

С. Я. Бовчалюк, Я. А. Гайдай

Харківський національний технічний університет радіоелектроніки, Харків, Україна

АНАЛІЗ МЕТОДУ ОПОРНИХ ВЕКТОРІВ У ПОРІВНЯННІ З ТРАДИЦІЙНИМИ МЕТОДАМИ ПЕРЕДБАЧЕННЯ РИНКОВИХ РУХІВ

Анотація. **Актуальність.** Розробка та налаштування універсального алгоритму прийняття ринкових рішень є першочерговою задачею експертів та інвесторів фондових ринків з усього світу. Сучасні технології пропонують актуальні рішення з використанням нейронних мереж та штучного інтелекту. Однак існуючі рішення підходять лише для обмеженого використання та потребують великих об'ємів навчальних даних. **Метою даної роботи** є аналіз можливості застосування методу опорних векторів для прийняття ринкових рішень, у порівнянні з традиційними стратегіями та методами аналізу ринкових рухів. **Об'єктом дослідження** є процес прийняття ринкових рішень та використання нейронних мереж. **Предметом дослідження** є метод опорних векторів. **Результати.** У роботі було проаналізовано метод опорних векторів на ринкових моделях за різних підходів і модифікацій та запропоновано шляхи підвищення ефективності прийняття рішень. **Висновок.** Метод опорних векторів продемонстрував більшу ефективність та надійність за класичні методи аналізу ринку, на моделях з великою волатильністю. Даний алгоритм показує позитивні результати на кризових та нестабільних моделях ринку, що робить його використання оптимальним для збереження капіталу.

Ключові слова: фондові ринки, нейронні мережі, генетичний алгоритм, економіка, штучний інтелект, система підтримки ринкових рішень.

Вступ

Антиципація рухів на фондовому ринку становить значний виклик для експертів через його критичне значення. Щодня тисячі осіб у всьому світі займаються інвестуванням на фондовому ринку. Прогнозування точних патернів і цін на акції стає складним завданням у сфері фондових спекуляцій. Ці патерни безпосередньо або опосередковано залежать від різних факторів, таких як новини, громадський настрій, політичні події тощо. Тому використання лише історичних даних для прогнозування цін на акції є вже недостатнім. Незважаючи на складність прогнозування цін на акції, вирішення цієї задачі залишається важливим для автоматизації прийняття обґрунтованих рішень, мінімізації спекулятивних ризиків і максимізації прибутків з мінімальним капіталовкладенням. Протягом років було розроблено безліч традиційних прогностичних моделей [1, 7, 8], таких як індикатор MACD (Moving Average Convergence Divergence), авторегресійне інтегроване ковзне середнє (ARIMA), індекс відносної сили (RSI), тощо. Однак у останні десятиліття дослідники все більше зосереджуються на підходах машинного навчання, таких як штучні нейронні мережі та мережі зворотного поширення. Прогнозування лінійних часових рядів досить просте порівняно з нелінійними часовими рядами.

Серед різних підходів машинного навчання метод опорних векторів [3, 9] (SVM) виділяється своєю здатністю роботи з обома видами часових рядів, а також до надання більш точних результатів, особливо у роботі з нелінійними часовими рядами. Хоча SVM використовується переважно для класифікації об'єктів, розпізнавання структур та регресійного аналізу, його основним принципом є мінімізація структурного ризику, на відміну від інших підходів машинного навчання, що базуються на принципі емпіричної мінімізації ризику. SVM зменшує помилки класифікації на основі раніше отриманих даних та оцінює функцію

зменшення верхньої межі узагальнення. Шляхом ідентифікації оптимальних розташувань з мінімальними тренувальними наборами на основі геометричних властивостей простору ознак алгоритм демонструє високий рівень узагальнення. Навпроти, традиційні методи та інші підходи машинного навчання часто потребують великої кількості тренувальних даних для оцінки вхідних патернів, що робить узагальнення результатів важким через їх схильність до перенавчання [10]. Дана стаття демонструє аналіз роботи та переваг методу опорних векторів стосовно інших підходів машинного навчання.

Метою цієї роботи є аналіз методу опорних векторів у порівнянні з традиційними стратегіями прийняття ринкових рішень.

Основна частина

У дослідженні, проведеному Шомом Прасад Дасом і Сударсаном Падхі [2], для побудови прогностичної моделі використовувалися два підходи машинного навчання: метод опорних векторів SVM (рис. 1) та нейронні мережі зі зворотним поширенням помилки BPNN (рис. 2).

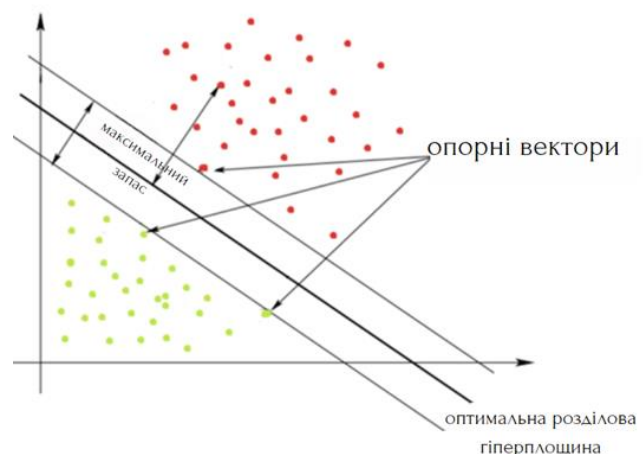


Рис. 1. Схема роботи методу опорних векторів

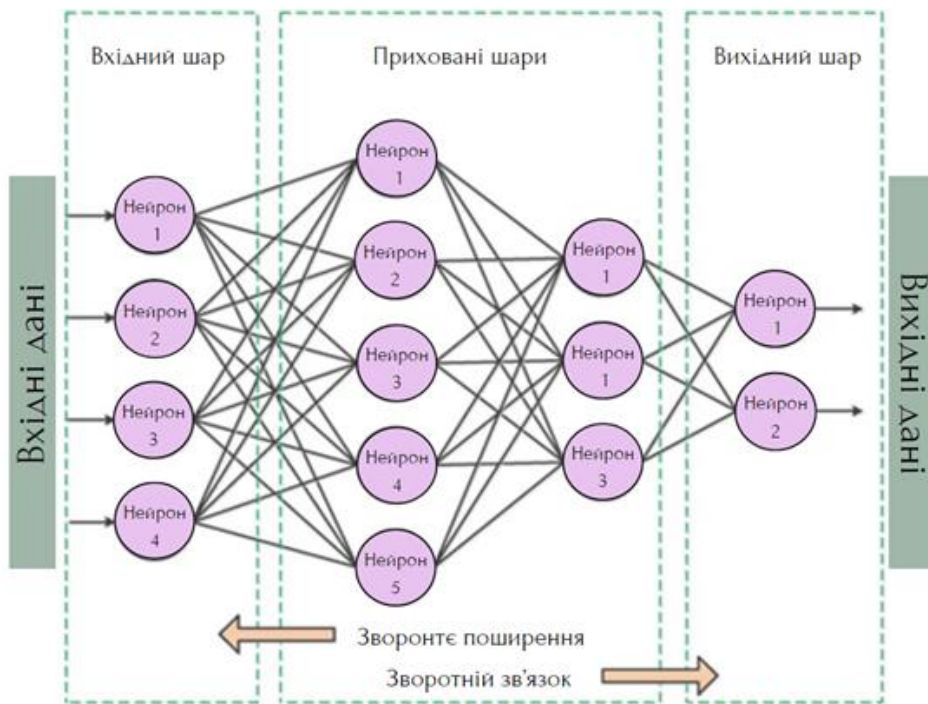


Рис. 2. Схема роботи нейронної мережі зі зворотним поширенням помилки

Набір даних складався з вибірки щоденних цін відкриття та закриття, максимальних та мінімальних цін, а також обсягу та вартості угод більш ніж за сім років.

Вхідні значення визначалися на основі чотирьох значень RDP (відносна відсоткова різниця) у п'ятиденному проміжку. Експоненційна середня рухома змінна використовувалася для збереження інформації про фактичну ціну закриття, оскільки застосування відносної відсоткової різниці може призвести до втрати цінної інформації. Було визначено, що прогностична ефективність нейронних мереж покращується, коли застосування згладжування переходить у залежну змінну. Тому за допомогою триденної експоненційної середньої рухоми змінної було надано вихідне значення відносній відсотковій різниці.

Для нормалізації значень даних також використовувалось масштабування, щоб розмістити їх у діапазоні від -0.9 до 0.9, охоплюючи як позитивні, так і негативні значення. Якість прогнозу оцінювалася з використанням статистичних показників, таких як нормалізована середньоквадратична помилка (NMSE), спрямована симетрія (DS) та середня абсолютна помилка (MAE). MAE та NMSE кількісно визначають відхилення між фактичними та прогнозованими значеннями. Після навчання було виявлено, що SVM перевершує BPNN за різними показниками.

У своєму дослідженні Каратанасопулос та співавтори [4] представили еволюційний метод опорних векторів ESVM [5], як модель для прогнозування поведінки акцій. ESVM поєднує в собі метод опорних векторів (SVM) та генетичні алгоритми (GA). В той час як SVM зазвичай використовуються для аналізу даних та розпізнавання патернів у завданнях класифікації, генетичний алгоритм викори-

стовується в цій моделі для оптимізації параметрів SVM та вибору найбільш значущих ознак. Модель пропонується з метою уникнення перенавчання, застосовуючи генетичний алгоритм для модифікації властивостей моделі SVM та вибору оптимальних вхідних даних для досягнення найвищої статистичної та торговельної ефективності. Ефективність такого підходу обумовлена здатністю працювати у високовимірних просторах, покращеними можливостями інтеграції та здатністю виявляти прибуткові торговельні стратегії. Порівняльний аналіз з п'ятьма традиційними методами продемонстрував високі результати як з точки зору торговельних, так і статистичних показників. Зокрема, ESVM проявив вражаючу торговельну ефективність у відсотковому вираженні річних доходів, завдяки здатності спростувати класифікатори SVM і при цьому забезпечувати високу торговельну ефективність як у тестовому середовищі, так і на реальному наборі даних.

Росілло Гінер та Де Ла Фуенте [6] досліджували використання відносного індексу сили (RSI) та значення збігу і розходження середнього руху (MACD) як входів для SVM, при цьому RSI був налаштований для акцій великого капіталу, а MACD - для акцій малого капіталу. Класифікатор SVM був обраний для кількісного прийняття рішень через його перевагу перед іншими підходами машинного навчання в допомозі інвесторам. Тестування проводилося протягом періодів у 200, 250, 300 та 500 днів, з яких період тривалістю 250 днів показав оптимальні результати. Тому дані за 250 днів були обрані як тренувальні дані, при цьому значення на 5 днів вперед враховувалися при прийнятті рішень щодо торгівлі акціями. Спочатку SVM категоризує вхідні дані, а потім ділить їх на два класи для купівлі та продажу. В якості ядра для SVM була використана функція важкої радіальної базисної (HTRBF).

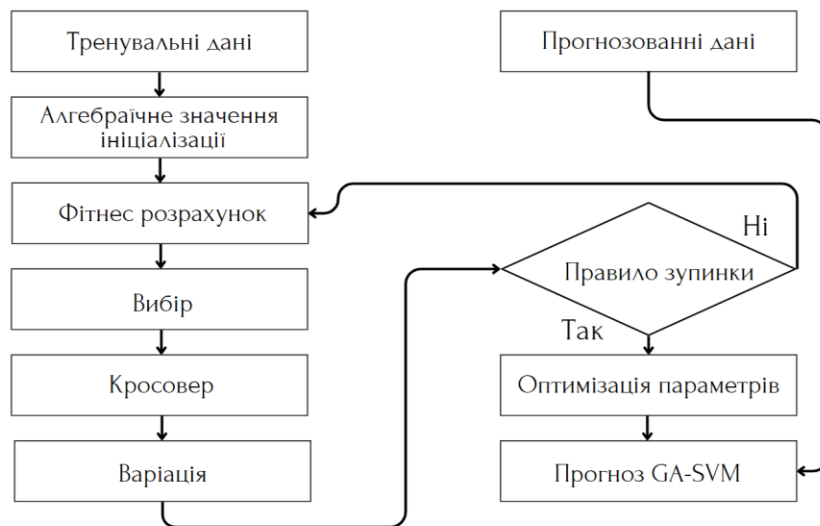


Рис. 3. Схема роботи еволюційного методу опорних векторів

Представлені результати у табл. 1 і 2 демонструють порівняльні значення отримані під час симуляцій на бичачому і ведмежому ринках, а результати табл. 3 і 4, показують значення отримані під час симуляцій на моделі з високою і низькою волатильністю відповідно.

У таблицях порівнюються метод опорних векторів (SVM) з методом купівлі і утримання (ВН) та зі наївною стратегією (N). Метод купівлі і утримання полягає у придбанні інвестицій і зберіганні їх протягом заданого часу, у цьому дослідженні мінімальний період утримання склав 5 днів.

Таблиця 1 – Результат симуляції на бичачому ринку

	SVM	ВН	N
Симуляція_1	337.0	800.1	-425.5
Симуляція_2	-303.3	1147.3	-592.5
Симуляція_3	148.8	377.1	-193.8
Середнє значення	60.8	774.8	-403.9

Таблиця 2 – Результат симуляції на ведмежому ринку

	SVM	ВН	N
Симуляція_1	153.1	-17.0	-425.5
Симуляція_2	104.8	-389.9	-592.5
Симуляція_3	-9.0	377.1	-193.8
Середнє значення	83.0	-216.1	-187.6

Таблиця 3 – Результат симуляції з високою волатильністю

	SVM	ВН	N
Симуляція_1	-284.8	655.8	297.0
Симуляція_2	2599.4	22.8	789.5
Симуляція_3	-288.9	-755.5	-458.1
Середнє значення	867.8	-25.6	209.5

Таблиця 4 – Результат симуляції з низькою волатильністю

	SVM	ВН	N
Симуляція_1	145.2	-43.9	-84.4
Симуляція_2	9.1	-181.8	-3.8
Симуляція_3	-111.8	143.1	33.8
Середнє значення	14.2	-27.5	-18.2

Наївна стратегія в свою чергу приймає зміни за останній ринковий період, як основу для подальшого прогнозування. Результати представлені у вигляді умовних одиниць, які демонструють продуктивність прийнятих ринкових рішень, та не мають валютного еквіваленту.

Порівняльний аналіз з базовими стратегіями торгівлі показав, що метод опорних векторів демонструє кращий результат на моделях ринку як з високою волатильністю, так і низькою. Також, застосування методу опорних векторів на моделі ведмежого ринку продемонструвало єдиний позитивний результат серед інших стратегій, що є безумовною перевагою даного алгоритму. Однак, на бичачому ринку стратегія купівлі і утримання показала найкращий результат, що є закономірною ситуацією, з урахуванням специфікації та призначення цього методу аналізу ринку. Під час дослідження метод опорних векторів продемонстрував загальну позитивну продуктивність на кожній ринковій моделі. Було доведено перевагу SVM та його здатність знизити максимальні збитки і річне стандартне відхилення.

Метод опорних векторів має високу ефективність у порівнянні зі стандартними стратегіями прийняття ринкових рішень. Використання цього методу рекомендовано на ринках з високою волатильністю та ринках зі спадаючим трендом. Використання SVM є найкращим вибором стратегії під час фінансової нестабільності та може зберегти інвестиції під час тривалих ведмежих трендів, або навіть зафіксувати прибутки під час кризових ситуацій. Однак метод не

є достатньо чутливим до маленьких цінових змін, що робить його не рекомендованим до використання на ринках з низькою волатильністю. Для покращення роботи алгоритму рекомендується використовувати індикатор тренду, як одне із значень вхідних даних, для вчасного визначення переходу ринку у стан високої або низької волатильності.

Об'єднання методу опорних векторів з експертною системою оцінки предметної області, гарантовано знизить ризики втрати капіталу під час ринкових операцій [11]. У ролі експертної системи можуть виступати уже існуючі рішення, такі як Neural Forex Network, Algo Trader тощо. Більшість таких систем також базується на роботі штучного інтелекту. Поєднання підвищить надійність алгоритму шляхом надання вхідних значень відповідних до специфічної предметної області. Серед цих значень можуть бути такі, що впливають на волатильність ринку, наприклад політичні події, економічні фактори, рішення центрального банку тощо. Алгоритм може використовувати ці дані для прийняття більш обґрунтованих рішень та оптимізації торговельних стратегій, що в свою чергу покращить ефективність прогнозування.

Для підвищення ефективності навчання нейронної моделі рекомендовано використовувати віднос-

ний індекс сили та значення збігу і розходження на входах для SVM. Також продуктивність нейронної мережі можливо підвищити використовуючи залежну змінну для згладжування, наприклад експоненційну рухому змінну.

Висновки

Валютні ринки відіграють важливу роль у сфері бізнесу, тому прогнозування рухів валютного ринку є складним завданням для розробників. Існує кілька традиційних моделей для передбачення, проте вони часто не досягають точності і вимагають значної кількості даних. У порівнянні з традиційними моделями та іншими підходами машинного навчання метод опорних векторів показує кращі результати при меншій кількості даних. SVM виявляється ефективним як у лінійних, так і у нелінійних сценаріях даних. Крім того, еволюційний метод опорних векторів, як гібридний підхід, проявляє найкращу ефективність з урахуванням річних доходів. У висновку це дослідження стверджує, що підхід SVM є оптимальною стратегією для прогнозування тенденцій на валютному ринку у порівнянні з традиційними моделями та іншими підходами машинного навчання.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Iacomin, R. (2015), "Stock market prediction", 2015 19th International Conference on System Theory, Control, and Computing
2. Prasad Das (2012). Support Vector Machines at Prediction of Futures Costs in Indian Stock Market. International Journal of Computer Applications.
3. F.E.H. Tay *et al.* "Application of support vector machines in financial time series forecasting", Omega (2001)
4. Karathanasopoulos (2016). "Stock market anticipation utilizing evolutionary support vector machines: an application of the ASE20 index", The European Journal of Finance
5. Yaloveha V., Podorozhniak A., Kuchuk H. Convolutional neural network hyperparameter optimization applied to land cover classification. *Radioelectronic and computer systems*. 2022. No. 1. С. 115–128. DOI: <https://doi.org/10.32620/reks.2022.1.09>
6. Rosillo (2014), "Stock market simulation utilizing support vector machines. Journal of Forecasting"
7. M.T. Leung *et al.* "Forecasting stock indices a comparison of classification and level estimation models", International Journal of Forecasting (2000)
8. Y.S. Abu-Mostafa *et al.* "Introduction to financial forecasting", *Applied Intelligence* (1996)
9. Studies, E. (2000). A Stock Market Prediction Method Based on Support Vector Machines and Independent Component Analysis
10. Yetis, Y., Kaplan, H., & Jamshidi, M. (2014), "Stock market prediction by using the artificial neural network", 2014 World Automation Congress
11. Ichinose, K., & Shimada, K. (2016), "Stock market prediction from news on the web and a new evaluation approach in trading. Proceedings" 2016 5th IIAI International Congress on Advanced Applied Informatics

Received (Надійшла) 16.03.2024

Accepted for publication (Прийнята до друку) 05.06.2024

Analysis of the support vector machine algorithm in comparison to traditional market movements prediction methods

Stanislav Bovchaliuk, Yaroslav Haidai

Abstract. Topicality. The development and adjustment of a universal algorithm for making market decisions is the primary task of experts and investors of stock markets around the world. Modern technologies offer relevant solutions using neural networks and artificial intelligence. However, existing solutions are only suitable for limited use and require large amounts of training data. **The goal of this work** is analysis of the support vector machine performance on market decisions adjustment, and its comparison with traditional strategies and methods of analysis of market movements. **The object of research** is the process of making market decisions based on the neural networks. **The subject of research** is the support vector machine algorithm. **Results.** In this paper, was analyzed the support vector machine algorithm on market models for various approaches and modifications, also were offered ways to improve the efficiency of the decisions made. **Conclusions.** The support vector machine has demonstrated greater efficiency and reliability than classical methods of analysis, on models with high market volatility. This algorithm shows positive results in crisis and unstable market models, its use is optimal for capital preservation.

Keywords: stock markets, neural networks, genetic algorithm, economy, artificial intelligence, market decisions support system.