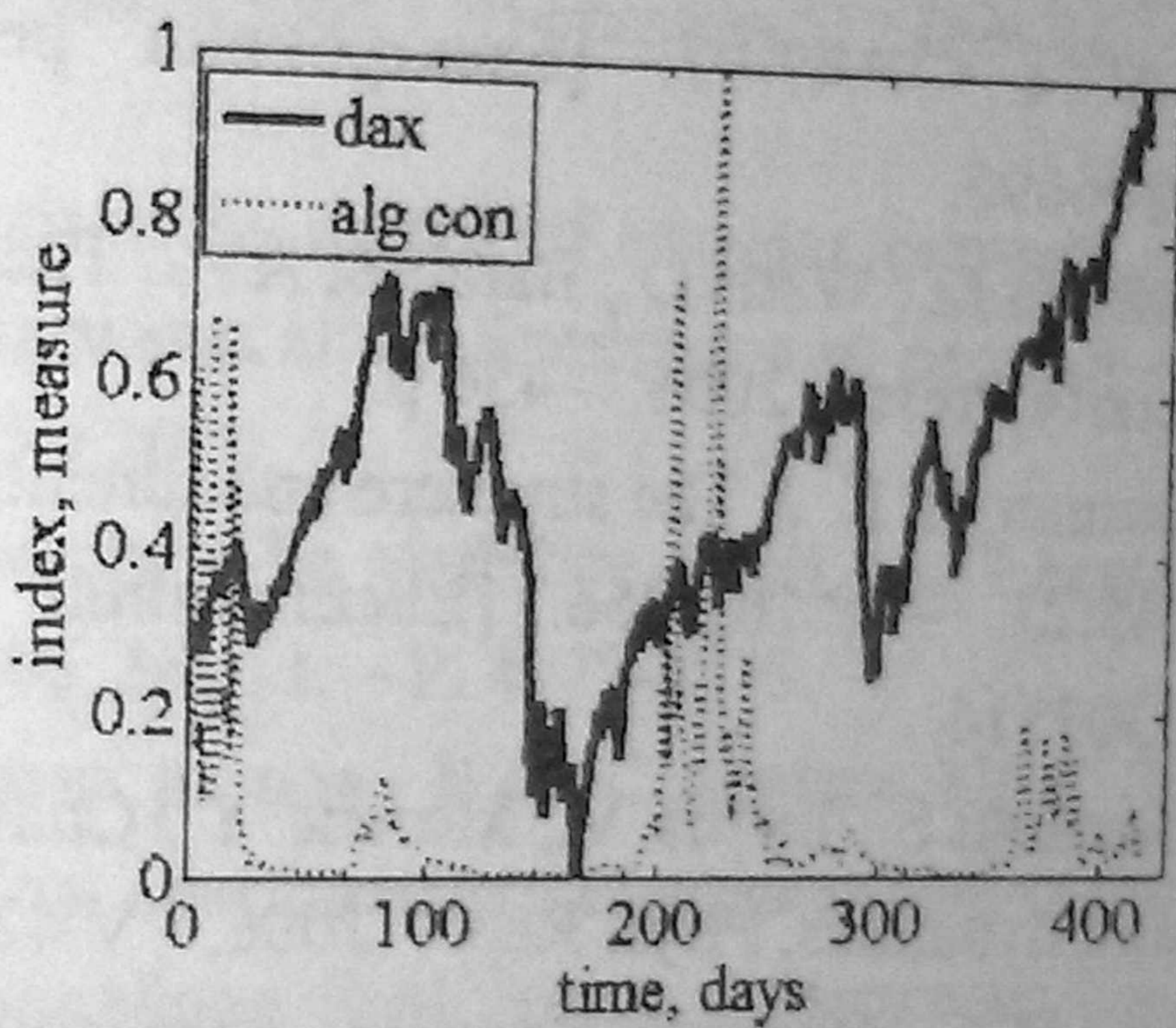


Рис. 9. Динаміка індексу dax та алгоритмічної зв'язності $alg \text{ con}$

Індекс алгебраїчної зв'язності поводить себе дуже характерно. Різке зростання його значення задовго до власне кризи дозволяє використовувати його як випереджального передвісника кризових явищ.

Таким чином, методи теорії складних мережеподібних систем дозволяють проводити всебічний аналіз динамічних систем, відображаючи їх в альтернативну мережну структуру. Завдяки множині топологічних і спект-

ральных характеристик мережі, з'являється набір нових інструментів для аналізу та прогнозування динаміки системи. Аналіз світового фондового ринку показав, що мережні міри складності системи поводять себе універсальним чином і не залежать від виду індексу. Виявлені два класи антисиметричних мір можна використовувати у якості індикаторів-передвісників кризових явищ на фондових ринках.

ЛІТЕРАТУРА

1. Barrat A. Dynamical processes on complex networks / Barrat A., Barthelemy M., Vespignani A. // Cambridge University Press, 2008. – 347 p.
2. Halvin S., Cohen R. Complex networks. Structure, robustness and function / Halvin S., Cohen R. // Cambridge University Press, 2010. – 238 p.
3. 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.
4. Newman M., Watts D., Barabási A.-L. The Structure and Dynamics of Networks, Princeton University Press. - 2006. – 456 p.
5. 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.
6. Boccaletti S., Latora V., Moreno Y., Chavez M., Hwang D.-U. Complex networks: Structure and dynamics, Phys. Rep. – 2006, - V.424. – P.175-209.
7. Евин И.А. Введение в теорию сложных сетей. / Е.И. Евин // Математические основы и численные методы моделирования. – 2010. –Т.2, №2. – С.121-141.
8. Олескин А.В. Сетевые структуры в биосистемах/ А.В. Олескин // Журнал общей биологии. – 2013. – Т.74, № 2. – С.112-138.
9. Головач Ю. Складні мережі / Ю. Головач, О. Олемский, К. фон Фербер та ін. // Журнал фізичних досліджень. – 2006. – Т.10, № 4. – С.247-289.
10. Ландэ Д.В., Снарский А.А., Безсуднов И.В. Интернетика. Навигация в сложных сетях: модели и алгоритмы. – М.: Книжный дом «ЛИБРИКОМ», 2009. – 264 с.
11. Моргунов Л.В. Сложные сети и демократия в России: Новые возможности и ограничения [Електронний ресурс] – Режим доступу: www.aspu.ru/images/File/Izdatelstvo/KR.../61-66.pd.
12. 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.

- Соловйова В.В. Порівняльний аналіз динаміки фондового ринку України з викорис-
танням складних мір складності / В.В.Соловйова, В.М.Соловйов, К.В.Соловйова //
Хмельницького університету, сер. «економічні науки», 2012. №33 (246). –С.51-58.
- Соловйов В.М. Використання масштабно-залежних показників Ляпунова для дослі-
дження фінансово-економічних систем / В.М. Соловйов, І.О. Стратійчук//
Економіка, науково-теоретичний журнал Хмельницького економічного універ-
ситету. №4 (28), т2. -С.88-93
- Соловйов В.М. Рекурентні міри як метод кількісної оцінки складності / В.М. Солов-
йов //Вісник КНУТД, 2012, №5, с.254-257.
- Соловйов В.М. Ентропія Тсалліса і неекстенсивні міри складності економічних сис-
тем / Соловйов, О.А.Сердюк // В колект. монографії «Моделі оцінки и анализа
социально-экономических систем».-Х.: ИД «ИНЖЕК», 2013.- С. 146-157.
- Рибчинська О.М. Нереверсивні міри складності / О.М. Рибчинська, В.М.Соловйов,
Соловйов В.М. // В колект. Монографії «Інформаційні технології та моделювання в
економіці на шляху до міждисциплінарності».- Черкаси: Брама-Україна, 2013. – С. 100-
105.
- Цветкович Д. Спектры графов. Теория и применение / Цветкович Д., Дуб М., Захс
М. - Научова думка, 1984. – 384 с.
- Donner, R.V. Recurrence-based time serie sanalysis by means of complex network meth-
ods // Donner, M. Small, J.F. Donges, N. Marwan et.al. // [Електронний ресурс] – Ре-
жим доступу: arXiv:1010.6032v1 [nlin.CD] 25 Oct 2010.
- Lacasa, L. From time series to complex networks: The visibility graph / L. Lacasa, B.
Alvarez, J. Ballesteros et.al. // PNAS. -2008. – V. 105, No 13. – P. 4972-4975.
- Соловйов В.М. Спектральний аналіз фондових ринків / В.М. Соловйов, Ю. Є. Тоби-
шук // Проблеми моніторингу, моделювання та менеджменту емерджентної економі-
ки / Монографія / За ред. д.ф.-м.н., проф. Соловйова В.М. та ін. - Черкаси: Брама-
Україна, 2013. - с. 112-122.
- Meer. Comparing measures of network robustness. // [Електронний ресурс]
Режим доступу: http://www.few.vu.nl/en/Images/werkstuk-meer_tcm39-280356.pdf.
- Spectral measure of robustness in complex networks / J. Wu, Y.-J. Tan, H.-Z.
Liu, B. Liu, and X. Lv. // [Електронний ресурс] – Режим доступу: [http://arxiv-
org/pdf/0802.2564.pdf](http://arxiv.org/pdf/0802.2564.pdf).
- Соловйов В.М. Аналіз фондових ринків [Електронний ресурс]. – Режим доступу :[http:// fi-
nancial.com](http://fi-
nancial.com).

ДОСЛІДЖЕННЯ ТОПОЛОГІЧНИХ ТА СПЕКТРАЛЬНИХ ВЛАСТИВОСТЕЙ ФОНДОВИХ ІНДЕКСІВ ЗАСОБАМИ АНАЛІЗУ СКЛАДНИХ МЕРЕЖ

д.ф.-м.н., проф. Соловійов В.М.

Черкаський національний університет імені Б.Хмельницького

Соловійова К.В.

Криворізький національний університет

Розглянуто методи топологічного та спектрального аналізу складних систем, представлених у вигляді часових рядів. Показано, що їх можна відобразити в альтернативному вигляді мережі, яка має значно ширший спектр властивостей за допомогою яких з'являється новий інструмент дослідження динаміки складних систем. Можливості запропонованих методів продемонстровано на прикладі фондових індексів.

Рассмотрены методы топологического и спектрального анализа сложных систем, представленных в виде временных рядов. Показано, что их можно отобразить в альтернативном виде сети, которая имеет значительно более широкий спектр свойств, с помощью которых появляется новый инструмент исследования динамики сложных систем. Возможности предложенных методов продемонстрированы на примере фондовых индексов.

The methods of topological and spectral analysis of complex systems represented as time series. It is shown that they can be displayed in an alternate form of a network that has a much wider range of properties in which there is a new research tool dynamics of complex systems. Possibilities of the proposed methods is demonstrated on the example of stock indices.

НЕКОТОРЫЕ ПОДХОДЫ К ИНТЕГРАЦИИ ИНФОРМАЦИОННЫХ МОДЕЛЕЙ

В КОРПОРАТИВНЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ

к.т.н., проф. Невезжин В.П., к.т.н., доц. Богомолов А.И.

Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации,

г. Москва

Розглядаються етапи розвитку автоматизації управлінських систем. Наведена класифікація інформаційних систем. Описано призначення та специфіка створення і використання корпоративних інформаційних систем, а також потреба в інтеграції управлінських інформаційних систем в корпоративні інформаційні системи.

Научное издание

**Моделирование и информационные технологии в
исследовании социально-экономических систем:
теория и практика**

Монография

Печатается в авторской редакции

Подписано к печати 25.04.2014 г.
Гарнитура «Times New Roman». Формат 60x84/16.
Бумага офсетная. Печать - ризография.
Усл.-печ. л. 30,81. Учет.-изд. л. 31,31
Тираж 300 экз. Зак. № 074

Издательство и печать ФЛ-П Ткачук А.В.
71100, Запорожская обл., г. Бердянск, ул. Кирова, 52/49, 53
Тел. (097) 918-66-41, (066) 106-29-93; e-mail: Tizdat@gmail.com
<http://izdatelstvo.at.ua>

Свидетельство о внесении субъекта издательского дела в
Государственный реестр издателей, изготовителей и
распространителей издательской продукции
ДК № 3377 от 29.01.2009 г.

Моделирование и информационные технологии в исследовании социально-экономических систем: теория и практика

В монографии исследуются вопросы теории и практики применения широкого класса экономико-математических методов и информационных технологий для оценки, анализа и прогнозирования динамики развития как отдельных субъектов хозяйствования, так и экономики страны в целом. Использование современных моделей кластерного, факторного и дискриминантного анализа, эконометрического моделирования, теории катастроф, нейросетевых моделей, сценарного моделирования дает возможность повысить качество принимаемых решений, направленных на оптимизацию различных ситуаций и траекторий развития экономики.

ISBN 978-966-2261-62-2



9 789662 261622