

УДК 004.8

**МЕТОДИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ
ДЛЯ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ
В УМОВАХ ЗМІН НА ФОНДОВОМУ РИНКУ**

Должикова К.І.

e-mail: kira.dolzhykova@nure.ua

Науковий керівник – к.т.н., доц. Кудрявцева М.С.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. III
м. Харків, Україна

Financial time series are characterized by non-stationarity and frequent structural changes, which reduce the stability of predictive models. The research aims to compare static and adaptive methods for forecasting price direction. The static model trained on a fixed dataset and the adaptive model using a rolling retraining mechanism. An experimental evaluation is conducted on historical stock market data and analyzed using both classification and trading performance metrics. The study evaluates the robustness of models under dynamic market conditions and provides insights into the practical implementation of adaptive learning in algorithmic trading systems.

Сучасні фінансові ринки характеризуються значною волатильністю й структурними змінами. У сфері фінансового прогнозування дедалі активніше впроваджують алгоритми машинного навчання, які базуються на аналізі динаміки цін. Зазвичай такі алгоритми навчаються на історичних даних й демонструють стабільність за умов спокійного ринку. Однак в реальності ринок характеризується постійними коливаннями, зміною кореляцій між активами. Такі впливи знижують точність прогнозування статичних моделей з фіксованими параметрами, потребуючи алгоритмів, які зможуть адаптуватись до змін поведінки ринку. Аналіз ефективності роботи статичних методів із незмінними параметрами після навчання й адаптивних методів з регулярним повторним навчанням дозволяє оцінити їхню придатність для роботи в умовах реального нестабільного фондового ринку.

Метою даної роботи є дослідження ефективності статичних й адаптивних методів аналізу даних для прогнозування напрямку руху ціни фінансового інструменту в умовах фондового ринку.

Для дослідження використані історичні котирування фондового індексу S&P500 за 2018-2024 роки. Задача дослідження зведена до бінарної класифікації, де цільова зміна визначає напрямок руху ціни на даний період ринку: значення 1 відповідає зростанню ціни, а 0 – спаданню. В якості просторових ознак використовуються лагові значення, які демонструють відсоткові коливання ціни за попередні 5 днів. Такий підхід

спрямований на виявлення короткострокових патернів й потенційних змін напрямку ринку.

Статичний підхід для аналізу фінансових даних передбачає побудову алгоритму машинного навчання, який навчається на історичних даних один раз й далі працює без оновлень. Основна ідея цього підходу полягає в тому, що навчання на історичних даних буде достатньо для прогнозування. Він дозволяє виявити закономірності у часових рядах й побудувати моделі для прогнозування майбутніх змін. Перевагами є проста реалізації й невисокі обчислювальні витрати. Недолік – обмежена гнучкість при зміні ринкових умов.

У експериментальній реалізації модель одноразово навчається на основі алгоритму логістичної регресії й аналізує поведінку індексу S&P500. На етапі навчання алгоритм формує модель, спрямовану на дослідження статистичних й поведінкових характеристик, використовуючи лише історичні дані, після цього навчання моделі повністю завершено. Надалі алгоритм генерує патерни на основі правил, які він засвоїв на етапі навчання. Важливо зазначити, що алгоритм жодним чином не може адаптуватись до умов ринку, завжди залишаючись статичним.

Адаптивний підхід ґрунтується на припущенні, що ринкові умови знаходяться в постійному коливанні. Такий підхід передбачає періодичне оновлення для забезпечення точності й стабільності прогнозів й враховує явище «concept drift», яке характеризується раптовою або поступовою зміною статичних властивостей і взаємозв'язків між показниками. Для підтримки своєї ефективності модель повинна видаляти стару й неактуальну інформацію, а також вчасно адаптуватись до нових тенденцій, що виникають на ринку [1, 2].

На практиці адаптивний підхід реалізований за допомогою алгоритму «ковзного вікна» (sliding algorithm). Замість одного глобального навчання перед початком прогнозування, адаптивна модель проходить через серію локальних повторних навчань. Кожні 20 робочих днів ринку модель оновляється шляхом повного скидання своїх попередніх параметрів й повторно навчається. При цьому обсяг даних для аналізу обмежується останніми 252 робочими днями, що відповідає одному фінансовому року. Це дозволяє моделі враховувати актуальний стан ринкової ситуації.

Аналіз метрик, продемонстрований на рис. 1, показує, що обидві моделі мають близький рівень якості класифікації. Проте є незначні відмінності: адаптивна модель має трохи вищу точність, а також кращий показник ROC-AUC, що свідчить про кращу здатність моделі розрізняти напрямки руху ринку. Водночас статична модель має вищий F1-Score. Проте фінансові метрики демонструють значну перевагу адаптивного підходу: кумулятивна прибутковість становить 79% проти 25%,

а коефіцієнт Шарпа – 1.2420 проти 0.5829, що яскраво демонструє ефективність адаптивного підходу для фінансового прогнозування.

Візуалізація динаміки прибутковості підтверджує отримані дані. У період зростаючого тренду (до осені 2022 року) прогнози обох моделей збігались, проте під час переходу ринку у фазу падіння їхні результати суттєво розійшлись. Статична модель продовжувала використовувати правила для зростаючого тренду, що спричинило втрату капіталу, тоді як адаптивна модель ефективно відреагувала на зміну тренду, що дозволило їй правильно передбачити спад й зберегти прибутковість.

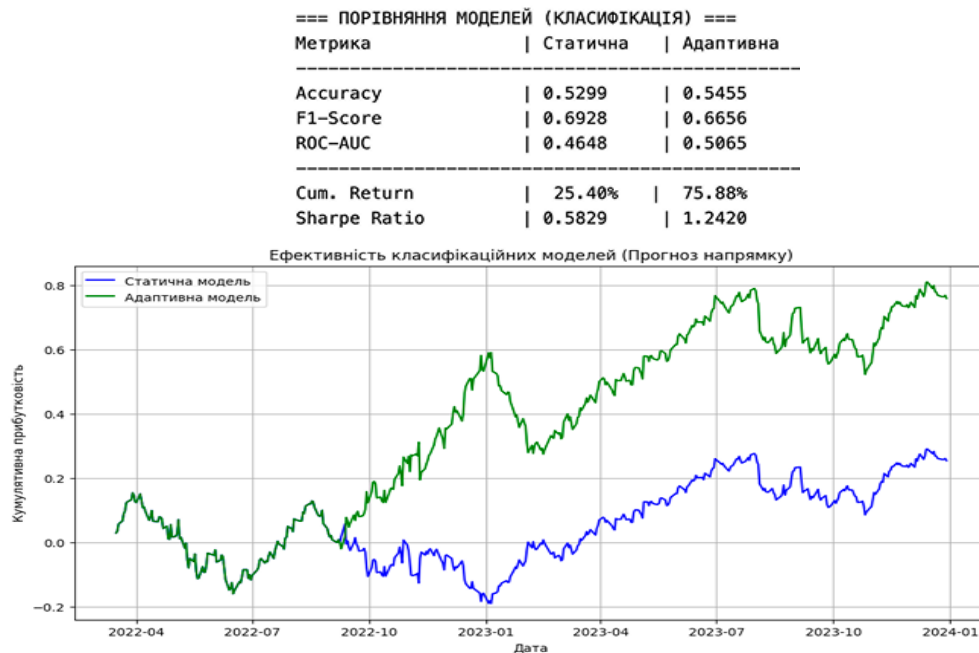


Рисунок 1 – Результати порівняння статичної й адаптивної моделі

Таким чином, експериментальне дослідження підтвердило гіпотезу щодо переваги адаптивних моделей у прогнозуванні фінансових ринків в порівнянні зі статичними підходами. Завдяки механізму регулярного повторного навчання, адаптивні моделі ефективно виявили структурні зміни ринкових режимів й корегували алгоритми прийняття рішень під час фінансових криз.

Список використаних джерел:

1. V. Filatov, O. Zolotukhin, and M. Kudryavtseva, “Intellectual data analysis in relational information and analytical systems,” *Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries*, no. 4, pp. 101–111, 2025, DOI: 10.30837/2522-9818.2025.4.101. (дата звернення: 02.03.2026).
2. TCDformer: A transformer framework for non-stationary time series forecasting based on trend / J. Wan et al. *Neural Networks*. 2024. P. 106196. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2024.106196>.