

І. В. РУБАН

доктор технічних наук, професор, ректор
Харківський національний університет радіоелектроніки
ORCID: 0000-0002-4738-3286

А. Г. ПИЛИПЕНКО

аспірант кафедри електронних обчислювальних машин
Харківський національний університет радіоелектроніки
ORCID: 0009-0008-2861-7906

МОДЕЛЬ ЗНАНЬ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ КОРЕЛЯЦІЙНИХ ЗАЛЕЖНОСТЕЙ У КОРПОРАТИВНИХ ОНТОЛОГІЧНИХ ГРАФАХ НА РІЗНОРІДНИХ ДАНИХ

У статті представлено модель знань для виявлення кореляційних залежностей у онтологічних системах (CLCO – Context-Linked Corporate Ontology), побудованих на різномірних даних, зокрема, структурованому корпоративному графі економічних відносин та часово прив'язаному текстовому контексті. Основна наукова новизна роботи полягає в архітектурному розділенні структурного та контекстного шарів: граф економічних відносин залишається топологічно стабільним, а текстові дані виконують виключно роль часової та подієвої прив'язки без модифікації структури графа. Такий підхід дозволяє формалізувати корпоративні зв'язки як конкретні економічні ролі та створює умови для інтерпретації результатів. Модель знань формалізована як типізований атрибутований орієнтований граф, у якому виділяються вершини, що відповідають корпоративним суб'єктам і текстовим документам, та типізовані економічні відношення між компаніями (постачання, клієнтські зв'язки, партнерства, конкурентні відносини, контроль). Інтеграція різномірних даних здійснюється через прив'язку текстового представлення подій до відповідних вузлів корпоративного графа. Типи економічних зв'язків при цьому зберігають рольову інтерпретацію і використовуються для опису контексту, що підвищує виразність моделі. Текстові новини агрегуються у часових інтервалах і прив'язуються до вузлів без зміни топології графа. Емпірична перевірка моделі проводилася на денних біржових даних (OHLCV) великих публічних компаній, що торгуються на NYSE та NASDAQ, із використанням ковзних часових вікон довжиною від 30 до 250 торгових днів. Цільова змінна формулювалася як бінарний клас напрямку руху ціни на наступний торговий день. Порівнювалися чотири конфігурації: традиційна модель технічного аналізу (TA), агрегація новин і технічних ознак без графа (AGG) та графова модель з урахуванням типів економічних зв'язків (GRAPH). Результати експериментів демонструють практичну ефективність запропонованої моделі. У режимі close–close стратегія GRAPH забезпечила дохідність +13.42% проти +3.58% для AGG і –4.35% для TA. У режимі close–open графовий контекст підвищив дохідність з +17.82% (AGG) до +19.80%. Аналіз результатів показує, що графовий контекст виступає фактором узгодження поведінки пов'язаних компаній, не змінюючи структуру зв'язків, а уточнюючи інтерпретацію подій у часовому зрізі. Таким чином, робота підтверджує ефективність інтеграції фіксованого корпоративного графа знань і часового контексту для короткострокового прогнозування напрямку руху ціни. Запропонований підхід забезпечує прозоре і інтерпретоване представлення економічних відносин, дозволяє оцінити вплив структурного контексту та слугує основою для розвитку аналітичних і прогностичних систем у фінансовій сфері.

Ключові слова: модель знань, онтологічні системи, граф знань, корпоративні зв'язки, різномірні дані, кореляційні залежності, нейронні мережі, хмарні обчислення, інформаційні системи, інформаційні технології

I. V. RUBAN

Doctor of Technical Sciences, Professor, Rector
Kharkiv National University of Radio Electronics
ORCID: 0000-0002-4738-3286

A. G. PYLYPENKO

Postgraduate Student at the Department of Electronic Computers
Kharkiv National University of Radio Electronics
ORCID: 0009-0008-2861-7906



KNOWLEDGE MODEL FOR DETECTING CORRELATION DEPENDENCES IN CORPORATE ONTOLOGICAL GRAPHS ON HETEROGENEOUS DATA

The article presents a knowledge model for detecting correlation dependencies in ontological systems (CLCO – Context-Linked Corporate Ontology), built on heterogeneous data, in particular, a structured corporate graph of economic relations and a time-bound text context. The main scientific novelty of the work lies in the architectural separation of the structural and contextual layers: the graph of economic relations remains topologically stable, and text data performs exclusively the role of time and event binding without modifying the graph structure. This approach allows for the formalization of corporate relations as specific economic roles and creates conditions for interpretation of the results. The knowledge model is formalized as a typed attributed directed graph, in which vertices corresponding to corporate entities and text documents are highlighted, and typed economic relations between companies (supply, customer relations, partnerships, competitive relations, control). Integration of heterogeneous data is performed by linking textual description of events to the corresponding nodes of the corporate graph. The types of economic relations preserve their role semantics and are used to describe the context, which increases the expressiveness of the situation representation in the model. Text news is aggregated in time intervals and tied to nodes without changing the graph topology. The empirical validation of the model was carried out on daily stock market data (OHLCV) of large public companies traded on the NYSE and NASDAQ, using sliding time windows from 30 to 250 trading days. The target variable was formulated as a binary class of the price direction for the next trading day. Four configurations were compared: the traditional technical analysis model (TA), aggregation of news and technical features without a graph (AGG), and a graph model taking into account types of economic relationships (GRAPH). The experimental results demonstrate the practical effectiveness of the proposed model. In the close–close mode, the GRAPH strategy provided a return of +13.42% versus +3.58% for AGG and –4.35% for TA. In the close–open mode, the graph context increased the return from +17.82% (AGG) to +19.80%. The analysis shows that the graph context acts as a factor coordinating the behavior of related companies, refining the interpretation of events in the temporal slice without changing the structure of relations. Thus, the work confirms the effectiveness of integrating a fixed corporate knowledge graph and a time context for short-term forecasting of price movement direction. The proposed approach provides a transparent and interpretable representation of economic relations, allows assessing the influence of the structural context and serves as the basis for the development of analytical and predictive systems in the financial sector.

Key words: knowledge model, ontological systems, knowledge graph, corporate relationships, heterogeneous data, correlation dependencies, neural networks, cloud computing, information systems, information technologies

Постановка проблеми

Задача короткострокового прогнозування напрямку руху цін акцій залишається однією з найбільш складних і слабо формалізованих задач фінансової аналітики. У класичній постановці прогноз на горизонт одного торгового дня (T+1) ґрунтується переважно на аналізі часових рядів цін та обсягів окремого фінансового інструменту. Такі підходи розглядають кожну компанію ізольовано, не враховуючи явним чином її економічні зв'язки з іншими учасниками ринку, що обмежує можливість моделювання міжкорпоративних впливів та вторинних ринкових ефектів.

Разом з тим у реальній економічній системі компанії пов'язані складною мережею відносин – постачання, клієнтські зв'язки, партнерства, конкурентні взаємодії, відносини володіння та контролю [1]. Корпоративні події, зміни у фінансовому стані або ринкові шоки однієї компанії потенційно можуть впливати на пов'язані організації з певним часовим лагом. Такий механізм може проявлятися у вигляді узгоджених реакцій пов'язаних компаній. Незважаючи на інтуїтивну правдоподібність такого ефекту, у задачах короткострокового прогнозування він зазвичай не має формального представлення у моделі знань.

Останніми роками для представлення складних економічних взаємозв'язків дедалі частіше застосовуються графові моделі та графи знань, у яких компанії представлені вершинами, а економічні відносини – типізованими ребрами. Такі структури створюють формальну основу для агрегування інформації від пов'язаних об'єктів і потенційно дозволяють враховувати міжкорпоративний контекст у моделях прогнозування. Проте навіть за наявності графової структури залишається відкритим принципове питання: яку саме роль граф відіграє у формуванні прогнозного рішення.

Важливим є не лише використання графової структури, а спосіб її поєднання з часовим інформаційним контекстом. Без явного розділення постійних економічних відносин і змінних текстово описаних подій модель може змішувати структурні властивості мережі з короткостроковими інформаційними факторами [2].

Проблема ускладнюється тим, що на практиці часто використовуються статичні графи корпоративних відносин, які не містять явної часової динаміки появи або зникнення зв'язків. У такій постановці виникає проблема коректної інтерпретації ролі графа у прогнозній моделі, що потребує спеціальної архітектури представлення знань. Без структурного розділення постійного графового шару та змінного текстового або подієвого контексту виникає ризик змішування типів сигналів і некоректної інтерпретації отриманих результатів [3,4].

Таким чином, актуальною є науково-прикладне завдання побудови моделі знань і методу аналізу, що забезпечують: формально визначене представлення економічних зв'язків між компаніями як структурно стабільного

контексту без зміни топології графа; можливість інтерпретації ролі структурного контексту у задачі короткострокового прогнозування напрямку руху ціни акції [5].

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Сучасні дослідження у задачах прогнозування фінансових часових рядів демонструють стійку тенденцію до ускладнення моделей та інтеграції різнорідних джерел даних [6,7]. Класичні підходи ґрунтуються на статистичних методах аналізу часових рядів і технічних індикаторах, де кожен фінансовий інструмент розглядається окремо. Такі моделі добре формалізовані, однак мають обмежену здатність враховувати міжкорпоративні залежності та зовнішній інформаційний контекст [1,8].

З поширенням методів глибокого навчання значну увагу отримали нейромережеві моделі послідовностей, зокрема рекурентні та трансформерні архітектури, що дозволяють моделювати складні нелінійні залежності у часових рядах. У фінансових задачах вони застосовуються для прогнозування доходностей, волатильності та напрямку руху ціни. Разом з тим більшість таких підходів зберігають припущення умовної незалежності активів або враховують міжактивні залежності лише у вигляді кореляційних матриць, без явної семантики економічних відносин [1,2].

Окремий напрям становлять моделі, що використовують новинні та текстові дані. У цих роботах текстовий потік розглядається як джерело подієвих сигналів і настрою, які агрегуються на рівні компанії або ринку. Поширеним є підхід, за якого з текстів автоматично витягуються події, відносини або фактори ризику, після чого вони безпосередньо впливають на структуру ознак або граф представлення [2,9]. Недоліком такого підходу є залежність топології або ознакового простору від якості інформаційного вилучення, що може призводити до структурної нестабільності моделі та варіативності результатів [2,4].

Упродовж останніх років активно розвивається напрям графових нейронних мереж у фінансовому прогнозуванні [5]. У таких роботах компанії або активи представляються вершинами графа, а зв'язки між ними формуються на основі кореляцій, галузевої належності, спільної динаміки або витягнутих відносин. Запропоновано як статичні, так і динамічні графові архітектури, включно з багатореляційними та часово-змінними графами [2,4,5]. Графова агрегація дозволяє враховувати інформацію від сусідніх вузлів та підсилювати сигнал за рахунок міждомінового контексту [1,3].

Разом з тим у значній частині робіт структура графа будується безпосередньо з ринкових даних або текстових джерел і може змінюватися у часі [2,4]. Це ускладнює економічну інтерпретацію ребер і змішує два різні процеси: побудову структури відносин та використання цієї структури для прогнозування. У таких постановках важко коректно відокремити вплив власне структурного контексту від ефектів, породжених процедурою побудови графа [3,8].

Окремо слід виділити дослідження, що використовують графи знань. У цих підходах застосовуються типізовані відносини між компаніями, подіями та іншими об'єктами. Проте в більшості випадків граф знань або безпосередньо розширюється на основі текстового вилучення, або використовується як один з багатьох ознакових каналів без явного архітектурного розділення структурного та контекстного шарів [3,5]. Текстові дані при цьому можуть модифікувати або доповнювати графову структуру, що ускладнює інтерпретацію причинно-наслідкових зв'язків у моделі.

Таким чином, аналіз пов'язаних робіт показує наявність трьох домінуючих підходів: часово-рядні моделі без явного графового контексту; тексто-орієнтовані моделі з подієвим вилученням; графові моделі з динамічно або статистично побудованою структурою зв'язків [5]. Водночас обмежено представлені підходи, у яких корпоративний граф економічних відносин задається як зовнішня, не навчувана структурно стабільна основа, а текстові дані використовуються виключно як часовий контекст без зміни топології. Також у наявних роботах недостатньо формалізовано питання розмежування ролі структурних відносин та часових інформаційних факторів, що безпосередньо пов'язано з коректною інтерпретацією результатів прогнозування.

Формулювання мети дослідження

Метою даного дослідження є розроблення формальної моделі знань для виявлення кореляційних залежностей у онтологічних системах, побудованих на різнорідних даних, що поєднують структурований корпоративний граф економічних відносин і часово прив'язаний текстовий контекст, а також емпірична перевірка ефективності використання такої моделі у задачі короткострокового прогнозування напрямку руху ціни акції на горизонті одного торгового дня (T+1).

Викладення основного матеріалу дослідження

У роботі запропонована контекстно-пов'язана корпоративна онтологічна модель (CLCO – Context-Linked Corporate Ontology). Вона визначається як бімодальна структура подання знань, в якій постійний структурний рівень, що включає мережу юридичних осіб (корпорацій) та фізичних осіб (агентів), анується тимчасовим текстовим шаром (новинами). На відміну від інтегрованих моделей, де витяг тексту змінює топологію графа, CLCO підтримує структурно-текстову розв'язку. В результаті новинні дані виконують контекстну функцію, що забезпечує часову прив'язку подій до існуючих вузлів. Це дозволяє інтерпретувати події відносно існуючих економічних зв'язків у фіксованій структурі графа.

Модель формалізується як типізований атрибутований орієнтований граф:

$$G = (V, E, T_V, T_E, \phi, \psi, A_V, A_E),$$

де V – множина вершин,

$E \subseteq V \times V$ – множина орієнтованих ребер,

T_V – множина типів вершин,

T_E – множина типів відносин,

$\phi: V \rightarrow T_V$ – функція типізації вершин,

$\psi: E \rightarrow T_E$ – функція типізації ребер,

$A_V: V \times P_V \rightarrow L$ та $A_E: E \times P_E \rightarrow L$ – функції атрибутів вершин та ребер.

У конфігурації моделі: $T_V = \{\text{Organization, Article}\}$, $T_E = \{\text{partnerships, customers, suppliers, competitors, subsidiaries, parentCompany, hasMention}\}$.

Доменні обмеження для основних типів зв'язків мають вигляд: $\{\text{partnerships, customers, suppliers, competitors, subsidiaries, parentCompany}\} \subseteq \text{Organization} \times \text{Organization}$, $\text{hasMention} \subseteq \text{Article} \times \text{Organization}$. Атрибути вершин та ребер використовуються для зберігання ідентифікаторів, альтернативних найменувань, тимчасових міток та службової інформації. Модель даних допускає зберігання часових інтервалів валідності відносин.

З метою забезпечення більш суворого структурно-текстового поділу: контекстний шар забезпечує тимчасову та подійну прив'язку, не впливаючи на топологію чи семантику корпоративної мережі, ми визначаємо CLCO як кортеж $K=(G_s, C_t, \Phi)$, де: структурний шар $(G_s): G_s = (V, E, R)$ – орієнтований багатореляційний граф, V – множина корпоративних суб'єктів та фізичних осіб, R – кінцева множина типів відносин, $i \in V \times R \times V$ є економічними відносинами, що визначаються зовнішніми факторами.

Контекстуальний шар $(C_t): C_t = (N, \tau, M)$, де N – множина текстових спостережень новин, $\tau: N \rightarrow T$ надає тимчасові мітки, $i \in M \subseteq N \times V$ означає відносини згадки між новинами та об'єктами.

Функція зв'язування $(\Phi): \Phi: N \times T \rightarrow P(V \cup E)$ – це незмінна проєкційна функція, яка відображає кожен матеріал новин і тимчасову точку.

Стан графа знань на момент часу $t \in T$ визначається так:

$$K_t = \{G_s \mid \Phi(n, \tau(n) \leq t)\},$$

це означає, що контекстна інформація, накопичена на момент часу t , проєктується на фіксований структурний граф.

Таким чином, текстові дані визначають часовий інформаційний стан вузлів, тоді як структура корпоративної мережі залишається сталою.

Дане формулювання забезпечує суворий структурно-текстовий поділ: контекстний шар забезпечує тимчасову та подійну прив'язку, не впливаючи на топологію чи семантику корпоративної мережі.

У моделі використовуються три основні типи даних: структуровані корпоративні відносини, числові часові ряди біржових показників, текстові новинні повідомлення. Узгодження різнорідних джерел виконується на рівні корпоративного вузла як спільної точки прив'язки даних.

Числовий шар формується з денних торгових даних, що включають цінові та об'ємні характеристики. Для кожної компанії будуються ковзні часові вікна фіксованої довжини. Ознаки нормалізуються у межах вікна, що зменшує вплив масштабних відмінностей між активами. Текстовий шар представлений множиною новинних документів із часовими мітками. Документи пов'язуються з корпоративними вузлами лише фактом згадування. Із текстів не витягуються нові відношення та не модифікується структура графа. Текстові ознаки агрегуються у часових інтервалах і виступають контекстними факторами стану вузла.

Для врахування різної семантики економічних відношень типи зв'язків розглядаються окремо та зберігають рольову інтерпретацію у процесі аналізу. Інформація про пов'язані компанії використовується роздільно за типами зв'язків без їх змішування. На рисунку 1 наведено онтологію та приклад даних побудованого структурованого корпоративного графу.

Такий підхід дозволяє уникнути семантичного усереднення різних типів економічних взаємодій та підвищує виразну здатність моделі. Використання графа відбувається на обмеженій глибині переходів, що відповідає локальному економічному оточенню компанії.

Для аналізу ролі графового контексту результати експериментів без використання графа та з його використанням порівнюються у контрольованому часовому протоколі. Такий підхід дозволяє оцінити характер впливу структурного контексту на прогноз без припущень щодо механізму його формування.

Експериментальна частина дослідження була спрямована на перевірку впливу структурного графового контексту на якість короткострокового прогнозування напрямку руху ціни акцій на горизонті одного торгового дня $(T+1)$, а також на діагностику характеру сигналу, що витягується з корпоративного графа знань.

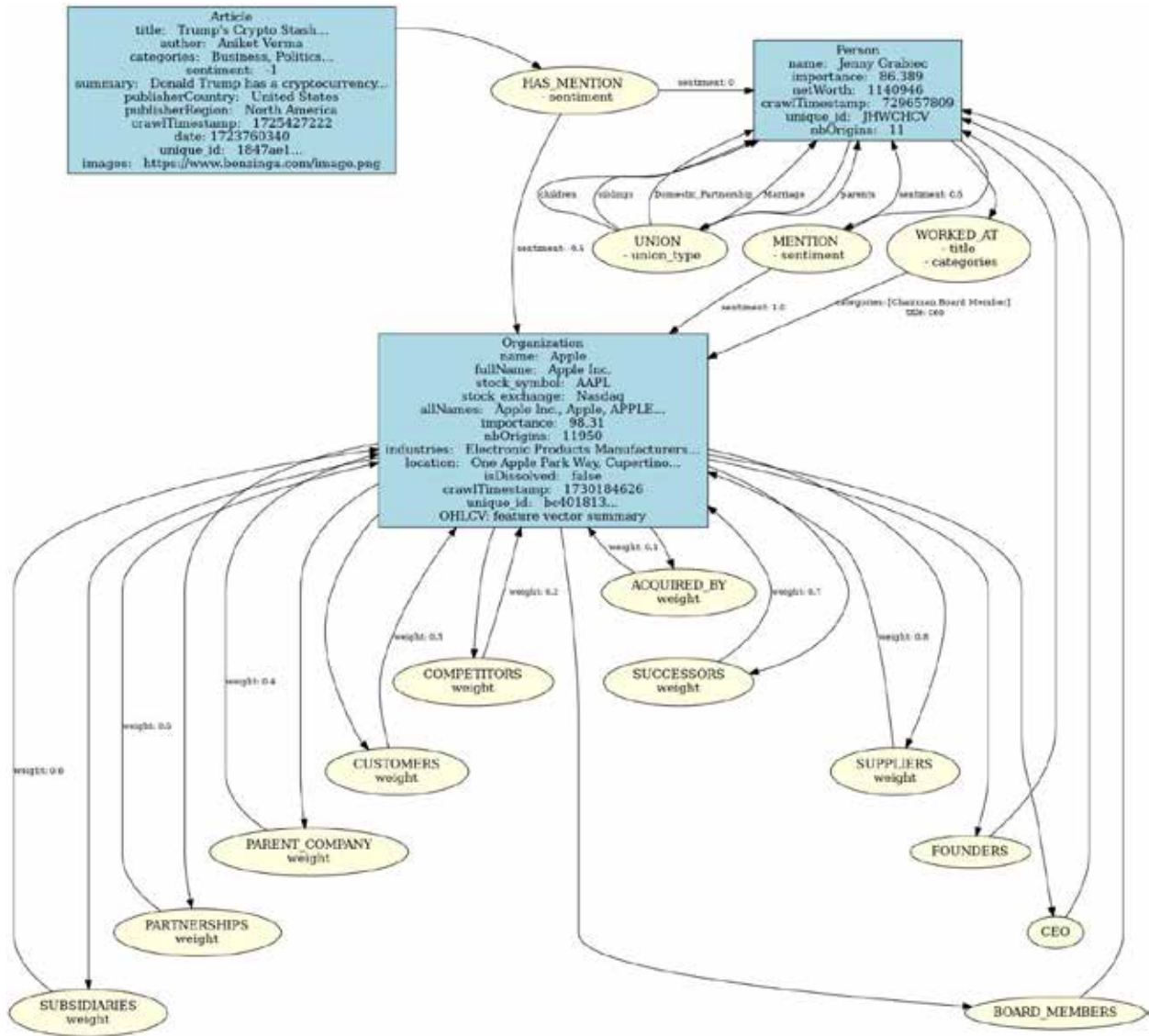


Рис. 1. Структурований корпоративний граф

Як числові джерела використовувалися денні біржові дані типу OHLCV (open, high, low, close, volume). Частота спостережень – один торговий день. Базовий горизонт прогнозування – один день уперед (T+1). Для кожної компанії формувалися ковзні часові вікна довжиною від 30 до 250 торгових днів, які використовувалися як вхідні послідовності ознак.

Вибірка включала ліквідні акції великих публічних компаній, що торгуються на провідних біржових майданчиках США. Набір тикерів формувався з наперед визначених галузевих груп (технології, фармацевтика, телекомунікації, автомобільна промисловість, енергетика та інші). Такий відбір забезпечує наявність економічно інтерпретованих міжкорпоративних зв'язків у графі знань.

Цільова змінна формулювалася як бінарний клас напрямку руху ціни на наступний торговий день (Up/Down). Додатково у діагностичних експериментах розглядалася трикласова схема (Up/Down/Neutral), яка не продемонструвала стабільного покращення метрик і не використовувалася як основна.

Якщо в окремий торговий день інструмент не мав біржових даних, відповідний вузол тимчасово виключався з обчислень для цього моменту часу без штучного заповнення значень. Це зменшує ризик інформаційних витоків і викривлень, але призводить до змінної кількості активних вузлів у часових зрізах.

Усі ознаки формувалися виключно з інформації, доступної на момент часу T. Використання графового контексту та текстових даних здійснювалося у межах того ж часового зрізу. Дані майбутніх періодів не використовувалися на етапі побудови ознак.

Для оцінки внеску графового контексту порівнювалися кілька стратегій формування прогнозного сигналу:

– TA – модель, що використовує лише технічні індикатори та часові цінові ознаки без новинного і графового контексту;

– AGG – модель агрегації новинних і технічних ознак без використання графової структури між компаніями;

– GRAPH – модель, у якій новинні та числові ознаки додатково враховуються з урахуванням корпоративного графа знань і типів економічних зв'язків на глибині до двох переходів;

У графовій конфігурації корпоративні зв'язки використовувалися як додатковий структурний контекст під час формування прогнозного сигналу, без зміни їх типів або ваг у процесі експериментів.

Практична ефективність моделей оцінювалася у межах симульованого торгового протоколу з однаковими правилами входу та виходу з позицій для всіх стратегій. Аналіз проводився у двох режимах виконання угод: close–close та close–open.

У режимі close–close графово-контекстна стратегія GRAPH продемонструвала сумарну дохідність +13.42%, тоді як стратегія AGG забезпечила +3.58%, а стратегія TA – 4.35%. Таким чином, використання структурного графового контексту дало приріст близько 9.8 процентних пунктів відносно новинно-агрегованої моделі без графа.

У режимі close–open стратегія AGG забезпечила дохідність +17.82%, тоді як додавання графового контексту (GRAPH) підвищило результат до +19.80%, що відповідає додатковому приросту близько 2 процентних пунктів.

Отримані результати показують, що використання корпоративного графа економічних відносин як структурного контексту змінює характеристики прогнозу, побудованого на часових та новинних ознаках. Ефект спостерігається у різних режимах виконання угод, однак його величина відрізняється. Це узгоджується з припущенням про інформативність структурного контексту у задачі короткострокового прогнозування. Таким чином, використання корпоративного графа як додаткового контексту може покращувати результати прогнозування T+1 залежно від умов застосування, що свідчить про його роль як контекстного, а не самостійного прогнозного фактора.

Висновки

У даній роботі розроблено модель знань для виявлення кореляційних залежностей у онтологічних системах, побудованих на різномірних даних, що поєднують структурований корпоративний граф економічних відносин і прив'язаний за часом текстовий контекст. Основні висновки дослідження можна сформулювати наступним чином:

Запропонована архітектура контекстно-зв'язаної корпоративної онтологічної моделі забезпечує строгий поділ структурного та контекстного шарів, що дозволяє інтегрувати текстові дані як часовий контекст без модифікації топології графа економічних відносин.

Роздільне врахування типів економічних зв'язків дозволяє зберігати їх рольову інтерпретацію під час аналізу та підвищує інформативність структурного контексту.

Експериментальні результати демонструють практичну ефективність моделі у задачі короткострокового прогнозування напрямку руху ціни акцій. Використання структурного графового контексту систематично підсилює сигнал, побудований на часових і текстових ознаках, і забезпечує додатковий приріст дохідності у різних торгових режимах.

Аналіз результатів показує, що у задачі T+1 корпоративний граф виступає насамперед структурним контекстом, який відображає узгодженість поведінки пов'язаних компаній, а не джерелом окремих короткострокових реакцій.

Отримані результати узгоджуються з припущенням про доцільність архітектурного розділення структурного та контекстного шарів у онтологічних системах та демонструють можливість формалізованого поєднання різномірних джерел даних для задач фінансового прогнозування.

У цілому робота підтверджує ефективність використання корпоративного графа знань у поєднанні з часовим контекстом для побудови аналітичних та прогностичних систем з прозорою інтерпретацією результатів.

Список використаної літератури

1. Sonani M., Badii A., Moin A. Stock Price Prediction Using a Hybrid LSTM-GNN Model: Integrating Time-Series and Graph-Based Analysis. 2025. arXiv:2502.15813. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.15813>
2. Qian H., Zhou H., Zhao Q., Chen H., Yao H., Wang J., Liu Z., Yu F., Zhang Z., Zhou J. MDGNN: Multi-Relational Dynamic Graph Neural Network for Comprehensive and Dynamic Stock Investment Prediction. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence 2024, Vol.38 No.13, 14642–14650. <https://doi.org/10.1609/AAAI.V38I13.29381>
3. Li Y., Xue X., Liu Z., Duan P., Zhang B. Implicit-Causality-Exploration-Enabled Graph Neural Network for Stock Prediction. Information. 2024. Vol. 15(12), 743. <https://doi.org/10.3390/info15120743>
4. Jeyaraman B., Dai B., Fang Y. Temporal Relational Graph Convolutional Network Approach to Financial Performance Prediction. 2024. Machines, Learn. Knowl. Extr., Vol.6(4), 2303–2320. <https://doi.org/10.3390/make6040113>
5. Sinha M., Tu R., González C., Andrew I. Weighted Ensemble Approach for Knowledge Graph completion improves performance. 2024. bioRxiv: 2024.07.16.603664. <https://doi.org/10.1101/2024.07.16.603664>.

6. Ji S., Pan S., Cambria E., Marttinen P., Yu P. A Survey on Knowledge Graphs: Representation, Acquisition, and Applications. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. Vol.33, No.2, pp. 494-514, Feb. 2022, doi: 10.1109/TNNLS.2021.3070843.
7. Kumar V. Interoperable Knowledge Graphs for Localized Supply Chains: Leveraging Graph Databases and RDF Standards. *Logistics*. 2025. Vol.9(4):144. <https://doi.org/10.3390/logistics9040144>
8. Chen R.-R., Zhang X. From Liquidity Risk to Systemic Risk: A Use of Knowledge Graph. *Journal of Financial Stability*. 2024. Vol. 70. 101195. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2023.101195>
9. Xu Z., Ichise R. FinCaKG-Onto: The Financial Expertise Depiction via Causality Knowledge Graph and Domain Ontology. *Applied Intelligence*. 2025. Vol. 55, 461. <https://doi.org/10.1007/s10489-025-06247-1>

References

1. Sonani, M., Badii, A., Moin, A. (2025) Stock Price Prediction Using a Hybrid LSTM-GNN Model: Integrating Time-Series and Graph-Based Analysis. arXiv:2502.15813. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.15813>
2. Qian, H., Zhou, H., Zhao, Q., Chen, H., Yao, H., Wang, J., Liu, Z., Yu, F., Zhang, Z., Zhou, J. (2024) MDGNN: Multi-Relational Dynamic Graph Neural Network for Comprehensive and Dynamic Stock Investment Prediction. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Vol.38 No.13, 14642–14650. <https://doi.org/10.1609/AAAI.V38I13.29381>
3. Li, Y., Xue, X., Liu, Z., Duan, P., Zhang, B. (2024) Implicit-Causality-Exploration-Enabled Graph Neural Network for Stock Prediction. *Information*. Vol. 15(12), 743. <https://doi.org/10.3390/info15120743>
4. Jeyaraman, B., Dai, B., Fang, Y. (2024) Temporal Relational Graph Convolutional Network Approach to Financial Performance Prediction. *Machines, Learn. Knowl. Extr.*, Vol.6(4), 2303–2320. <https://doi.org/10.3390/make6040113>
5. Sinha, M., Tu, R., González, C., Andrew, I. (2024) Weighted Ensemble Approach for Knowledge Graph completion improves performance. *bioRxiv*: 2024.07.16.603664. <https://doi.org/10.1101/2024.07.16.603664>.
6. Ji, S., Pan, S., Cambria, E., Marttinen, P., Yu, P. (2022) A Survey on Knowledge Graphs: Representation, Acquisition, and Applications. in *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. Vol.33. No.2, pp. 494-514, Feb. 2022. doi: 10.1109/TNNLS.2021.3070843.
7. Kumar, V. (2025) Interoperable Knowledge Graphs for Localized Supply Chains: Leveraging Graph Databases and RDF Standards. *Logistics*. Vol.9(4):144. <https://doi.org/10.3390/logistics9040144>
8. Chen, R.-R., Zhang, X. (2024) From Liquidity Risk to Systemic Risk: A Use of Knowledge Graph. *Journal of Financial Stability*. 2024. Vol. 70. 101195. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2023.101195>
9. Xu, Z., Ichise, R. (2025) FinCaKG-Onto: The Financial Expertise Depiction via Causality Knowledge Graph and Domain Ontology. *Applied Intelligence*. 2025. Vol. 55, 461. <https://doi.org/10.1007/s10489-025-06247-1>

Дата першого надходження статті до видання: 18.02.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 24.03.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті: 07.05.2026