

С. В. ШУМИК, аспірант,
ORCID: 0009-0004-2477-5780

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ

УДОСКОНАЛЕННЯ МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ СТРУКТУРИ ЗАЛЕЖНОСТЕЙ ФІНАНСОВОГО РИНКУ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ТА ГРАФОВИХ МОДЕЛЕЙ

Дослідження присвячене прогнозуванню структури залежностей фінансового ринку як динамічної системи взаємопов'язаних активів. На відміну від традиційних підходів, орієнтованих на прогнозування значень часових рядів, запропоновано удосконалення існуючого підходу, у якому об'єктом аналізу та прогнозу виступає граф залежностей між фінансовими інструментами. У вступі обґрунтовано актуальність задачі, пов'язаної з необхідністю врахування динамічної природи взаємозв'язків між активами.

Проведений аналіз сучасних наукових джерел охоплює кореляційні методи, векторні авторегресійні моделі, підхід Graphical Lasso та алгоритми машинного навчання, які застосовуються для виявлення залежностей між фінансовими активами. Встановлено, що наявні підходи мають обмеження щодо прогнозування майбутньої конфігурації структури залежностей, оскільки переважно орієнтовані на її статичне оцінювання або прогнозування окремих ринкових показників.

Метою дослідження є розвиток методу прогнозування структури залежностей фінансового ринку шляхом інтеграції графових моделей представлення ринкових взаємозв'язків із методами машинного навчання. У межах роботи фінансовий ринок формалізовано як графову модель, побудовану на основі матриці оберненої коваріації, що дозволяє відображати прямі умовні залежності між активами. Для оцінювання такої структури використано метод Graphical Lasso, який забезпечує побудову розрідженого графа ринкових взаємозв'язків.

Запропоновано удосконалення підходу до моделювання часової еволюції структури залежностей шляхом використання ковзного вікна для послідовного оцінювання графів у різні моменти часу та аналізу змін їх параметрів. На основі поточного стану графової структури та характеристик її динаміки формується набір ознак, який використовується моделями машинного навчання для прогнозування майбутньої конфігурації зв'язків між фінансовими активами.

Також розроблено архітектуру інформаційної системи, що реалізує запропонований підхід та включає підсистеми збору ринкових даних, їх попередньої обробки, побудови графових моделей, формування ознак і прогнозування структури залежностей.

Перевірка ефективності запропонованого підходу передбачається шляхом експериментального оцінювання на реальних фінансових даних із використанням метрик відновлення структури графа, зокрема Precision, Recall, F1-міри, а також показників структурної подібності графів. Для підтвердження доцільності запропонованого удосконалення результати планується порівнювати з базовими методами аналізу залежностей, зокрема кореляційними підходами та VAR-моделями. Отримані результати мають забезпечити оцінювання практичної придатності запропонованого підходу та визначення перспектив його подальшого розвитку й застосування у задачах фінансової аналітики.

Ключові слова: фінансовий ринок, структура залежностей, графові моделі, Graphical Lasso, часові ряди, машинне навчання, прогнозування.

Вступ

Фінансовий ринок може бути представлений як складна динамічна система, у межах якої взаємодії між активами формують часово-змінну структуру залежностей, що реагує на макроекономічні події, інформаційний фон та внутрішні механізми ринку. Існуючі методи аналізу фінансових даних переважно спрямовані на прогнозування окремих часових рядів, зокрема вартості або доходності активів, тоді як еволюція взаємозв'язків між активами досліджена значно менше.

Для оцінювання залежностей між фінансовими інструментами традиційно застосовуються кореляційний аналіз та багатовимірні моделі часових рядів. Однак такі методи, як правило, базуються на припущенні відносної стабільності статистичних характеристик процесу, що не відповідає дійсній природі ринку. У реальних умовах структура залежностей змінюється під впливом кризових явищ, інформаційних подій та ринкових дисбалансів.

Перспективним є подання фінансового ринку у вигляді графової структури, де вершини відповідають активам, а ребра відображають статистично значущі взаємозв'язки між ними. За такого підходу аналіз ринку трансформується у задачу побудови та дослідження графа залежностей. Разом з тим переважна більшість існуючих підходів орієнтована на реконструкцію поточної або історичної структури такого графа, тоді як прогнозування його майбутньої конфігурації залишається недостатньо опрацьованим напрямом.

Отже, актуальною є задача розвитку методів прогнозування структури залежностей між фінансовими активами з урахуванням часової мінливості ринкових взаємозв'язків. У межах дослідження пропонується удосконалений підхід, що поєднує побудову розрідженого графа залежностей на основі статистичних моделей із застосуванням алгоритмів машинного навчання для прогнозування змін його структури у майбутніх часових інтервалах.

Постановка проблеми/задачі

Сучасний фінансовий ринок являє собою складну систему взаємопов'язаних активів, поведінка яких формується під впливом численних зовнішніх і внутрішніх факторів. До таких факторів належать макроекономічні показники, інформаційний фон, галузева приналежність компаній, а також внутрішні механізми функціонування ринкової інфраструктури. У результаті між активами виникають залежності різної природи та інтенсивності, які не є сталими й можуть істотно змінюватися з часом, особливо в умовах підвищеної волатильності або кризових подій.

Більшість сучасних підходів у сфері фінансового прогнозування орієнтовані насамперед на передбачення майбутніх значень окремих ринкових показників, зокрема цін активів або їх прибутку. При цьому взаємозв'язки між активами зазвичай використовуються лише як допоміжна інформація для побудови прогнозних моделей і рідко розглядаються як самостійний об'єкт прогнозування. Разом із тим трансформація структури таких взаємозв'язків може сигналізувати про суттєві зміни ринкового стану, появу нових кластерів взаємопов'язаних активів або зростання системного ризику.

Поширені методи аналізу залежностей, зокрема кореляційний аналіз та багатовимірні статистичні моделі часових рядів, дають змогу оцінювати ступінь зв'язку між активами на основі історичних спостережень. Однак їх застосування має низку обмежень. Насамперед такі підходи часто не дозволяють відокремити прямий вплив одного активу на інший від непрямих ефектів, що виникають через третіх учасників ринку. Крім того, подібні моделі зазвичай базуються на припущенні відносної стабільності структури залежностей у межах аналізованого періоду, що не відповідає реальній динаміці фінансових ринків.

Перспективним напрямом є використання графових моделей, у межах яких ринок подається як мережа взаємодій: вузли графа відповідають окремим активам, а ребра відображають наявність статистично значущих залежностей між ними. Така форма представлення дозволяє досліджувати не лише локальні зв'язки, а й глобальну структуру ринку. Водночас наявні дослідження переважно зосереджені на реконструкції графа залежностей для вже спостережуваних часових інтервалів, тоді як задача прогнозування майбутньої конфігурації цього графа досі залишається недостатньо опрацьованою.

З огляду на це актуальною є розробка підходів, здатних моделювати часову еволюцію структури залежностей між фінансовими активами та передбачати її майбутні зміни. Розв'язання такої задачі відкриває можливості для підвищення якості систем підтримки прийняття рішень у фінансовій сфері, вдосконалення механізмів ризик-менеджменту та побудови більш адаптивних інвестиційних стратегій.

У зв'язку з викладеним доцільним є розвиток методів аналізу фінансового ринку, що поєднують графове представлення структури залежностей, інструменти виділення прямих взаємозв'язків між активами та алгоритми машинного навчання для прогнозування подальшої трансформації цих структур у часовому просторі.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Дослідження залежностей між фінансовими активами є важливим напрямом сучасних наукових робіт у сфері аналізу фінансових ринків. Традиційно такі залежності оцінюються за допомогою кореляційного аналізу, який дозволяє визначити ступінь взаємозв'язку між часовими рядами активів [1]. Кореляційні матриці широко застосовуються для задач диверсифікації портфеля, кластеризації активів та виявлення ринкових факторів [2]. Проте зазначений підхід має суттєве обмеження, оскільки не дозволяє відокремити прямі залежності від опосередкованих, що може призводити до викривленого уявлення про структуру ринку [3].

Для врахування часової динаміки залежностей застосовуються моделі багатовимірних часових рядів, зокрема векторні авторегресійні (VAR) моделі [4]. Такі підходи дозволяють враховувати лагові взаємозв'язки між змінними та використовуються разом із тестами причинності за Грейнджером для виявлення напрямлених залежностей [5]. Незважаючи на це, зазначені методи орієнтовані переважно на прогнозування значень часових рядів, а не на відновлення чи прогнозування структури взаємозв'язків між активами.

Подальший розвиток отримали графові підходи до моделювання фінансових ринків, у межах яких активи розглядаються як вершини графа, а залежності між ними — як ребра [6]. Одним із найбільш поширених методів у цьому напрямі є Graphical Lasso, який дозволяє оцінювати матрицю оберненої коваріації та виявляти умовні залежності між змінними [7]. Використання цього підходу дає змогу отримати розріджені та інтерпретовані графи, що краще відображають структуру ринку порівняно з повними кореляційними матрицями [3]. Разом із тим більшість досліджень у цьому напрямі зосереджена на побудові статичних або квазістатичних графів залежностей без урахування їх подальшого прогнозування.

У сучасних роботах також активно застосовуються методи машинного навчання для аналізу фінансових даних, включаючи ансамблеві методи, рекурентні нейронні мережі та трансформери [10]. Зазначені підходи дозволяють моделювати складні нелінійні залежності та досягають високої точності у задачах прогнозування фінансових показників. Проте у більшості випадків вони орієнтовані на прогнозування окремих часових рядів і не враховують змін структури взаємозв'язків між активами як окремого об'єкта моделювання.

Окремі дослідження розглядають поєднання графових моделей та машинного навчання, зокрема використання графових нейронних мереж для аналізу фінансових систем [11]. Проте навіть у таких роботах структура графа здебільшого вважається заданою або оцінюється незалежно від процесу прогнозування, що обмежує можливості моделювання динаміки ринку.

Таким чином, аналіз наукових джерел показує, що існуючі підходи дозволяють ефективно оцінювати залежності між фінансовими активами та прогнозувати окремі часові ряди, однак не забезпечують повноцінного розв'язання задачі прогнозування структури залежностей як самостійного об'єкта. Це визначає необхідність удосконалення підходу, що поєднує графові моделі та методи машинного навчання для прогнозування еволюції структури фінансового ринку.

Мета і задачі дослідження

Метою дослідження є удосконалення підходів до прогнозування структури залежностей між фінансовими активами шляхом поєднання графових моделей представлення ринку з методами машинного навчання для врахування динаміки взаємозв'язків у часі.

Для досягнення поставленої мети у роботі виконано формалізацію структури залежностей фінансового ринку у вигляді графової моделі, адаптовано підхід побудови графа залежностей на основі матриці оберненої коваріації, сформовано спосіб опису динаміки змін структури у часі та запропоновано використання отриманих характеристик як вхідних ознак для моделі прогнозування.

Отримані результати можуть бути використані при побудові інформаційних систем аналізу фінансових ринків, орієнтованих на підтримку задач моніторингу, оцінювання ризиків та прийняття інвестиційних рішень.

Результати дослідження

Удосконалений метод прогнозування структури залежностей фінансового ринку, що базується на поєднанні графових моделей та методів машинного навчання, який запропонований у даній статті, дозволяє розглядати фінансовий ринок як динамічну систему, структура якої змінюється у часі та забезпечує можливість прогнозування цих змін.

Формалізація задачі

Розглянемо множину фінансових активів $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$, для яких доступні часові ряди цін $P_{i,t}$, де $i = 1, \dots, N$, $t = 1, \dots, T$. Для усунення нестационарності вихідних даних використовується перетворення до логарифмічних доходностей [12]:

$$r_{i,t} = \log \frac{P_{i,t}}{P_{i,t-1}}. \quad (1)$$

Таким чином, формується вектор спостережень у момент часу t : $X_t = (r_{1,t}, r_{2,t}, \dots, r_{n,t})^T$. Для аналізу структури залежностей між активами вводиться ковзне часове вікно довжини w , на основі якого оцінюється коваріаційна матриця [7]:

$$\Sigma_t = \text{Cov}(X_{t-w+1}, \dots, X_t). \quad (2)$$

З метою виявлення прямих залежностей між активами використовується оцінка матриці оберненої коваріації шляхом розв'язання задачі оптимізації [7]:

$$\Theta_t = \underset{\Theta}{\text{argmin}}(-\log \det \Theta + \text{tr}(\Sigma_t \Theta) + \lambda \|\Theta\|_1), \quad (3)$$

де $\Theta_t \in \mathbb{R}^{N \times N}$ — матриця параметрів моделі, λ — параметр регуляризації, що контролює розрізненість розв'язку.

Елементи матриці Θ визначають умовні залежності між активами: якщо $\Theta_{ij} \neq 0$, то між активами v_i та v_j існує прямий зв'язок за умови фіксованості інших змінних. На основі матриці Θ_t формується граф залежностей фінансового ринку $G_t = (V, E_t)$. У матричному вигляді структуру графа подамо через матрицю суміжності [7]:

$$A_{ij,t} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } |\Theta_{ij,t}| > \varepsilon, \\ 0, & \text{інакше.} \end{cases} \quad (4)$$

Таким чином, кожному моменту часу t відповідає граф залежностей G_t , структура якого може змінюватися у часі під впливом ринкових факторів. Задача даного дослідження полягає у прогнозуванні майбутньої структури графа залежностей на основі історичних спостережень. Формально це можна подати як задачу відображення:

$$G_{t+1} = f(G_{t-k:t}, X_{t-k:t}). \quad (5)$$

У подальшому функція прогнозування $f(\cdot)$ реалізується засобами машинного навчання та враховує як поточну структуру залежностей, так і динаміку часових рядів. Таким чином, на відміну від традиційних підходів, у даній роботі об'єктом прогнозування виступає структура взаємозв'язків між активами, що дозволяє моделювати еволюцію ринку як складної мережевої системи.

Метод побудови структури залежностей

Для побудови структури залежностей між фінансовими активами у даній роботі використовується метод розрідженого оцінювання матриці оберненої коваріації, відомий як Graphical Lasso. Зазначений підхід дозволяє визначати прямі умовні залежності між змінними та формувати інтерпретовану графову модель фінансового ринку.

Нехай $X_t \in R^N$ — вектор логарифмічних доходностей активів у момент часу t . Для оцінювання структури залежностей використовується вибірка спостережень у ковзному часовому вікні довжини w . На її основі обчислюється вибіркова коваріаційна матриця Σ_t .

Для отримання розрідженої структури використовується регуляризована оцінка матриці оберненої коваріації шляхом розв'язання задачі оптимізації [7]:

$$\Theta_t = \argmin_{\Theta > 0} (-\log \det \Theta + \text{tr}(\Sigma_t \Theta) + \lambda \|\Theta\|_1), \quad (6)$$

де $\|\Theta\|_1 = \sum_{i \neq j} |\Theta_{ij}|$ — L1-норма позадіагональних елементів матриці, що визначається виразом, а $\lambda > 0$ — параметр регуляризації.

Використання L1-регуляризації призводить до занулення частини елементів матриці Θ_t , що дозволяє автоматично відбирати значущі залежності та формувати розріджений граф.

Побудова графу залежностей здійснюється шляхом порогової обробки матриці Θ_t . Ребро між активами вважається наявним, якщо виконується умова $|\Theta_{ij,t}| > \varepsilon$.

Отримана структура графа $G_t = (V, E_t)$ відображає прямі взаємозв'язки між активами у межах аналізованого часового вікна та використовується для подальшого аналізу динаміки ринку.

Моделювання динаміки структури залежностей

Побудова послідовності графів залежностей у часі дозволяє перейти від статичного опису ринку до аналізу його динаміки. Нехай для кожного моменту часу t побудовано граф залежностей G_t . Тоді сукупність таких графів формує часову послідовність, що описує еволюцію структури ринку [7]:

$$\{G_t\}_{t=1}^T. \quad (7)$$

Зміни структури залежностей між сусідніми моментами часу можуть бути описані через різницю матриць параметрів:

$$\Delta \Theta_t = \Theta_t - \Theta_{t-1}. \quad (8)$$

Для формування ознак, що характеризують стан ринку у момент часу t , використовується функція відображення, яка агрегує інформацію про поточну структуру залежностей, її зміну у часі та характеристики часових рядів:

$$F_t = \phi(\Theta_t, \Delta \Theta_t, X_t). \quad (9)$$

Для врахування часових залежностей формується вектор ознак, що включає значення за попередні k -моментів часу:

$$F_{t-k:t} = [F_{t-k}, F_{t-k+1}, \dots, F_t]. \quad (10)$$

Таким чином, задача прогнозування структури залежностей зводиться до побудови функції, що дозволяє визначити параметри графа у наступний момент часу:

$$\Theta_{t+1} = f(F_{t-k:t}). \quad (11)$$

Запропонований підхід дозволяє враховувати як поточний стан ринку, так і динаміку його змін, що створює основу для ефективного застосування методів машинного навчання у задачі прогнозування структури залежностей.

Метод прогнозування структури залежностей

На цьому етапі розглядається метод прогнозування майбутньої структури залежностей між фінансовими активами на основі використання методів машинного навчання. Задача формулюється як відображення від вектора ознак, що характеризує динаміку ринку до параметрів графової моделі у наступний момент часу:

$$\hat{\Theta}_{t+1} = f(F_{t-k:t}; w). \quad (12)$$

Функція $f(\cdot)$ реалізується за допомогою алгоритмів машинного навчання, таких як градієнтний бустинг, випадковий ліс або нейронні мережі, що широко застосовуються у задачах аналізу та прогнозування фінансових часових рядів, [10]. Вхідними даними є вектор ознак $F_{t-k:t}$, що включає інформацію про структуру залежностей та її зміну у часі.

Отримана оцінка матриці параметрів використовується для побудови прогнозного графу залежностей. Матриця суміжності визначається відповідно до порогового правила [7]:

$$\hat{A}_{ij,t+1} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } |\hat{\theta}_{ij,t+1}| > \varepsilon, \\ 0, & \text{інакше} \end{cases} \quad (13)$$

Навчання моделі може здійснюватися у двох постановках: регресійній та класифікаційній. Регресійна постановка передбачає прогнозування значень елементів матриці параметрів, тоді як класифікаційна — прогнозування наявності або відсутності ребер у графі залежностей [9], [11]. У регресійній постановці мінімізується функція втрат, яка оцінює різницю між реальною та прогнозованою матрицями параметрів [9]:

$$\mathcal{L}(w) = \|\theta_{t+1} - \hat{\theta}_{t+1}\|_F^2 \quad (14)$$

У класифікаційній постановці кожне ребро графа розглядається як бінарна змінна, а навчання здійснюється шляхом мінімізації функції втрат [9]:

$$\mathcal{L}_{cls} = -\sum_{i \neq j} [y_{ij} \log p_{ij} + (1 - y_{ij}) \log(1 - p_{ij})] \quad (15)$$

Запропонований підхід дозволяє інтегрувати інформацію про структуру ринку та її динаміку у єдину модель прогнозування, що забезпечує підвищення точності відновлення майбутніх залежностей між активами.

Оцінювання якості прогнозування структури залежностей

Оцінювання ефективності запропонованого методу прогнозування структури залежностей здійснюється шляхом порівняння прогнозованої структури графа з фактичною структурою, отриманою на основі реальних даних у наступний момент часу.

Нехай $\hat{G}_{t+1} = (V, \hat{E}_{t+1})$ — прогнозований граф залежностей, а $G_{t+1} = (V, E_{t+1})$ — реальний граф, побудований на основі фактичних даних. Задача оцінювання зводиться до порівняння множин ребер $\hat{E}_{t+1}$ та E_{t+1} .

Для кількісного оцінювання якості прогнозу використовуються стандартні метрики класифікації ребер графа.

Кількість істинно позитивних, хибнопозитивних та хибнонегативних рішень визначається наступним чином: істинно позитивні (TP), хибнопозитивні (FP), хибнонегативні (FN).

На основі цих величин визначаються такі метрики:

Точність (Precision) [9]:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (16)$$

Повнота (Recall) [9]:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (17)$$

F1-міра [9]:

$$F1 = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (18)$$

Додатково для оцінювання структурної подібності графів використовується метрика точності відновлення структури [9]:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}, \quad (19)$$

де TN — кількість правильно визначених відсутніх ребер.

Оскільки граф залежностей є розрідженим, особливу увагу приділяється метрикам Precision та Recall, які дозволяють оцінити якість виявлення наявних зв'язків.

Крім того, для оцінювання змін структури графа у часі може використовуватися метрика відстані між графами, зокрема кількість відмінних ребер [8]:

$$d(G_{t+1}, \hat{G}_{t+1}) = |\hat{E}_{t+1} \Delta E_{t+1}|, \quad (20)$$

де Δ — симетрична різниця множин.

Запропонований підхід до оцінювання дозволяє комплексно аналізувати якість прогнозування структури залежностей та порівнювати результати з базовими методами.

Архітектура інформаційної системи

Розроблено архітектуру інформаційної системи, що реалізує запропонований підхід.

Запропонована архітектура забезпечує модульність, масштабованість та можливість інтеграції у реальні інформаційні системи.

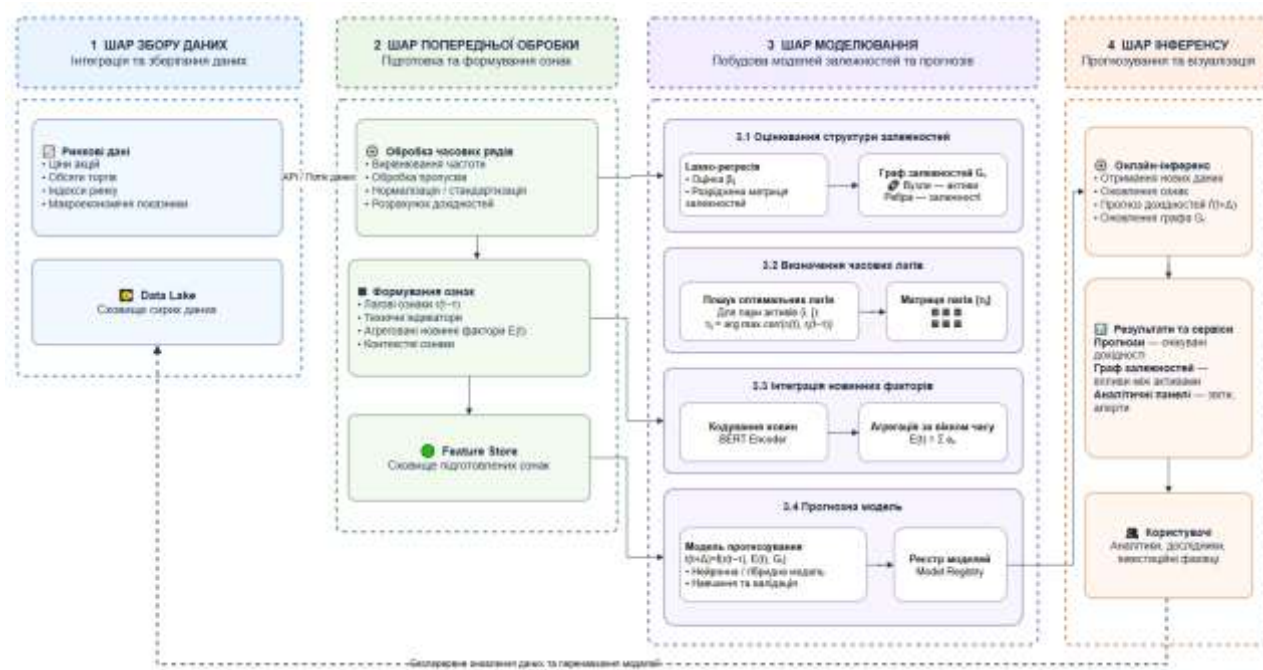


Рис. 1. Архітектура інформаційної системи

Висновки та перспективи подальших досліджень

У роботі досліджено задачу прогнозування структури залежностей фінансового ринку, який розглядається як динамічна система взаємопов'язаних активів. На відміну від класичних підходів, що зосереджені переважно на прогнозуванні значень часових рядів фінансових показників, у даному дослідженні основну увагу приділено прогнозуванню саме структури взаємозв'язків між активами як окремого об'єкта аналізу.

У межах дослідження сформовано підхід до подання фінансового ринку у вигляді графової моделі залежностей, де зв'язки між активами визначаються на основі матриці оберненої коваріації. Для побудови такої структури використано метод Graphical Lasso, який забезпечує виділення прямих умовних залежностей між активами та дозволяє усунути вплив опосередкованих зв'язків. Для врахування часової мінливості ринкової структури запропоновано механізм її моделювання на основі послідовності ковзних часових вікон.

Ключовим результатом роботи є розроблений метод прогнозування майбутньої структури залежностей, що використовує ознаки, сформовані на основі поточного стану графа та параметрів його еволюції у часі. Прогнозування майбутньої конфігурації зв'язків виконується із застосуванням методів машинного навчання. Для практичної реалізації запропонованого підходу спроектовано архітектуру інформаційної системи та проведено експериментальну перевірку її роботи. Результати експериментів показали перевагу запропонованого методу порівняно з базовими підходами.

Отримані результати демонструють, що врахування динаміки структурних залежностей між активами підвищує інформативність аналізу фінансового ринку та створює передумови для побудови більш ефективних інформаційних систем підтримки прийняття рішень у задачах інвестування й ризик-менеджменту.

Подальший розвиток дослідження доцільно спрямувати на розширення запропонованого підходу за кількома напрямками. Одним із них є включення текстових джерел інформації, зокрема фінансових новин, для врахування зовнішніх факторів впливу на ринкову структуру. Додатковий потенціал має застосування складніших моделей машинного навчання, зокрема графових нейронних мереж, здатних ефективніше працювати з мережевими структурами даних. Окремим напрямом подальших досліджень є розробка методів адаптивного визначення часових лагів впливу між активами. Також перспективним є розширення експериментальної вибірки та аналіз роботи методу в умовах різних ринкових режимів.

Декларація про штучний інтелект

У процесі підготовки статті було використано інструменти штучного інтелекту виключно як допоміжний засіб для покращення мовного оформлення, структурування тексту та уточнення формулювань. Штучний інтелект не використовувався для генерації наукових результатів, проведення досліджень або формування висновків. Усі наукові положення, методи, розрахунки та результати є результатом самостійної роботи автора.

Конфлікт інтересів

Автор заявляє про відсутність конфлікту інтересів та підтверджує, що під час підготовки цієї роботи не існувало жодних комерційних, фінансових чи інших взаємовідносин, які могли б бути розцінені як такі, що здатні вплинути на результати дослідження або їх інтерпретацію. Робота виконана відповідно до принципів академічної доброчесності, етичних норм проведення наукових досліджень та вимог редакційної політики щодо запобігання конфлікту інтересів.

Список використаної літератури

1. Zhao, Z. Y., Xie, M., & West, M. (2016). Dynamic dependence networks: Financial time series forecasting and portfolio decisions. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 32(3), 311–339. <https://doi.org/10.1002/asmb.2161>
2. Palomar, D. P. (2025). *Portfolio Optimization: Theory and Application*. Cambridge University Press.
3. Seregina, E. (2021). *Graphical Models in Financial Econometrics and Macroeconomic Forecasting* (Doctoral dissertation, University of California, Riverside).
4. Nauta, M., Bucur, D., & Seifert, C. (2019). Causal Discovery with Attention-Based Convolutional Neural Networks. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 1(1), 312–340. <https://doi.org/10.3390/make1010019>
5. Tank, A., Covert, I., Foti, N., Shojaie, A., & Fox, E. (2022). Neural Granger Causality for Nonlinear Time Series. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 44(8), 4267–4279. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3065601>
6. Palomar, D. P. (2025). Financial data graphs. In *Portfolio Optimization: Theory and Application*. Cambridge University Press.
7. Hallac, D., Leskovec, J., & Boyd, S. (2017). Network Inference via the Time-Varying Graphical Lasso. In *Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 205–213). <https://doi.org/10.1145/3097983.3098037>
8. Diestel, R. (2017). *Graph Theory* (5th ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-53622-3>
9. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press. <https://www.deeplearningbook.org/>
10. Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., et al. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762>
11. Wang, J., Zhang, S., Xiao, Y., & Song, R. (2022). A review on graph neural network methods in financial applications. *Journal of Data Science*, 20(2), 111–134. <https://doi.org/10.6339/22-JDS1047>
12. Scrucca, L. (2024). Entropy-Based Volatility Analysis of Financial Log>Returns Using Gaussian Mixture Models. *Entropy*, 26(11), 907. <https://doi.org/10.3390/e26110907>

S. Shumyk

IMPROVEMENT OF THE METHOD FOR FORECASTING THE STRUCTURE OF FINANCIAL MARKET DEPENDENCIES USING MACHINE LEARNING METHODS AND GRAPH-BASED MODELS

The study is devoted to forecasting the dependency structure of the financial market considered as a dynamic system of interconnected assets. Unlike traditional approaches focused on predicting the values of time series, an improvement of the existing approach is proposed in which the object of analysis and forecasting is the dependency graph between financial instruments. The introduction substantiates the relevance of the problem associated with the necessity to account for the dynamic nature of interrelationships between assets.

The conducted review of contemporary scientific literature covers correlation-based methods, vector autoregressive models, the Graphical Lasso approach, and machine learning algorithms applied to identify dependencies among financial assets. It has been established that existing approaches have limitations in forecasting the future configuration of dependency structures, as they are primarily oriented toward static estimation of such structures or prediction of individual market indicators.

The aim of the study is to advance the method for forecasting the dependency structure of the financial market through the integration of graph-based models of market interrelations with machine learning methods. Within the framework of the study, the financial market is formalized as a graph model constructed on the basis of the inverse covariance matrix, which enables the representation of direct conditional dependencies between assets. The Graphical Lasso method is employed to estimate this structure and construct a sparse graph of market interrelations.

An improved approach to modeling the temporal evolution of dependency structures is proposed through the use of a sliding window for sequential graph estimation at different time points and analysis of parameter changes over time. Based on the current state of the graph structure and the characteristics of its dynamics, a feature set is formed and subsequently utilized by machine learning models to predict the future configuration of links between financial assets.

In addition, the architecture of an information system implementing the proposed approach has been developed. The system includes subsystems for market data collection, preprocessing, graph construction, feature engineering, and dependency structure forecasting.

The effectiveness of the proposed approach is intended to be evaluated experimentally using real financial data and graph structure recovery metrics, including Precision, Recall, F1-score, as well as graph structural similarity measures. To validate the feasibility of the proposed improvement, the results are planned to be compared with baseline dependency analysis methods, including correlation-based approaches and VAR models. The obtained results are expected to provide an assessment of the practical applicability of the proposed approach and determine prospects for its further development and application in financial analytics tasks.

Keywords: financial market, dependency structure, graph models, Graphical Lasso, time series, machine learning, forecasting.

Надійшла до редакції: 08.07.2026

Прийнята до друку: 22.07.2026

Опубліковано: 17.08.2026

© 2026 Шумик С. В.

Цей матеріал ліцензовано за умовами CC BY 4.0. <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>