

© Сергієнко А.В.¹, Башкісер В.Р.², Сущевський Д.В.³, Панферова Я.В.⁴**ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ РИНКІВ
ЗА ДОПОМОГОЮ АЛГОРИТМУ ВИПАДКОВОГО ЛІСУ**

В статті наведено матеріал стосовно аналізу фінансового ринку за допомогою алгоритму випадкового лісу. Розглянуто загальну проблему прогнозування фінансових ринків та роль сучасних технологій для точних прогнозів та автоматизації торгових стратегій. Проведений огляд існуючих моделей прогнозування та можливість їх застосування для фінансових ринків. Проаналізовані останні дослідження та публікації, на основі яких розроблено програму для проведення дослідження. Створена програма має модульну структуру та представляє собою бібліотеку, що може бути використана для подальшого дослідження. Була побудована та натренована нейрона мережа, яка за допомогою алгоритму випадкового лісу може робити аналіз за певний період та надавати прогнозування. В рамках дослідження були використані відкриті дані та проведений аналіз компанії Apple. В ході експериментів зроблені аналіз точності моделі під впливом гіперпараметрів, аналіз роботи моделі на різних ринкових умовах, порівняння з іншими методами прогнозування та аналіз впливу обсягу даних на точність моделі. Для прогнозування ринку було побудовано декілька математичних моделей нейронної мережі. Після чого вони були натреновані на обраних датасетах. Для тренування було взято інформацію за великий проміжок часу, дані за квартали, щоденний прибуток, прибуток за рік. Програмне забезпечення було написано на мові Python, використовувались ряд бібліотек, а саме *yfinance*, *Sklearn-Scikit-learn*, *Matplotlib.pyplot*, *Pandas*. В експериментальних дослідженнях було проведено порівняння результатів різних підходів до аналізу. Були порівняні моделі з використанням методу випадкового лісу та моделі лінійної регресії, що доводять доцільність використання методу випадкового лісу для такого роду задач. За допомогою графіків продемонстровані метрики та виведені середньоквадратичні помилки. Для визначення адекватності роботи розробленої нейронної мережі було проведено тестування на визначення помилок при порівнянні з іншими ринками.

Ключові слова: машинне навчання, Python, Randomforestregressor, Scikit-Learn, навчаюча вибірка, середньоквадратична помилка.

A.V. Serhienko, V.R. Bashkiser, D.V. Sushchewsky, Ya.V. Panferova. Forecasting financial markets using the random forest algorithm. The article provides material on the analysis of the financial market using the random forest algorithm. The general problem of forecasting financial markets and the role of modern technologies for accurate forecasts and automation of trading strategies are considered. An overview of existing forecasting models and the possibility of their application for financial markets was conducted. The latest studies and publications were analyzed, on the basis of which a research program was developed. The created program has a modular structure and represents a library that can be used for further research. A neural network was built and trained, which, using a random forest algorithm, can perform analysis over a certain period and provide

¹ канд. техн. наук, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, ORCID: 0000-0003-1328-2572, sergienko_a_v@pstu.edu

² магістрант, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, vitalikbashkiser@gmail.com

³ канд. техн. наук, доцент, НТУ «Дніпровська політехніка», м. Дніпро, ORCID: 0000-0001-9004-2690, sushchewskyi.d.v@nmu.one

⁴ асистент, НТУ «Дніпровська політехніка», м. Дніпро, ORCID: 0000-0001-6318-1417, panferova.ya.v@nmu.one

predictions. As part of the research, open data and an analysis of the Apple company were used. During the experiments, an analysis of the accuracy of the model under the influence of hyperparameters, an analysis of the model's operation under different market conditions, a comparison with other forecasting methods, and an analysis of the impact of the amount of data on the accuracy of the model were made. Several neural network mathematical models were built for market forecasting. After that, they were trained on the selected datasets. For training, information was taken for a long period of time, data for quarters, daily profit, profit for a year. The software was written in Python, a number of libraries were used, namely yfinance, Sklearn-Scikit-learn, Matplotlib.pyplot, Pandas. Experimental studies compared the results of different approaches to analysis. Models using the random forest method and the linear regression model were compared, proving the feasibility of using the random die method for this type of problem. With the help of graphs, the metrics are demonstrated and the root mean square errors are derived. To determine the adequacy of the work of the developed neural network, testing was conducted to identify errors when compared with other markets.

Keywords: machine learning, Python, Randomforestregressor, Scikit-Learn, training sample, mean square error.

Постановка проблеми. Фінансові ринки є важливою частиною економіки, яка впливає на інвестиційні стратегії, попит і пропозицію, а також вартість капіталу. Точне прогнозування в цій сфері життєво важливе для інвесторів, компаній і державних органів.

Фінансовий ринок – це місце, де фінансові цінні папери купуються та продаються як на національному, так і на глобальному рівнях, і трейдери працюють, щоб отримати прибуток, одночасно керуючи своїми ризиками. Глибоке розуміння всіх аспектів фінансового ринку є важливим для трейдерів, навіть тих, хто спеціалізується на певних сегментах, оскільки вони можуть взаємно впливати один на одного.

Сучасний фінансовий ринок створює величезний потік даних, включаючи інформацію про ціни, обсяги торгів, фінансові новини та інші важливі дані. Волатильність – це фінансовий спеціаліст, що змінюється щодня [1]. Тому розширені алгоритми машинного навчання, такі як випадковий ліс, необхідні для аналізу та прогнозування ринкових тенденцій і моделей. Великі дані відіграють важливу роль у фінансовій індустрії, і високочастотна торгівля вимагає негайної реакції та адаптації до мінливих ситуацій. Успішна торгівля вимагає правильного поєднання інтуїції та обчислень [2].

Фінансові ринки є складними та непередбачуваними через зовнішні фактори, такі як макроекономічні події, політичні рішення та геополітична нестабільність. Традиційні методи аналізу не завжди ефективні для прогнозування поведінки ринку, яка характеризується значною динамікою та випадковістю. Таким чином, алгоритми машинного навчання, такі як випадковий ліс, стали потужними інструментами для виявлення шаблонів у даних і підвищення точності прогнозування.

Розвиток обчислювальної потужності та алгоритмів машинного навчання дозволив точніше аналізувати ринкові тенденції та ідентифікувати закономірності. Тепер фінансові аналітики мають інструменти для ефективної обробки великих обсягів даних. Надзвичайно актуальною стала важливість аналізу динаміки цін, обсягів торгів, фінансових новин. Автоматизація та роботизація торгівлі з використанням цих алгоритмів дозволяє трейдерам швидше реагувати на зміни на ринку та приймати зважені рішення.

Методи точного прогнозування стають критично важливими для економічного успіху компаній та інвесторів, допомагаючи їм приймати обґрунтовані рішення щодо інвестицій та управління ризиками. Вони надають засоби для кращого управління портфелями та ефективного реагування на зміни в реальному часі. Розвиток прогнозування фінансового ринку з використанням алгоритмів машинного навчання, таких як випадковий ліс, має значні практичні та теоретичні наслідки. Це дозволяє ефективніше використовувати ресурси та керувати ризиками, що, у свою чергу, сприяє загальному економічному та фінансовому добробуту.

Роль технологій в аналізі фінансового ринку надзвичайно важлива. Сучасні програмні рішення дозволяють автоматизувати процес збору, аналізу та візуалізації фінансових даних.

Інтерактивні інформаційні панелі та графічні зображення динаміки цін дозволяють трейдерам та інвесторам легко відстежувати ключові параметри.

Розвиток інформаційних технологій сприяє появі нових джерел даних. Для аналізу громадської думки та настроїв інвесторів активно використовуються соціальні мережі, блоги та форуми. Штучний інтелект і аналіз природної мови (NLP) використовуються для автоматичного аналізу текстової інформації та виділення ключових сигналів.

Важливо зазначити, що ці технологічні засоби та методи не замінюють аналітичного розуму та досвіду спеціаліста. Технології служать інструментами для підтримки прийняття рішень і дають можливість швидко реагувати на зміни на ринку.

У високочастотному світі фінансів, де на рахунок кожна мілісекунда, швидкість обробки та аналізу даних є критично важливим фактором успіху. Інфраструктура та програмне забезпечення, що дозволяють працювати з великими обсягами даних у режимі реального часу, є ключовими складовими сучасного аналізу фінансового ринку.

Практичне застосування досліджень на основі алгоритму випадкового лісу включає покращення прийняття рішень на фінансових ринках, управління ризиками, оптимізацію. Дослідження «Дослідження впливу алгоритму випадкового лісу на точність прогнозування фінансових ринків» має багато практичних застосувань. Це оптимізація портфеля, управління ризиками, алгоритмічна торгівля, прийняття інвестиційних рішень, аналіз новин і настроїв, а також розробка фінансових продуктів.

Інвестори та менеджери портфельів можуть використовувати прогнози на основі алгоритму випадкового лісу, щоб оптимізувати свої портфелі, вибираючи активи, які мають найкращі перспективи зростання та диверсифікують ризик.

Прогнози фінансового ринку на основі алгоритму випадкового лісу можуть допомогти фінансовим установам і компаніям ефективніше керувати фінансовими ризиками. Це включає оцінку кредитоспроможності клієнтів, визначення ринкових ризиків і створення стратегій управління ризиками.

Алготрейдери можуть використовувати прогнози, створені за допомогою алгоритму випадкового лісу, для автоматизації торгових стратегій. Це дозволяє їм швидко реагувати на зміни на ринку та приймати рішення на основі даних.

Інвестори приватного капіталу та окремі трейдери можуть використовувати прогнози для прийняття рішень щодо купівлі та продажу активів. Це може допомогти їм вибрати найкращий час для інвестування та управління своїми інвестиційними портфелями.

Прогнози, засновані на алгоритмі випадкового лісу, також можна використовувати для аналізу новин, соціальних мереж та інших текстових даних, щоб визначити настрої інвесторів і громадську думку. Це може допомогти зрозуміти, як новини та події впливають на ринок.

Фінансові установи можуть використовувати результати досліджень для розробки нових фінансових продуктів і послуг, які відповідають потребам клієнтів та інвесторів.

Практичне застосування досліджень на основі алгоритму випадкового лісу включає вдосконалення процесу прийняття рішень на фінансових ринках, управління ризиками, оптимізацію інвестиційних портфельів і розробку нових фінансових продуктів. Ці програми можуть сприяти збільшенню прибутків і кращому управлінню інвестиціями, створенню інвестиційних портфельів і розробці нових фінансових продуктів, можуть призвести до збільшення прибутку та кращого управління інвестиціями.

Метою даної роботи є дослідження алгоритму випадкового лісу для підвищення точності прогнозування фінансових ринків, покращення процесу прийняття рішень на фінансовому ринку та управління інвестиціями шляхом підвищення розуміння того, як алгоритм випадкового лісу можна використовувати у фінансовій аналітиці, а також пов'язаних з ним переваг і обмежень. Дослідження спрямоване на створення практично застосовних моделей прогнозування для фінансових ринків з використанням алгоритму Random Forest і надання рекомендацій на основі цих прогнозів для покращення фінансових рішень.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Випадковий ліс є потужним алгоритмом у сфері машинного навчання, який використовується для класифікації та регресії. В контексті аналізу фінансових ринків, він може бути використаний для передбачення цінових та ринкових тенденцій на основі історичних даних. В [3] використано бібліотеку scikit-learn для створення та навчання моделі випадкового лісу. Параметр `n_estimators` вказує кількість дерев у лісі, а `random_state`

гарантує відтворюваність результатів. Scikit-Learn, Keras і TensorFlow надають зручні та потужні засоби для побудови інтелектуальних систем в рамках практичного машинного навчання.

Ефективне управління ризиками має вирішальне значення в практичному застосуванні дослідження «Дослідження впливу алгоритму випадкового лісу на точність прогнозування фінансових ринків». Це дослідження підкреслює, як алгоритм випадкового лісу можна використовувати для управління фінансовими ризиками.

Алгоритм випадкового лісу може допомогти оцінити ринкові ризики такі, як коливання цін на активи, зміни процентних ставок і геополітичні події, як це показано в [3]. Аналізуючи та прогнозуючи такі ризики, фінансові установи та інвестори можуть розробляти стратегії управління портфелем, які враховують потенційні ризики.

Інвестори можуть використовувати прогнози, засновані на алгоритмі випадкового лісу, щоб визначити ризикованість своїх інвестицій. Наприклад, модель може передбачити ймовірність збитків від конкретної інвестиції, що допомагає інвесторам приймати рішення про те, наскільки ризикує їхній портфель.

На основі передбачень, створених за допомогою алгоритму випадкового лісу, фінансові установи можуть розробляти стратегії управління ризиками. Це може включати визначення оптимального поєднання активів у портфелі, використання лімітів стоп-лосс для обмеження збитків і розробку стратегій хеджування для зменшення ризику

Алгоритм випадкового лісу можна використовувати для моніторингу поточних ринкових умов і швидкого визначення потенційних ризиків. Це дозволяє фінансовим установам та інвесторам швидко реагувати на зміни на ринку.

Крім того, алгоритм Random Forest можна використовувати для аналізу сценаріїв, що дозволяє моделювати різні сценарії ринкових умов і оцінювати їх вплив на портфель або інвестиції. Це допомагає зрозуміти, які ризики можуть виникнути в різних сценаріях.

Алгоритм випадкового лісу є потужним інструментом для створення моделей прогнозування та стратегій управління ризиками. Це може допомогти фінансовим установам та інвесторам мінімізувати збитки та досягти більш стійкого фінансового успіху в умовах високої волатильності та складних ринкових умов.

Виклад основного матеріалу. Для дослідження параметрів алгоритму випадкового лісу для прогнозування фінансових ринків була розроблена програма, що складається з модулів, які відповідають наступним вимогам:

- 1) надають можливість налагодження та зміни реалізації генетичних операторів для оперативного налаштування їх під конкретні особливості фінансових ринків;
- 2) дозволяють працювати з різними типами представлення особин, такими як цілі числа, числа з плаваючою комою та бінарні дані, що забезпечує використання алгоритму для різних класів фінансових даних;
- 3) надають можливість змінювати основні параметри генетичного алгоритму, такі як частота схрещування, частота мутацій та кількість особин у популяції для отримання оптимальних результатів;
- 4) організовані як бібліотека для подальших досліджень.

Модель взаємодії та обміну даними між об'єктами в рамках процесу прогнозування ринкових трендів наведена на рис. 1.

Для оцінки впливу гіперпараметрів на точність моделі випадкового лісу під час прогнозування фінансових ринків проведено серію експериментів. Для навчання моделі були використані різні значення гіперпараметрів, такі як кількість дерев (`n_estimators`) та глибина дерев (`max_depth`).

Серія експериментів включала в себе навчання моделі випадкового лісу на даних фінансових ринків з різними комбінаціями значень гіперпараметрів. Для кожної комбінації значень параметрів було оцінено точність моделі.

Графіки та таблиці дозволяють наочно оцінити вплив зміни гіперпараметрів на точність моделі випадкового лісу під час прогнозування фінансових ринків. Значення гіперпараметрів для моделі аналізувались наступні:

- `n_estimators`: від 50 до 200 з кроком 10.
- `max_depth`: від 5 до 20 з кроком 5.

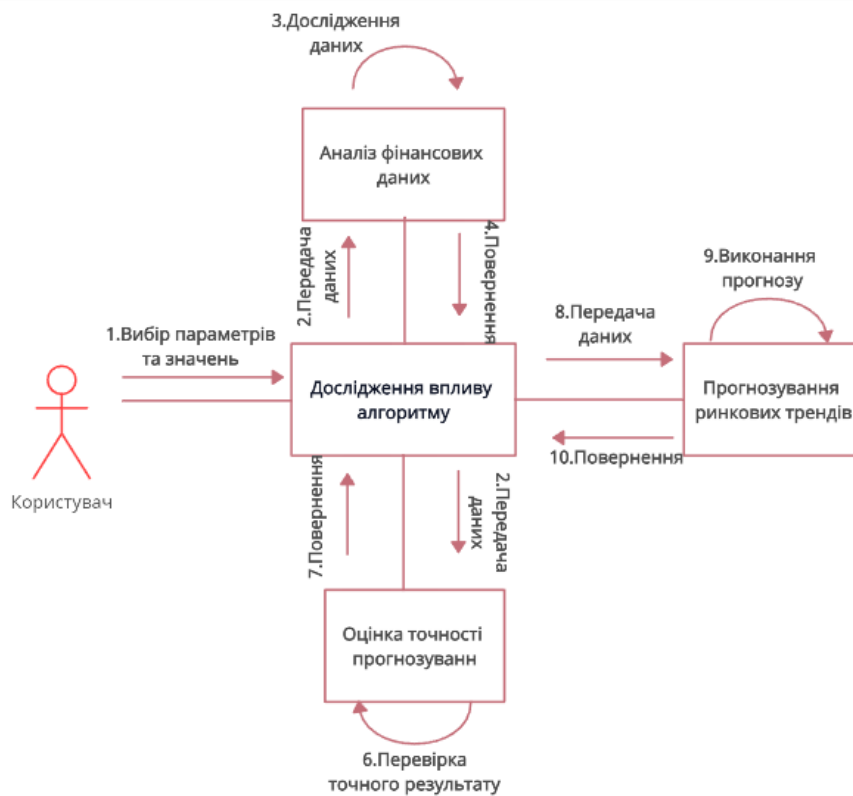


Рис. 1 – Діаграма взаємодії та обміну даними між об'єктами в рамках процесу прогнозування ринкових трендів

Після навчання моделі для кожної комбінації гіперпараметрів було проведено оцінку її точності, для чого була обрахована MSE, графік залежності якої від значень гіперпараметрів наведений на рис. 2.

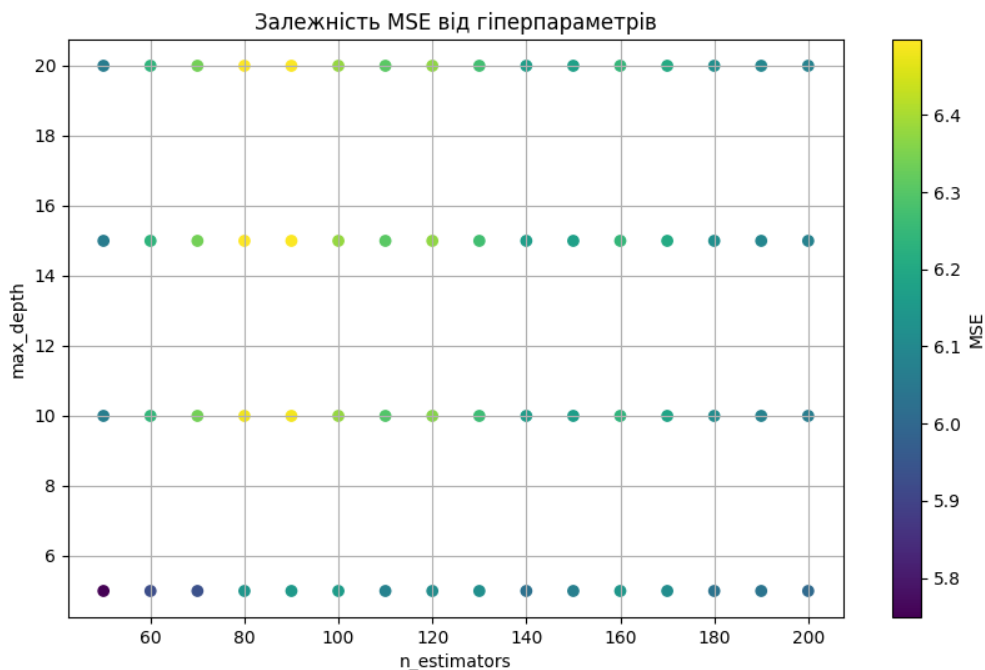


Рис. 2 – Графік залежності MSE від значень гіперпараметрів

Як можна бачити з графіку, кожний з розглянутих гіперпараметрів має вплив на модель. Значення MSE є мінімальними від 5.7 до 6.0 при параметрах $n_estimators$ рівних 30, 140, 200 при будь якому з розглянутих значень max_depth .

Для більш повного і всебічного розуміння роботи моделі та її адаптивності до різних ринкових сценаріїв, був проведений аналіз на даних, що охоплюють різні періоди часу і різні ринкові умови.

Було використано дані з двох різних часових інтервалів для навчання моделі. Перший період охоплював події та дані з 1 січня 2022 року по 31 грудня 2022 року, другий – з 1 січня 2023 року по 30 червня 2023 року. Кожен період представляє різні ринкові сценарії та характеристики [4].

Моделі було навчено на даних із двох періодів часу. Для кожного періоду було розраховано середньоквадратичну помилку (MSE) [4, 5], а також проведено аналіз точності моделі в контексті різних ринкових умов. Отримані результати представлено у вигляді графіків розсіювання, де кожна точка відповідає фактичному значенню і передбаченню моделі для конкретного торгового дня, що зображені на рис. 3.

Аналізуючи представлені графіки, можна зробити висновок про працездатність моделі в різних ринкових умовах та здатність до адаптації до різноманітних сценаріїв.

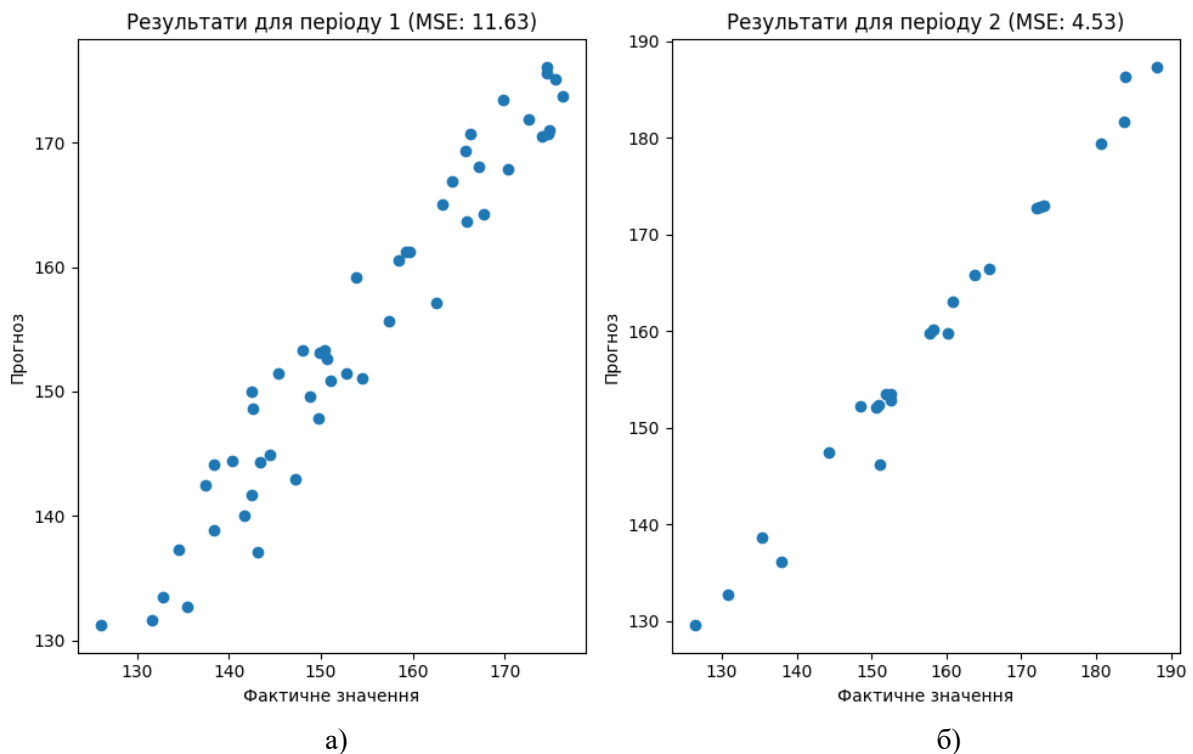


Рис. 3 – Значення середньоквадратичної помилки отриманих для періодів: а – з 1 січня 2022 року по 31 грудня 2022 року; б – з 1 січня 2023 року по 30 червня 2023 року

Наступним був проведений порівняльний аналіз точності моделі з використанням методу випадкового лісу та моделі лінійної регресії, що описані в [5, 6]. На рис. 4 подано графічне зображення проведеного порівняльного аналізу отриманих результатів моделей прогнозування.

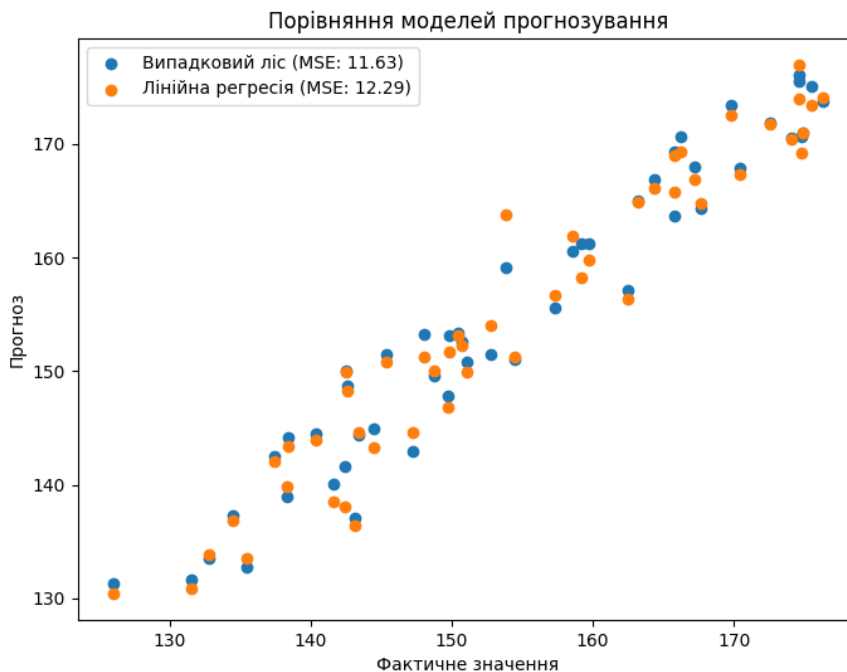


Рис. 4 – Порівняння моделей прогнозування

У даному експерименті використовувалися дані щодо цін акцій компанії Apple (AAPL) за певний період часу. Порівнювані моделі – випадковий ліс та лінійна регресія – були застосовані для прогнозування цінних показників.

Обидві моделі були навчені на однакових даних та протестовані на тестовому наборі даних. Оцінка точності моделей здійснювалась за допомогою метрики середньоквадратичної помилки (MSE) [7, 8].

Порівняльний аналіз вказав на те, що модель випадкового лісу показала MSE: 11,63, в той час як лінійна регресія – MSE: 12,29. За результатами тестування можна зробити висновок про те, що модель випадкового лісу у цьому конкретному випадку демонструє більшу точність прогнозування цінних показників на фінансовому ринку порівняно з моделлю лінійної регресії. Такий результат може бути обумовлений складністю взаємозв'язків у фінансових даних, наявністю нелінійних залежностей, а також більшою адаптивністю моделі випадкового лісу до різних ринкових умов.

Цей експеримент підкреслив важливість вибору оптимальної моделі для конкретної задачі прогнозування на фінансовому ринку та підкреслив переваги використання моделі випадкового лісу у цьому контексті.

Для вивчення впливу обсягу навчальної вибірки на точність прогнозування на фінансовому ринку проведено дослідження зі змінним обсягом даних, що використовувалися для тренування моделі [5, 8].

Модель прогнозування, заснована на випадковому лісі, була навчена на різних об'ємах вхідних даних. Розглянуті були різні розміри навчальних вибірок, що охоплювали різні періоди години на фінансовому ринку. Для шкільного обсягу даних було проведено аналіз точності прогнозування.

У результаті експерименту було виявлено, що точність моделі прогнозування має суттєву залежність від обсягу навчальних даних. Під час зменшення обсягу даних для навчання, точність моделі також зменшується. Однак при збільшенні обсягу даних точність моделі зазвичай підвищується до певної межі, після якої збільшення обсягу даних не призводить до суттєвого зростання точності.

На рис. 5 подано графічне зображення порівняльного аналізу результатів моделей прогнозування.

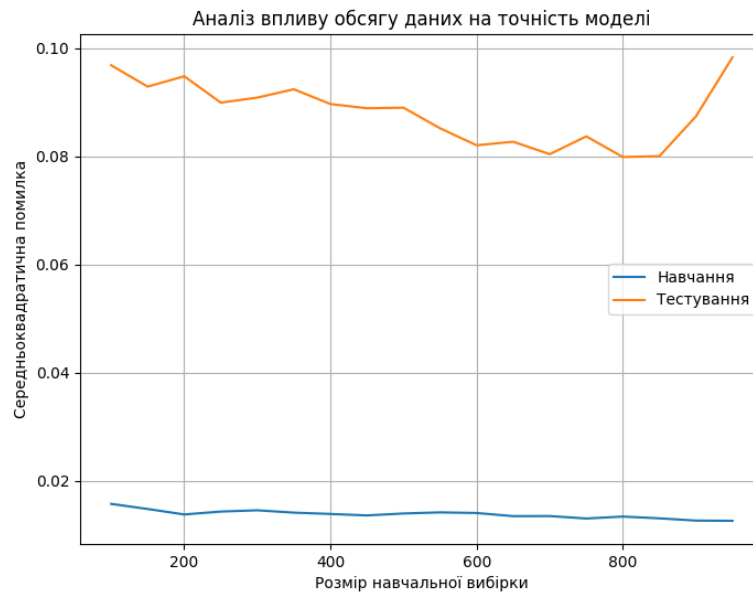


Рис. 5 – Аналіз впливу обсягу даних на точність моделі

Під час дослідження встановлено, що для даної задачі прогнозування оптимальним обсягом даних для навчання є розмір, що дозволяє отримати оптимальний баланс між точністю моделі та обчислювальною складністю. У даному випадку оптимальний обсяг даних складає близько 80% від загального обсягу.

Висновки

В результаті виконання роботи було створено програму, яку можна використовувати як бібліотеку для дослідження параметрів алгоритму випадкового лісу для прогнозування фінансового ринку. В результаті дослідження визначено, що значення середньоквадратичної помилки MSE моделі прогнозування, що базується на генетичному алгоритмі, є мінімальними (5.7 - 6.0) при кількості дерев 30, 140, 200 при всіх значеннях глибини дерев в діапазоні від 5 до 20, з кроком 5. Запропонована модель є працездатною в різних ринкових умовах та здатна до адаптації до різноманітних сценаріїв. При порівнянні модель випадкового лісу у цьому конкретному випадку демонструє більшу точність прогнозування цінних показників на фінансовому ринку порівняно з моделлю лінійної регресії. За результатами проведених експериментів також визначено, що оптимізації розміру навчаючої вибірки для досягнення оптимальних результатів прогнозування на фінансовому ринку є важливою. Оптимальний обсяг навчаючої вибірки, за допомогою якої можна отримати найбільш точні прогнозування на фінансовому ринку, складає близько 80% від загального обсягу даних. Великий обсяг даних може покращити точність моделі, але тільки до певної межі, після чого подальше збільшення обсягу може не мати значного впливу на результати.

Перелік використаних джерел:

1. Poon S.H., Granger C.W. Forecasting volatility in financial markets: A review. *Journal of economic literature*. 2003. Vol. 41(2). Pp. 478-539. DOI: <https://doi.org/10.1257/002205103765762743>.
2. Moody J., Saffell M. Learning to trade via direct reinforcement. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 2001. Vol. 12. Iss. 4. Pp. 875-889. DOI: <https://doi.org/10.1109/72.935097>.
3. Géron A. Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: concepts, tools, and techniques to build intelligent systems. 2nd ed. O'Reilly Media. 2019. 856 p.
4. Mitchell M. Artificial intelligence: a guide for thinking humans. Farrar, Straus and Giroux, 2019. 336 p.
5. Goldberg D. Universe! A course in survival among black holes, time paradoxes, quantum uncertainty, 2016. 264 p.

6. Smith M.D., Telang R. Streaming, sharing, stealing : big data and the future of entertainment. 2016. Cambridge, MA : MIT Press. 232 p.
7. Graduate studies in mathematics. American Mathematical Society, 2018. Vol. 195: Combinatorial reciprocity theorems: an invitation to enumerative geometric combinatorics / M. Beck, R. Sanyal. 312 p.
8. Commons M.L., Goldberg D. Clinical Approaches to Adult Development. 1996. 372 p.

References:

1. S.H. Poon, and C.W. Granger, «Forecasting volatility in financial markets: A review», *Journal of economic literature*, vol. 41(2), pp. 478-539, 2003. doi: **10.1257/002205103765762743**.
2. J. Moody, and M. Saffell, «Learning to trade via direct reinforcement», *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 12, iss. 4, pp. 875-889, 2001. doi: **10.1109/72.935097**.
3. A. Géron, *Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: concepts, tools, and techniques to build intelligent systems*. O'Reilly Media Publ., 2019.
4. M. Mitchell, *Artificial intelligence: a guide for thinking humans*. Farrar, Straus and Giroux Publ., 2019.
5. D. Goldberg. *Universe! A course in survival among black holes, time paradoxes, quantum uncertainty*. 2016.
6. M.D. Smith, and R. Telang, *Streaming, sharing, stealing: big data and the future of entertainment*. Cambridge, MA, USA: MIT Press Publ., 2016. 232 p.
7. M. Beck, and R. Sanyal. «Combinatorial reciprocity theorems: an invitation to enumerative geometric combinatorics», in *Graduate Studies in Mathematics*, vol. 195, American Mathematical Society, 2018.
8. M.L. Commons, and D. Goldberg, *Clinical approaches to adult development*. 1996.

Рецензент: О.І. Проніна,
канд. техн. наук, доц., ДВНЗ «ПДТУ»

Стаття надійшла 18.09.2023

Стаття прийнята 23.10.2023

УДК 004.415:551.509

doi: 10.31498/2225-6733.47.2023.299988

© Тузенко О.О.¹, Сідун Н.М.², Волобуєв Є.С.³

ПРОЕКТУВАННЯ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ МОНІТОРИНГУ СТАНУ АТМОСФЕРИ

В даній статті розглянуто процес проектування вебдодатку, який дозволить аналізувати екологічні дані, зокрема заміри концентрацій певних забруднюючих речовин у повітрі, за допомогою апарату вейвлет-перетворень. Для покращення екологічної обстановки та попередження неблагополучних екологічних ситуацій необхідно здійснювати моніторинг стану навколишнього середовища. Екологічний моніторинг включає комплексну систему спостережень за станом навколишнього середовища, оцінку результатів спостережень, складання екологічного прогнозу з урахуванням впливу природних і антропогенних факторів. Дані моніторингу служать основним джерелом інформації для прийняття екологічно значущих рішень. Екологічні дані є стохастичними та відзначаються винятковою випадковістю, прямо чи

¹ канд. техн. наук, доцент, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, ORCID: 0000-0002-4920-9417, tuzenkoaa@gmail.com

² асистент, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, ORCID: 0009-0001-8343-1273, natalya.sidun@gmail.com

³ студент, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро