

Ладижець Віктор Іванович

Аспірант кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики,
orcid.org/0000-0002-4326-7325

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

Теренчук Світлана Анатоліївна

Кандидат фізико-математичних наук, доцент кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики, *orcid.org/0000-0001-6527-4123*

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ ТЕХНІЧНОГО АНАЛІЗУ ФІНАНСОВИХ РИНКІВ

***Анотація.** В статті проведено огляд існуючих моделей та методів аналізу і прогнозування фінансових ринків. Актуальність теми зумовлена значним зростанням кількості фінансових інструментів на фондових та інших фінансових ринках, а також стрімкою комп'ютеризацією процесу торгів на цих ринках. Представлено основні відомості щодо фундаментального та технічного підходу до аналізу фінансових ринків, наведено основні припущення, на яких базуються ці підходи. Висвітлено основні задачі та проблеми, що виникають у процесі аналізу і передбачення фінансових ринків. Основну увагу зосереджено на огляді існуючих підходів до розв'язання поставлених задач прогнозування майбутньої ціни активу, пошуку аномалій в даних та аналізу поточного стану ринку. Надано огляд досягнень в аналізі та прогнозуванні ринків, технічні, фундаментальні, коротко- та довгострокові підходи, що використовуються для аналізу ринків. У роботі розглядаються статистичні методи прогнозування, методи розпізнавання шаблонів, моделі та методи машинного навчання з учителем та без учителя, моделі сентиментального аналізу, а також гібридні моделі. Проведено огляд результатів дослідження таких моделей та методів, як Long short-term memory, Gated recurrent units, Support vector machine, Perceptually Important Points, які використовуються як самостійно, так і в якості компоненти гібридної моделі для різних фінансових ринків. Зокрема, в оглянутих публікаціях досліджуються моделі на фондовому ринку США та корейському фондовому ринку. Проведене дослідження показало, що для короткострокового прогнозування ціни акцій компанії на фондовому ринку найбільш перспективними є гібридні штучні нейронні мережі, які здатні врахувати суспільні настрої гравців ринку. На основі проведеного дослідження визначено доцільність використання стистичних моделей в комбінації з методами розпізнавання шаблонів чи машинного навчання.*

***Ключові слова:** розпізнавання шаблонів; технічний аналіз; фондовий ринок; ціна активу; часовий ряд; шаблонна діаграма*

Вступ

На сьогодні існує два основних підходи до аналізу та прогнозування поведінки фінансових (зокрема фондових) ринків, а також ринків валют і товарів, а саме: фундаментальний аналіз і технічний аналіз [1; 2].

Фундаментальний аналіз може застосуватись до цілої індустрії, або економік регіонів та країн.

Фундаментальний аналіз спрямований на визначення справедливої ціни активу, що базується на [1]:

- фінансових показниках компанії;
- виробничих показниках компанії;
- організаційному менеджменті компанії;
- операційному менеджменті компанії;
- рентабельності випущеної продукції.

Технічний аналіз базується на припущеннях про те, що [2; 3]:

- всі фактори, які можуть впливати на ціну активу, вже враховані ринком в ціні активу;
- згідно з теорією Доу зміна ціни активу на ринку відбувається в межах одного з трендів;
- колективна поведінка інвесторів на фінансових ринках характеризується циклічністю.

На відмінну від фундаментального аналізу, технічний аналіз може бути автоматизованим. На сьогодні 92% торгів на ринку валют Forex [4] та 34% торгових операцій на фондовому ринку Сполучених Штатів Америки [5] уже виконуються комп'ютерами. Це означає, що для аналізу фінансових ринків залишаються актуальними і задача адаптації існуючих моделей та методів аналізу фінансових ринків до мінливих умов середовища, і

задача розробки нових моделей та методів для комп'ютеризованих систем, що розробляються для виконання торгових операцій на фондовому ринку.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Технічний аналіз базується на закономірностях, що знайдені безпосередньо в історичних даних ціни активу, і включає в себе візуальний аналіз діаграм, які побудовані за часовою шкалою [6; 7].

Такі діаграми відображають зміни ціни активу, обсягу продукції або інших показників компанії.

Побудова графіків – метод технічного аналізу, що застосовується для порівняння ринкової ціни активу та історії обсягів із шаблонними діаграмами для прогнозування майбутньої поведінки ціни на основі ступеня їх збігу.

Шаблонна діаграма являє собою повторювану послідовність у вигляді японських свічок (рис. 1), яка виявлена в графіку зміни показника за часом [6].

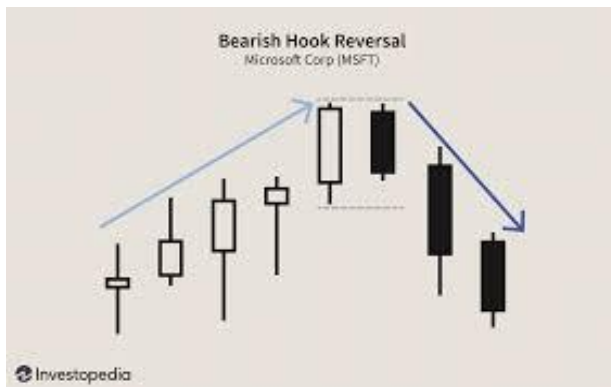


Рисунок 1 – Фрагмент шаблонної діаграми у вигляді японських свічок

Для кожної відомої шаблонної діаграми існує порядок дій, що дає змогу гравцю гарантовано отримати прибуток. Таким чином, вчасно та правильно виявлена поява шаблонної діаграми на фондовому ринку дає змогу провести успішну угоду.

Нині для аналізу і прогнозування фінансових ринків використовуються системи і технології, функціонування яких базується на:

- статистичних моделях і методах [8];
- моделях штучного інтелекту і методах розпізнавання образів, машинного навчання та сентиментального аналізу [9 – 11].

Мета і задачі публікації

Метою роботи є дослідження моделей та методів технічного аналізу фінансових ринків, які розроблені для автоматизованого розв'язання задач:

- аналізу ситуації на фінансових ринках;
- пошуку аномалій у фінансових часових рядах;

– прогнозування майбутніх змін та коливань на фінансових ринках;

– пошуку закономірностей у фінансових часових рядах;

Виклад основного матеріалу

Статистичні моделі, що використовують часові ряди як вхідні параметри, підпадають під категорію одновимірної аналізу.

До таких моделей належать [8]:

– авторегресивна модель з ковзним середнім (Autoregressive Model with Moving Average – ARMA);

– авторегресивна модель з інтегрованим ковзним середнім (Autoregressive Model with Integrated Moving Average – ARIMA);

– модель авторегресії плавного переходу (Autoregression Model of Smooth Transition – STAR);

– модель експоненційного згладжування (Model of Exponential Smoothing – ESM).

ARMA поєднує в собі моделі з авторегресією (AR) і моделі ковзного середнього (MA).

При цьому AR та MA призначені відповідно для:

– пояснення імпульсу та ефектів реверсії середнього значення, що часто спостерігаються на торгових ринках;

– виявлення шоків ефектів, які спостерігаються в часових рядах.

Переваги та недоліки, умови застосування й обмеження ARMA описані в [12]. При цьому зазначається, що суттєве обмеження цієї моделі полягає в тому, що ARMA не враховує кластеризацію волатильності – важливого емпіричного феномена фінансових часових рядів, який полягає в тому, що великі зміни ціни активу провокують ще більші подальші зміни ціни [13].

ARIMA є продовженням класу моделей ARMA і може бути застосована до нестационарних часових рядів. Ця модель розроблялась для довгострокового прогнозування, проте ARIMA не позбавлена недоліків моделі ARMA у випадку кластеризації волатильності [12].

ESM – популярна модель згладжування, що використовує функцію експоненціального вікна для згладжування й аналізу даних часових рядів [12].

У моделях ARMA та ARIMA прогнозоване значення лінійно залежить від певної кількості попередніх значень. Модель ESM використовує зважену суму попередніх спостережень, таким чином новіші значення впливають на прогноз сильніше, ніж старіші.

Одним із суттєвих обмежень усіх статистичних моделей та методів аналізу фінансових ринків є те, що вони ґрунтуються на припущенні про збереження в майбутньому існуючих в даний час закономірностей. Проте це припущення частіше

виконується в короткостроковій перспективі, ніж в довгостроковій, тому статистичні моделі дають досить точні прогнози на найближче майбутнє, але втрачають надійність при збільшенні прогностичного періоду. З цієї ж причини статистичні моделі не можуть бути надійними при високій швидкості зміни тренду і не можуть передбачити поворотні точки (рис. 2).



Рисунок 2 – Фрагмент тренду з характерними поворотними точками

Слід зазначити, що трейдери, аналітики та дослідники фінансових ринків переважно зосереджені на щотижневих і щомісячних прогнозах. Таких гравців більше цікавить короткострокове прогнозування порівнюваних цін на акції, ніж довгострокове. Але поворотні точки, що фіксують раптові зміни періодів повільного зростання ціни активу з періодами її швидкого спаду, мають суттєвий вплив на усіх гравців ринку. Тому передбачення поворотних точок є частиною задачі прогнозування майбутніх змін та коливань на фінансових ринках.

Для розв'язання цієї задачі використовують методи розпізнавання образів і методи машинного навчання.

Методи розпізнавання образів спрямовані на виявлення відомих шаблонів діаграм в наборі історичних даних.

Perceptually Important Points (PIP) – «важливі для аналізу точки» – методи, що передбачають зменшення розмірів (кількості точок) часового ряду шляхом збереження і співставлення тільки важливих точок з шаблонними діаграмами.

У роботі [17] Марковська-Качмар і Джеджич впровадили неймережевий підхід до розв'язання задачі ідентифікації закономірності в даних. При цьому дослідники використовували метод PIP для зменшення розмірності часових рядів і використання лише важливих точок діаграми.

Проведені в [17] дослідження показали, що метод PIP добре справляється з виявленням закономірностей у скорочених наборах даних часових рядів.

У [12] описано торгову систему відповідності шаблону (Pattern Matching Trading System – PMTS), що розроблена на основі алгоритму динамічного викривлення часу (Dynamic Time Warping – DTW).

PMTS призначена торгувати ф'ючерсами на індекси на Корейському складеному індексі цін на акції (KOSPI 200). Використовуючи у якості вхідних даних дані ранішніх (з 9:00 до 12:00) торгів, PMTS використовує алгоритм DTW для узгодження з відомими шаблонами. На отриманих результатах системою будується основа торгової стратегії, яка буде реалізована на післяобідній сесії в той самий торговий день. Такий підхід забезпечує хорошу річну прибутковість і показує, що здебільшого моделі є більш прибутковими ближче до закриття торгового дня.

Графічний метод використовує піктографічне зображення графіка історичних даних для пошуку рівня його відповідності відомим шаблонним діаграмам. Цей метод детально описано в [15].

З розвитком моделей і методів навчання штучного інтелекту штучні нейронні мережі (ШНМ) стали домінуючим інструментом аналізу фінансового ринку, а такі статистичні моделі та методи, як дерево рішень і метод Байєса лягли в основу методів машинного навчання.

У [13] Хоссейн та ін. запропонували гібридну модель, яка використовує глибинне навчання і складається з двох ШНМ відомих архітектур:

- Long short-term memory (LSTM) – довга короткострокова пам'ять [19];
- Gated recurrent units (GRU) – вентильні рекурентні вузли [20].

Прогнозування із застосуванням цієї моделі передбачає:

- 1) передачу вхідних даних до LSTM для створення прогнозу першого шару;
- 2) передачу виводу шару LSTM до шару GRU для отримання остаточного прогнозу.

Автори навчили модель робити прогноз на основі даних часового ряду індексу S&P 500. Вибірка даних складалась з даних 1950 – 2016 рр. Середньоквадратична помилка передбачення цієї моделі досягла (MSE).0,00098, що краще за прогнози попередніх ШНМ.

У [14] Мейзі Лі, Янг Ксіан та ін. опублікували результати синтетичної оцінки різних алгоритмів машинного навчання, що ґрунтувалися на щоденних спостереженнях показників торгівлі акціями:

- з урахуванням транзакційної комісії;
- без урахування транзакційної комісії.

У цьому дослідженні використано 424 акції компонентів індексу S&P 500 (SPICS) і 185 акцій компонентів індексу CSI 300 (CSICS) періоду 2010 – 2017 рр.

Після порівняння традиційних алгоритмів машинного навчання з розширеними глибинними моделями ШНМ категорії глибинних нейронних мереж (Deep neural networks – DNN) з традиційними алгоритмами машинного навчання для подальших розробок були відібрані:

- метод опорних векторів (Support vector machine – SVM);
- наївний Байєс;
- дерево класифікації регресії (Classification and regression tree – CART).

Результати цих досліджень показали, що:

– у більшості показників спрямованої оцінки без урахування транзакційних комісій традиційно кращу результативність показують алгоритми машинного навчання;

– при врахуванні транзакційних комісій кращу продуктивність показують моделі DNN.

У дослідженнях Пауелла та ін. [20] проведені порівняння між моделями з учителем SVM і без учителя K-середніх (K-means). Ці моделі були перевірені на даних S&P 500 і результати досліджень показали, що SVM забезпечили точність 89,1%, а K-means – 85,6%.

Останнім часом через зростання впливу соціальних мереж на майже всі аспекти життя і діяльності людей багато уваги приділяється аналізу настроїв на основі даних Twitter або новин. Саме тому стрімкий розвиток демонструє ще один метод, який останнім часом використовується для аналізу фондового ринку за допомогою автоматичного аналізу текстів із таких джерел даних, як стрічки новин або твіти, що характерні для фондових ринків і публічних компаній. Цей метод називається сентиментальним аналізом.

В основу сентиментального аналізу покладено ідею врахування суспільних настроїв гравців фінансових ринків, оскільки настрої є великою частиною фондових ринків.

Суспільні настрої здатні спричинити короткострокові ринкові коливання, наслідком яких можуть бути розриви між фундаментальною вартістю та ціною акцій компанії. Хоча протягом тривалого періоду часу вага акцій коректується, оскільки основні принципи компанії в кінцевому підсумку призводять до зближення вартості та ринкової ціни її акцій, сентиментальний аналіз може дати уявлення про реакцію фондових ринків, що реагують на різні види новин у найближчій та середньостроковій перспективі.

У [16] Шумаєр і Чен визначили вплив останніх новин на ціни акцій у межах 20 хвилин після опублікування новини.

Похідна модель опорних векторів (SVM) була запропонована на основі трьох різних текстових

уявлень, а саме моделей: «торба слів»; іменних словосполучень; іменованих сутностей.

Дані новин збиралися та зберігалися в базі даних за допомогою трьох різних текстових представлень. Після отримання ціни закриття відповідних акцій за останні 60 хвилин, Шумаєр і Чен використали регресію вектора підтримки для передбачення ціни на наступні 20 хвилин з урахуванням аналізу ціни закриття та настроїв. Проведені експерименти показали, що описана в [16] модель значно перевершила модель простої лінійної регресії. Окрім того, автори цієї роботи стверджують, що метод іменних словосполучень виявився значно ефективнішим, ніж моделі «торби слів» і іменованих сутностей. Ще одна особливість сентиментального аналізу полягає в тому, що дані соціальних мереж можуть бути ненадійними, а фейкові новини публікуються в Інтернеті з кількох різних джерел, що суттєво ускладнює їх опрацювання.

Прийнятною альтернативою чи додатковими ресурсами для прогнозування стану компанії та розуміння тенденції зміни фундаментальної вартості компанії можуть бути квартальні (або річні) звіти, які подаються компаніями для прогнозування акцій за допомогою сентиментального аналізу за умови, що ці документи правильно інтерпретовані.

Висновки

Проведене дослідження показало, що для короткострокового прогнозування ціни акцій компанії на фондовому ринку найбільш перспективними є гібридні штучні нейронні мережі, які здатні враховувати суспільні настрої гравців ринку.

При цьому було з'ясовано що:

– метод Perceptually Important Points дає змогу ефективно виявляти важливі точки в часовому ряду, ігноруючи не суттєві аномалії.

– при розв'язанні задачі пошуку закономірностей у фінансових часових рядах найкраще застосовувати статистичні моделі комбінації з методами розпізнавання шаблонів чи машинного навчання;

– алгоритми машинного навчання з учителем, Long short-term memory, Gated recurrent units і моделі сентиментального аналізу коливань суспільних настроїв гравців фінансового ринку здатні до розв'язання задачі короткострокового прогнозування;

– при розробці моделі сентиментального аналізу необхідно звертати увагу на ймовірну неузгодженість даних із соціальних мереж і річних або квартальних звітів компаній, що надасть змогу прогнозувати розриви між фундаментальною вартістю та ціною акцій компанії.

Список літератури

1. Fundamental Analysis. URL: www.investopedia.com/terms/f/fundamentalanalysis.asp.
2. Adam Hayes, 2021 Technical Analysis. URL: www.investopedia.com/terms/t/technicalanalysis.asp
3. Adam Hayes, 2021. Dow Theory definition. URL: investopedia.com/terms/d/dowtheory.
4. Robert Kissell. (2020). Algorithmic Trading Methods Applications Using Advanced Statistics, Optimization, and Machine Learning Techniques P. 87.
5. The economist, 2019. The stock market is now run by computers, algorithms and passive managers. URL: www.economist.com/briefing/2019/10/05/the-stockmarket-is-now-run-by-computers-algorithms-and-passive-manager.
6. Adam Hayes, 2021 Introduction to Technical Analysis Price Patterns. URL: www.investopedia.com/articles/technical/112601.asp
7. Corry Mitchell, 2021. Und, erstanding Basic Candlestick Charts. URL: www.investopedia.com/trading/candlestick-charting-what-is-it.
8. Elbahloul, Karim, (2019). Stock Market Prediction Using Various Statistical Methods Volume I. 10.13140/RG.2.2.13235.17446.
9. Sun, Qizhou & Si, Yain Whar. (2020). An Efficient Segmentation Method: Perceptually Important Point with Binary Tree. 10.1007/978-3-030-59051-2_24.
10. Markowska-Kaczmar, Urszula, and Maciej Dziedzic, (2008). Discovery of Technical Analysis Patterns. Paper presented at the International Multiconference on Computer Science and Information Technology, IMCSIT 2008, Wisia, Poland, October 20–22.
11. Schumaker, Robert P., and Hsinchun Chen, (2009). Textual Analysis of Stock Market Prediction Using Breaking Financial News: The Azfin Text System. ACM Transactions on Information Systems (TOIS) 27: 12.
12. Adebisi, Ayodele & Adewumi, Aderemi & Ayo, Charles, (2014). Stock price prediction using the ARIMA model. Proceedings - UKSim-AMSS 16th International Conference on Computer Modelling and Simulation, UKSim 2014.
13. Cont, Rama. (2005). Volatility Clustering in Financial Markets: Empirical Facts and Agent-Based Models. Long Memory in Economics. 1. 10.2139/ssrn.1411462.
14. Kim, Sang, Hee Soo Lee, Hanjun Ko, Seung Hwan Jeong, Hyun Woo Byun, and Kyong Joo Oh, (2018). Pattern Matching Trading System Based on the Dynamic Time Warping Algorithm. Sustainability 10: 4641.
15. Hyun Sik Sim, Hae In Kim, Jae Joon Ahn, (2019). Is Deep Learning for Image Recognition Applicable to Stock Market Prediction? Complexity, vol. 2019, Article ID 4324878, 10 pages.
16. Hossain, Mohammad Asiful, Rezaul Karim, Ruppa K. Thulasiram, Neil D. B. Bruce, and Yang Wang, (2018). Hybrid Deep Learning Model for Stock Price Prediction. Paper presented at the 2018 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI), Bangalore, India, November 18–21.
17. Hochreiter, Sepp & Schmidhuber, Jürgen. (1997). Long Short-term Memory. Neural computation. 9. 1735-80. 10.1162/neco.1997.9.8.1735.
18. Prajitno, Yakobus & Setyohadi, Djoko & Dwiandiyanta, Bernadectus. (2021). Forecasting Stock Exchange Using Gated Recurrent Unit. 99-104. 10.1109/ICITech50181.2021.9590123.
19. Lv, Dongdong, Shuhan Yuan, Meizi Li, and Yang Xiang. 2019. An Empirical Study of Machine Learning Algorithms for Stock Daily Trading Strategy. Mathematical Problems in Engineering.
20. Powell, Nicole, Simon Y. Foo, and Mark Weatherspoon, (2008). Supervised and Unsupervised Methods for Stock Trend Forecasting. Paper presented at the 40th Southeastern Symposium on System Theory (SSST 2008), New Orleans, LA, USA, March 16–18.
21. Robert P. Schumaker, Hsinchun Chen, (2010). Discrete Stock Price Prediction Engine Based on Financial News.

Стаття надійшла до редколегії 17.11.2021

Ladyzhets Viktor

Postgraduate student Department of Information Technology Design and Applied Mathematics,
orcid.org/0000-0002-4326-7325

Kyiv National University of Construction and Architecture

Terenchuk Svitlana

PhD, Associate Professor Department of Information Technology Design and Applied Mathematics,
orcid.org/0000-0001-6527-4123

Kyiv National University of Construction and Architecture

MODELS AND METHODS OF TECHNICAL ANALYSIS OF FINANCIAL MARKETS

Abstract. This paper is devoted to the study of existing models and methods of analysis and prediction of financial markets. Basic information about fundamental and technical analysis of financial markets and their main assumptions is provided. The main tasks and problems that arise in the process of analysis and forecasting of financial markets are highlighted. The relevance of the topic is ensured by the fact of significant increase in the number of financial instruments in stock and other financial markets, as well as the rapid computerization of the trading process in these markets. Analysis of existing models and methods used to solve problems such as: analysis of the current market situation, search for patterns and anomalies in the financial time series and forecast the future price of the asset is provided. Authors mainly focus on statistical models and forecasting methods, pattern recognition methods, machine learning models and methods, sentimental analysis models and hybrid models. Study on the results of such models and methods as long short-term memory, gated recurrent units, support vector machine, perceptually important points is provided. In particular, given results of research of models that are used both independently and as components of a hybrid model for technical analysis of various financial markets. Namely, an overview of the achievements in the application of these models for short- and long-term forecasting in the United States stock market and Korean stock market. It has been found that hybrid artificial neural networks, which are able to take into account the public mood of market players, are the most promising for short-term forecasting of the company's stock price in the stock market. Based on the study, feasibility of using statistical models in combination with methods of pattern recognition or machine learning.

Keywords: *asset price; pattern recognition; patterns; technical analysis; time series; stock market*

Посилання на публікацію

- APA Ladyzhets, V. & Terenchuk S. (2021). Models and methods of technical analysis of financial markets. *Management of Development of Complex Systems*, 48, 47–52, dx.doi.org\10.32347/2412-9933.2021.48.47-52.
- ДСТУ Ладижець В. І., Теренчук С. А. Моделі та методи технічного аналізу фінансових ринків. *Управління розвитком складних систем*. Київ, 2021. № 48. С. 47 – 52, dx.doi.org\10.32347/2412-9933.2021.48.47-52.