НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ
ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

На правах рукопису
УДК 303.732.4

До захисту допущено
Завідувач кафедри ММСА
_____Оксана ТИМОЩУК
«___» _____2024 р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра

за освітньо-професійною програмою «Системний аналіз фінансового ринку»
зі спеціальності 124 «Системний аналіз»
на тему: «Моделювання та прогнозування процесів на фондовому ринку методами штучного інтелекту»

Виконав:
Студент 2 курсу, групи КА-32мп
Теванян Роман Робертович _____

Науковий керівник:
д.т.н., професор кафедри ММСА,
Кузнєцова Наталія Володимирівна _____

Рецензент:
д.т.н., професор кафедри ШІ
Данилов Валерій Якович _____

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації
немає запозичень з праць інших авторів
без відповідних посилань
Студент (*підпис*): _____

Київ - 2024

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ
ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

Рівень вищої освіти — другий (магістерський)
Спеціальність — 124 «Системний аналіз»
Освітньо-професійною програмою «Системний аналіз фінансового ринку»

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри ММСА
_____ Оксана ТИМОЩУК
«___» _____2024 р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студенту

Теваняну Роману Робертовичу

1. Тема дисертації: Моделювання та прогнозування процесів на фондовому ринку методами штучного інтелекту, науковий керівник дисертації: Кузнєцова Наталія Володимирівна, професор кафедри ММСА, д.т.н., затверджені наказом по університету від «07» листопада 2024 р. № 5001-с.

2. Строк подання студентом дисертації _____

3. Об’єкт дослідження: нестаціонарні процеси на фондовому ринку.

4. Предмет дослідження (Вихідні дані – для магістерської дисертації за ОПП): дані цін акцій компаній S&P 500.

5. Перелік завдань, які потрібно розробити:
1) здійснити огляд літератури за темою дисертації;
2) дослідити наявні методи і моделі прогнозування нестаціонарних процесів;
3) зібрати та підготувати дані для виконання обчислювальних експериментів;
4) провести обчислювальні експерименти і дослідити ефективність побудованих моделей, проаналізувати результати;
5) розробити стартап-проєкт виведення на ринок результатів дослідження;
6) зробити висновки за результатами роботи.

6. Перелік графічного (ілюстративного) матеріалу:
1) аналіз вхідних даних (рис.);
2) результати роботи побудованих моделей (рис.).

7. Орієнтовний перелік публікацій:

Теванян Р.Р., Кузнєцова Н.В. Моделювання та прогнозування процесів на фондових ринках методами штучного інтелекту. Системні науки та інформатика: збірник доповідей III Всеукраїнської науково-практичної конференції «Системні науки та інформатика», 25–29 листопада 2024 року, Киів. К., НН ІПСА КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2024. 6 с.

8. Дата видачі завдання 02 вересня 2024 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Строк виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Затвердження теми МД. Ознайомлення зі структурою МД згідно з Положенням про випускну атестацію студентів КПІ ім. Ігоря Сікорського та з державним стандартом України.	08.09.2024	Виконав
2	Проведений аналіз існуючих підходів, досліджена література, сформульовані етапи роботи. Підготовлений перший розділ роботи.	15.09.2024	Виконав
3	Продовжено опрацювання літератури. Підготовлено другий розділ роботи. Обрано набір даних.	22.09.2024	Виконав
4	Розпочато роботу над експериментальної частиною. Підібрано моделі для навчання на обраних даних.	29.09.2024	Виконав
5	Продовжено виконання експериментальної частини. Виконання обчислювальних експериментів.	06.10.2024	Виконав
6	Робота над експериментальною частиною. Порівняння ефективності роботи моделей.	13.10.2024	Виконав
7	Завершення роботи над експериментальної частиною. Вибір оптимальних моделей прогнозування.	20.10.2024	Виконав
8	Оформлення магістерської дисертації	02.12.2024	Виконав

Студент _____ Роман ТЕВАНЯН

Науковий керівник дисертації _____ Наталія КУЗНЄЦОВА

РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація: 94 с., 20 рис., 23 табл., 1 дод., 21 джерело

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, АКЦІЇ, ФОНДОВИЙ РИНОК, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ

Об’єкт дослідження - набір даних цін акцій компаній S&P 500.

Предмет дослідження: застосування алгоритмів штучного інтелекту до задач прогнозування цін акцій.

Метою роботи є дослідження ефективності алгоритмів штучного інтелекту в задачах моделювання та прогнозування процесів на фондовому ринку.

Вищеописане реалізовано за допомогою методів машинного навчання, які були застосовані на даних цін акцій, що знаходяться у відкритому доступі. Було описано суть цих методів, задачі, для вирішення яких підходить кожен окремий метод. На основі цієї інформації вже було написано та модифіковано алгоритми для конкретних задач. Для побудови моделей було використано мову програмування Python та її бібліотеки. Ефективність кожної моделі була виміряна відповідними метриками, результати продемонстровані візуально за допомогою графіків.

Результатом роботи програми є рекомендації щодо дій, пов’язаних із роботою з акціями компаній. Зважаючи на ці рекомендації, суб’єкт може прийняти кращі рішення в актуальній для нього області.

ABSTRACT

Master's thesis: 94 pages, 20 figures, 23 tables, 1 appendix, 21 references

ARTIFICIAL INTELLIGENCE, STOCKS, STOCK MARKET, NEURAL NETWORKS

The object of the study is a dataset of stock prices of S&P 500 companies.

Subject of the study: application of artificial intelligence algorithms to stock price forecasting tasks.

The purpose of the work is to study the effectiveness of artificial intelligence algorithms in modeling and forecasting processes in the stock market.

The above was implemented using machine learning methods that were applied to publicly available stock price data. The essence of these methods and the tasks for which each individual method is suitable were described. Based on this information, algorithms for specific tasks have already been written and modified. The Python programming language and its libraries were used to build the models. The effectiveness of each model was measured by appropriate metrics, and the results were visually demonstrated using graphs.

The result of the program is recommendations for actions related to working with company stocks. Taking these recommendations into account, a person can make better decisions in the area relevant to him.

ЗМІСТ

ВСТУП.....8
1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ФОНДОВОГО РИНКУ.....10
1.1 Поняття фондового ринку.....10
1.2 Інструменти та учасники фондового ринку.....12
1.3 Ціноутворення та фактори, які на нього впливають.....15
1.4 Традиційні методи аналізу фондового ринку.....20
1.4.1 Фундаментальний аналіз.....20
1.4.2 Технічний аналіз.....21
Висновки до розділу 1.....24
2 РЕГРЕСІЙНІ МОДЕЛІ ТА АЛГОРИТМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН АКЦІЙ.....26
2.1 Часові ряди.....26
2.3 ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average).....29
2.4 Нейронні мережі.....30
2.4.1 Нейронні мережі прямого поширення.....30
2.4.2 Рекурентні нейронні мережі.....35
2.4.3 LSTM (Long-Short Term Memory).....38
2.5 Критерії оцінки адекватності моделі та точності прогнозування.....41
Висновки до розділу 2.....42
3 ПОБУДОВА МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН АКЦІЙ НА ФОНДОВОМУ РИНКУ.....43
3.1 Опис вхідних даних.....43
3.2 Побудова моделей та аналіз результатів.....44
Висновки до розділу 3.....52

4 РОЗРОБКА ВЛАСНОГО СТАРТАП-ПРОЄКТУ 53
4.1 План розробки стартапу та масштабування його на ринок 54
4.2 Опис ідеї стартап-проєкту 55
4.3 Технологічний аудит ідеї проєкту 57
4.4 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проєкту 63
4.5 Розроблення ринкової стратегії стартап-проєкту 76
4.6 Розроблення маркетингової програми стартап-проєкту 79
Висновки до розділу 4 82
ВИСНОВКИ 83
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ 85
ДОДАТОК А ЛІСТИНГ ПРОГРАМИ 88

ВСТУП

В останні роки глобальний фондовий ринок пережив швидке зростання складності та масштабу, спричинене технологічним прогресом і збільшенням обсягу фінансових даних. Фондовий ринок, як динамічна та багатогранна система, включає взаємодію різних факторів, таких як економічні умови, настрої інвесторів та геополітичні події, які впливають на курси акцій. Економісти, інвестори та аналітики завжди приділяли особливу увагу здатності точно прогнозувати ціни на акції. Проте волатильність і непередбачуваність фондового ринку роблять традиційні моделі ціноутворення менш ефективними для охоплення складності сучасного фінансового середовища.

Штучний інтелект (ШІ) став потужним інструментом для вирішення проблем в аналізі та прогнозуванні процесів на фондового ринку. Методи штучного інтелекту, які включають машинне навчання і глибоке навчання, пропонують інноваційні підходи для обробки величезних обсягів фінансових даних, виявлення закономірностей і створення прогнозів з вищою точністю. Використовуючи штучний інтелект, фінансові установи та окремі інвестори можуть приймати більш обґрунтовані рішення, покращувати торгові стратегії та краще керувати ризиками.

Ця магістерська дисертація присвячена моделюванню ціноутворення на фондовому ринку за допомогою методів ШІ. Мета полягає в тому, щоб дослідити, як ШІ можна застосувати для прогнозування цін на акції, оцінки ринкових тенденцій і оптимізації торгових стратегій. Дослідження включатиме детальний аналіз різних методів ШІ, які зазвичай використовуються у фінансовому моделюванні, включаючи контрольоване навчання, нейронні мережі та навчання з підкріпленням. Порівнюючи традиційні моделі з підходами на основі штучного інтелекту, це дослідження прагне продемонструвати переваги штучного інтелекту в підвищенні точності та надійності прогнозів фондового ринку.

Важливість цього дослідження полягає у зростаючій важливості прийняття рішень на основі даних на фінансових ринках. Оскільки технологія штучного інтелекту продовжує розвиватися, очікується, що її застосування в ціноутворенні на фондовому ринку революціонізує підхід інвесторів до фінансового аналізу та торгівлі. Це дослідження сприятиме розумінню потенціалу штучного інтелекту на фінансових ринках і дасть уявлення про його практичне застосування для учасників фондового ринку.

Магістерська дисертація складається із вступу, чотирьох розділів, висновків, переліку джерел посилання та одного додатку.

1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ФОНДОВОГО РИНКУ

1.1 Поняття фондового ринку

Фондовий ринок — сукупність учасників та правовідносин між ними щодо розміщення, обігу та обліку цінних паперів і деривативів [1]. Основні інструменти фондового ринку це цінні папери різних видів, які формують свої сегменти: грошового ринку, ринку цінних паперів, ринку капіталів, фондового ринку.

Серед визначень фондового ринку як економічної категорії, певний інтерес становлять такі: «сфера потенційних обмінів», яка виконує роль системи перерозподілу і фінансування в економіці; «канал прямого фінансування» з фінансових ринків (ринків грошей), тобто такий канал, за допомогою якого кошти переміщуються безпосередньо від власників заощаджень до користувачів кредитами [2].

Ринок цінних паперів, на відміну від короткотермінового грошового ринку, формується як ринок фінансових зобов'язань чи угод довготермінового характеру, що підтверджують вкладання чи надання фінансових ресурсів на довгий термін. На ньому продаються і купуються акції підприємств, акціонерних товариств, сертифікати, державні облігації, скарбничі зобов'язання [3].

Оскільки не всі цінні папери мають своє походження з грошових капіталів, ринок цінних паперів не може повністю вважатися частиною фінансового ринку. Там, де ринок цінних паперів базується на грошових капіталах, його називають фондовим ринком. У цьому контексті він виступає складовою частиною фінансового ринку цінних паперів і становить його основну частину. Інша частина ринку цінних паперів, через свій невеликий обсяг, немає окремої назви. Тому поняття «ринок цінних паперів» і «фондовий ринок» часто використовуються як синоніми. Таким чином,

фондовий ринок, завдяки різноманітності інструментів, які в ньому застосовуються, є сегментом як грошового ринку, так і ринку капіталів. Останні також охоплюють рух прямих банківських кредитів, перерозподіл фінансових ресурсів через страхові компанії, внутрішньокорпоративні кредити тощо [4].

У світі є три моделі фондового ринку залежно від банківського чи небанківського характеру фінансових посередників:

1. Небанківська модель (США) – посередниками виступають небанківські компанії по цінних паперах.

2. Банківська модель (Німеччина) – посередниками виступають банки.

3. Змішана модель (Японія) – посередниками виступають як банки, так і небанківські компанії.

В Україні склалася змішана модель фондового ринку, на якому нарівні з банками діють небанківські інвестиційні інститути [4].

Світова практика показує, що ринки цінних паперів неминуче еволюціонують від хаотичної фрагментації до цілісності, централізації та державного регулювання. Це характерно для всієї фінансової системи ринкових відносин, причому характерно як для внутрішніх, так і для міжнародних фінансово-економічних відносин.

Основними особливостями і принципами функціонування такого ринку є його цілісність, централізація, прозорість і використання систем електронного обігу цінних паперів.

У більшості країн світу впровадження цих принципів здійснюється відповідно до рекомендацій “Групи Тридцяти”, міжнародної організації незалежних експертів, які розробляють стандарти для фінансових ринків [5].

Модель організації ринку цінних паперів відповідно до рекомендацій “Групи Тридцяти” передбачає [5]:

- широке використання стандартного коду (ISIN-код) для торгів та доставки цінних паперів;

- суворе дотримання вимог лістингу (допуск до котирування цінних паперів);
- відкритість інформації про компанії, цінні папери яких котируються на фондовій біржі, обов'язок цих компаній надавати таку інформацію;
- підготовка та публікація інформації про процентні ставки за цінними паперами;
- дотримання принципу рівності інвесторів;
- запобігання неорганізованим паралельним ринкам на шкоду ліквідності;
- надійність біржового ринку, що забезпечується своєчасністю і безпекою доставки цінних паперів і грошовими виплатами по ним через систему, яка діє на момент проведення торгів.

1.2 Інструменти та учасники фондового ринку

Основними інструментами фондового ринку є цінні папери. Цінні папери — документи встановленої форми з відповідними реквізитами, що посвідчують грошові або інші майнові права, визначають взаємовідносини особи, яка їх розмістила (видала), і власника та передбачають виконання зобов'язань згідно з умовами їх розміщення, а також можливість передачі прав, що випливають із цих документів, іншим особам.

У наведеному вище тлумаченні можна відзначити три найбільш характерні ознаки цінного паперу. По-перше, цінний папір це не будь-який, а саме грошовий документ. За ним не завжди можна отримати вказану в документі суму грошей. Отримати її можна тільки за борговим цінним папером при настанні терміну платежу, якщо позичальник зможе здійснити

платіж. В інших випадках цей документ можна конвертувати в гроші, якщо знайдеться покупець цінного паперу, а ціна документа буде визначена шляхом угоди між продавцем і покупцем. В історії можна знайти багато прикладів, коли цінні папери повністю позбавлялись «грошового вмісту» [6].

По-друге, в наведеному вище визначенні розмежовуються майнове право і відношення позики. Однак, якщо виходити зі змісту категорії «майно», то гроші це частина майна, і власник боргового цінного паперу набуває право на отримання відсотків та / або основної суми боргу у вигляді певної суми грошей, які є частиною майна емітента. Отже, характеристика цінного паперу як документа, що засвідчує майнове право, актуальна і для боргових цінних паперів [6].

По-третє, у визначенні цінного паперу вказується, з боку кого і стосовно кого виникають засвідчені цінним папером права. Ці права набуває власник цінних паперів, а відповідальність за виконання зобов'язань за цінним папером покладається на емітента цінного паперу [6].

Цивільний кодекс України так тлумачить поняття цінного паперу — це «документ встановленої форми з відповідними реквізитами, що посвідчує грошове або інше майнове право і визначає взаємовідносини між особою, яка його розмістила (видала), і власником та передбачає виконання зобов'язань згідно з умовами його розміщення, а також можливість передачі прав, що витікають з цього документа, іншим особам» [7]. Тобто, якщо документ складений не за формою і в ньому відсутні обов'язкові реквізити, то він не є цінним папером.

Якщо взяти до уваги мету випуску цінних паперів, характер угод, що лежать в основі їх випуску, способи надання коштів і виплати доходів, то цінні папери можна поділити на пайові, боргові та похідні.

Пайові цінні папери засвідчують участь власника (інвестора) таких цінних паперів у статутному капіталі та/або активах емітента (включаючи активи, контрольовані емітентом) і надають власнику (інвестору) цих цінних паперів право на отримання частини прибутку, зокрема у вигляді дивідендів

та інших прав, встановлених законом, а також прав, що надаються документом або рішенням про випуск цінних паперів.

Боргові цінні папери передбачають зобов'язання емітента виплатити грошові кошти протягом певного періоду часу, передати товари або надати послуги відповідно до зобов’язання.

Деривативні цінні папери - це цінні папери, що засвідчують права власника на купівлю або продаж базового активу та/або здійснення прав, встановлених рішенням про випуск цінних паперів, і на здійснення базового активу та/або платежу (платіжної відомості) у випадках і порядку, визначених цим рішенням [7].

Залежно від того, як реалізуються права власника, цінні папери можна поділити на іменні, на пред’явника та ордерні. Залежно від строку дії цінних паперів їх можна умовно поділити на короткострокові, середньострокові, та довгострокові. До короткострокових цінних паперів належать фінансові вимоги зі строком дії до одного року, до середньострокових - 1-5 років, до довгострокових - 5+ років [7].

Залежно від процедури випуску цінні папери, згідно з чинним законодавством, поділяються на емісійні та неемісійні. До емісійних належать акції, облігації, опціони емітента та депозитарні розписки. Загальною для названих видів цінних паперів є лише процедура емісії — послідовність дій емітента при первинному розміщенні цінних паперів. В той самий час за своїм економічним змістом акції, облігації, опціони емітента та депозитарні розписки мають принципові відмінності [6].

Всіх учасників фондового ринку, яких також називають його суб’єктами, поділяють на 4 категорії [8]:

- емітенти;
- інвестори;
- фондові посередники;
- організації, що обслуговують ринок цінних паперів.

1.3 Ціноутворення та фактори, які на нього впливають

Практично всіх учасників ринків цікавить ціна, яка найбільш точно характеризує ринок в певний визначений момент часу. Коли ціна не коливається, ринкова ситуація характеризується ціновою стабільністю. В останні 10-15 років на світових ринках цінова стабільність спостерігається надзвичайно рідко. Скоріше навпаки, фінансові ринки сьогодні характеризує цінова змінність або, як її називають у зарубіжній економічній літературі, волатильність [9].

Зарубіжні економісти [10] цінову змінність характеризують такими трьома показниками, як діапазон зміни ціни, швидкість зміни та частота. Більшість сучасних ринків є нестабільними, причому зі значними за амплітудою ціновими коливаннями, що зображені на рисунку 1.1. Ці коливання час від часу викликають відчутні потрясіння на світових ринках.

Рисунок 1.1 Зміна курсу євро до долара США 11.02.2022 [11]

За достатньо тривалий час у країнах Заходу їхніми аналітиками було напрацьовано велику кількість видів аналізу ринку, чого не відбулось в Україні з об'єктивних причин. На сьогодні чітко встановлено розмежування між видами аналізу, зокрема, виділяють фундаментальний та технічний аналіз.

Становлення ринкової економіки сприяє розвитку інфраструктурних інститутів, внаслідок чого виникає необхідність в аналізі ринку. Інтереси вітчизняних інвесторів не обмежуються ринком України, а виходять за його межі, зокрема на міжнародний валютний ринок. Тому виникає необхідність ознайомлення із сучасними методами та інструментами аналізу ринку та визначенні меж їх застосування.

Проведемо короткий огляд теорій, що лежать в основі більшості сучасних фінансових рішень. До них можна віднести [9]:

- теорію раціональних сподівань учасників ринку;
- ринкової рівноваги;
- ефективного ринку;
- випадкових блукань;
- теорію ймовірності;
- теорію ігор.

Гіпотезу раціональної поведінки людини в економічному процесі висунули Дж. М. Кейнс та Дж. Р. Гікс. Основною мотивацією поведінки людини в економіці є сподівання. Прогнозування майбутнього стану економіки може здійснюватися з використанням адаптивних (ретроспективних) і перспективних сподівань. Теорія адаптивних сподівань заснована на припущенні, що формування майбутнього профілю економіки (ціни, процентні ставки, інфляція і т. д.) здійснюється тільки на основі аналізу минулої інформації. Ця гіпотеза породила специфічний напрям ринкового аналізу — технічний аналіз ринкових цін та обсягів торгівлі з його основним

постулатом «Ринок знає все, має пам’ять і підпорядковується трендам — тенденціям».

Теорія перспективних (раціональних) сподівань передбачає використання всієї доступної для учасника ринку інформації — минулої, поточної та внутрішньої (інсайдерської). Саме ця, критикована Дж. М. Кейнсом теорія була покладена в основу фундаментального аналізу. Завдання фундаментального аналізу полягає в тому, щоб визначити "справедливу" ціну активу і порівняти її з ринковою ціною, щоб визначити, наскільки точна ця оцінка, і, відповідно, прийняти рішення про його купівлю або продаж [9, 12].

Теорія ринкової рівноваги виходить із постулату про те, що ринок прагне стану рівноваги між попитом і пропозицією, що виражається у рівноважній ціні [13]. Регулятором обсягів попиту й пропозиції є ціна. Так, низькі ціни стимулюють зростання обсягів попиту при одночасному зниженні обсягів пропозиції. Високі ж ціни, навпаки, стимулюють збільшення обсягів пропозиції при одночасному зменшенні попиту. Таким чином, знаходження рівноважних обсягів попиту і пропозиції за теорією ринкової рівноваги неминуче призводить до досягнення відповідної рівноважної ціни.

Теорія ефективного ринку (Efficient Market Theory) — це академічне допущення, згідно з яким ніщо не може діяти більш ефективно, ніж ринок, оскільки в кожний момент часу ціна відображає усю наявну інформацію. Інформація є основним джерелом для прийняття рішень у процесі ціноутворення, її поділяють на минулу, поточну (теперішню) та внутрішню [11].

Згідно із теорією ефективного ринку вся нова інформація практично вмить закладається в ринкові ціни. Таким чином, не можна отримати прибуток, орієнтуючись на яку-небудь інформацію або ж на минулу динаміку цін. Висновки теорії ефективного ринку [11]:

- ніхто не може прогнозувати динаміку ринкових цін;
- усі ринкові ціни є справедливими для даних активів, а неправильно оцінених товарів немає.

Є. Фама [14] вперше запропонував класифікацію ринків щодо ефективності. Він виділив три форми ефективності: сильну, середню та слабку. Ринок із сильною ефективністю має ціни, які повністю відображають усі три види інформації; середня ефективність дає ціни, в яких відображається минула та поточна інформація; слабка — враховує лише минулу інформацію. Гіпотеза інформаційної ефективності ринків вимагає виконання чотирьох умов [11]:

1) інформація стає доступною всім суб'єктам ринку одночасно і її отримання не пов'язане із будь-якими труднощами;

2) відсутні трансакційні витрати, податки та інші чинники, що перешкоджають здійсненню операцій;

3) операції, що здійснюються окремими фізичними або юридичними особами, не можуть вплинути на загальний рівень цін;

4) усі суб'єкти ринку діють раціонально, прагнучи максимізувати очікувану вигоду.

Очевидно, що всі ці чотири умови не дотримуються на жодному реальному ринку.

Теорія випадкових блукань стверджує, що ціна на ринку змінюється випадковим чином. У теорії випадкових блукань інформація ділиться на 2 категорії: передбачувану, відому і нову, несподівану. Якщо передбачувана і навіть вже відома інформація закладена в ринкову ціну, то несподіваної інформації в ціні ще немає. Однією з характеристик непередбачуваної інформації є її випадковість, яка, відповідно, обумовлює випадковість подальших рухів ціни. Теорія ефективних ринків пояснює зміни цін отриманням нової несподіваної інформації, а теорія випадкових блукань доповнює це ідеєю про випадковість змін цін [11].

Проти теорії випадкових блукань можна навести такі аргументи. По-перше, якщо трейдер готовий до появи несподіваної інформації в якийсь момент і має сценарії реагування на неї, то це не така вже й несподівана інформація. По-друге, ще ніхто не довів, що ринок - це абсолютно непередбачувана подія. По-третє, економічні закони і закономірності ще ніхто не скасовував.

Критики теорії кажуть, що на ринку, звичайно, багато випадкового "шуму". Але люди пам'ятають минулі ціни, і це впливають на їхні рішення щодо купівлі та продажу. Пам'ять допомагає створити підтримку та опір для ринкових цін. Прихильники теорії випадковості заперечують вплив нашої пам'яті на нашу поведінку в теперішньому часі [11].

Робота на міжнародних фінансових ринках передбачає оцінку ймовірності майбутніх подій. В основному це пов'язано з нестачею інформації, яку відчувають люди, які аналізують і приймають рішення. Головним у такому випадку є незнання майбутнього, яке є предметом торгівлі на фінансових ринках. На жаль, на ринку ні в чому не можна бути впевненим. Але людина не тільки не знає майбутнього, але і зазвичай має дуже погану і ненадійну інформацію про минуле і сьогодення. Людина обмежена кількістю інформації, яку вона може сприймати та аналізувати, до якої вона може отримати доступ. Все інше належить до області незвіданого [11].

Теорія ігор досліджує ситуації за участю двох або більше учасників, інтереси яких повністю або частково суперечать один одному. Предметом цієї теорії є аналіз і прогнозування поведінки різних гравців, спрямованих на досягнення однієї і тієї ж мети. Що стосується динаміки цін, то поведінка одного гравця щодо зміни ціни може призвести до зміни ціни іншим гравцем. Таким чином, зміна ціни сама по собі є ринковою інформацією, а іноді набагато важливішою, ніж основні новини. Про це красномовно свідчать різкі коливання цін при проходженні основних рівнів опору і підтримки, при яких нічого не відбувається, крім самого факту зміни цін на ринку.

Теорія ігор допомагає гравцеві правильно вибудувати власну стратегію, реалізуючи яку можна не тільки адаптуватися до поведінки інших учасників ринку, але і максимізувати бажаний результат. При виборі стратегії гравець повинен враховувати можливі кроки інших гравців. Передбачається при цьому, що всі гравці вибирають найкращі стратегії і тактичні кроки, хоча це далеко від істини [11].

1.4 Традиційні методи аналізу фондового ринку

1.4.1 Фундаментальний аналіз

Фінансові та товарні ринки вимагають від учасників високого рівня професійної підготовки. Корпоративні фінансисти, аналітики, трейдери та біржові спекулянти у фінансових установах регулярно приймають багато рішень щодо купівлі та продажу різних фінансових та матеріальних активів. Щоб зменшити ризик такого бізнесу та отримати очікуваний прибуток від інвестицій, кожен з фахівців має знати, які фактори впливають на ринкову ціну та обмінний курс, створюючи тенденцію до зростання або зниження [9].

У цілому в країнах розвиненого ринку поширені три методи аналізу ринку, а саме: фундаментальний, технічний, інтуїтивний. Проте у цій роботі буде розглянуто перші два.

Фундаментальний аналіз вивчає рух цін під впливом макроекономічних факторів. В основі фундаментального аналізу лежить вивчення всіх факторів макроекономічного життя суспільства, які істотно впливають на динаміку цін на товари першої потреби, цінні папери і валюти [11]. Перш за все, фундаментальний аналіз - це інтерпретація, оцінка і

прогноз динаміки основних макроекономічних і мікроекономічних показників. Він повинен передбачати тренди зміни ринкової ціни.

Фундаментальний аналіз зазвичай використовується інвесторами, які покладаються на реалізацію довгострокових стратегій і заробляють гроші на довгострокових тенденціях. Мета цього підходу - "осідлати" тренд, навіть якщо він ще не почав проявлятися, і "проїхатись" на ньому до кінця.

Фундаментальний підхід, який передбачає повний аналіз ринку на макро- і мікрорівнях, є скоріше логічним підходом, але ринкові події не обов'язково є предметом логіки. В історії ринку є багато прикладів того, як прозорі та передбачувані ринки погано реагували на несприятливі зміни. У цьому випадку може допомогти технічний аналіз [11].

1.4.2 Технічний аналіз

Технічний аналіз у цілому можна визначити як метод прогнозування динаміки цін, заснований на математичних, а не на економічних теоріях. По суті, це накопичений досвід аналітиків, отриманий емпіричним шляхом. Основою більшості методів є спостереження трейдерів, які досліджували ціну або курс фінансового активу і користувалися спеціальними графіками.

Основне завдання технічного аналітика — виявити закономірності реального руху цін, уловити момент зламу тенденції — так звані сигнали купівлі та продажу. Метою технічного аналізу є:

- оцінка поточної динаміки цін: рух угору, рух униз, флет;
- визначення конкретного тренду;
- прогноз терміну дії тренду, довжини періоду дії даного напряму (довгостроковий, короткостроковий);

- визначення фази тренду — життєвого циклу (зародження, зрілості та завершення);
- визначення амплітуди коливання ціни тренду: слаба зміна курсу (у вузькому коридорі) або сильна зміна курсу (як правило, зміна більш ніж на 1% за добу або більш ніж 0,3% за календарну годину) [9].

Технічний аналіз передбачає вивчення внутрішньої інформації. Слово «технічний» означає вивчення самого ринку, а не зовнішніх факторів, що відображаються в динаміці ринку. Головним завданням технічного аналізу є дослідження поточного стану ринку — визначення панівної тенденції, а також ключових цінових рівнів.

Якщо технічний аналіз в основному займається вивченням динаміки ринку, то предметом досліджень фундаментального аналізу є економічні сили попиту і пропозиції, які викликають коливання цін, тобто змушують їх іти вгору, вниз або триматися на наявному рівні. При фундаментальному підході аналізуються всі чинники, які так чи інакше впливають на ціну товару. Робиться це для того, щоб визначити внутрішню або дійсну вартість товару. Згідно із результатами фундаментального аналізу, саме ця дійсна вартість і показує, скільки насправді коштує той або інший товар. Якщо дійсна вартість нижча за ринкову ціну товару, значить товар потрібно продавати, оскільки за нього дають більше, ніж він коштує насправді. Якщо дійсна вартість вища за ринкову ціну товару, значить потрібний необхідно купувати, бо він продається дешевше, ніж коштує насправді. При цьому виходять винятково із законів попиту і пропозиції.

Обидва ці підходи до прогнозування динаміки ринку намагаються вирішити одну і ту ж проблему, а саме: визначити, в якому ж напрямі будуть рухатись ціни. Але до цієї проблеми вони підходять по різному. Якщо фундаментальний аналітик намагається розібратися в причині руху ринку, технічного аналітика цікавить тільки факт цього руху. Все, що йому потрібно

знати, це те, що такий рух або динаміка ринку має місце, а що саме її викликало, не так важливо. Фундаментальний аналітик буде намагатись з'ясувати, чому це відбулося [11].

Фундаментальний аналіз ускладнюється тенденціями, при яких ринок не враховує і, відповідно, не реагує на відомі фактори і не коригує ринкові прогнози. Ця тенденція руйнує логічний зв'язок між ринком і економічною ситуацією. Наприклад, продаж урядом стратегічних запасів сировини на слабкому ринку може привести до зростання цін. Учасники ринку реагують на новини по-різному. Деяким людям потрібна більш переконлива інформація, ніж іншим, аналіз певних факторів для прийняття рішення про покупку або продаж. Така поведінка може бути спровокована дією психологічних факторів, властивих конкретному трейдеру, повільним поширенням інформації та відповідною індивідуальною реакцією на зміни на ринку [9].

Технічний аналіз - це повна протилежність фундаментальному аналізу, бо він заснований на графіках історичної поведінки суб'єкта, і це дозволяє робити прогнози. Технічні аналітики вивчають склад цінового графіка і, як правило, навіть не знають, про який актив йдеться. Для якісного фундаментального аналізу необхідно враховувати всі фактори, що впливають на попит і пропозицію активів, за якими вивчається ринок. Можливо, цей метод дійсно ефективний, але займає багато часу. На відміну від фундаментального аналізу, технічний аналіз дуже простий, оскільки для його проведення потрібно мінімум даних. Прихильники цього типу аналізу вважають, що всі фактори, що впливають на ціни, враховуються самим ринком [11].

Фундаментальний метод складніший в освоєнні, оскільки для прийняття рішень необхідно проаналізувати і спрогнозувати багато компонентів. Технічний аналіз не складний, сучасні технології дозволяють протестувати і виключити непотрібні моделі. Головною перевагою фундаментального аналізу є знання суті явища, а технічного - простота

сприйняття. Основним недоліком фундаментального підходу є те, що важко вибрати основні припущення для прогнозування та визначення пріоритетів факторів, тоді як технічний підхід полягає в тому, що важко вибрати ключовий склад, який визначає поведінку майбутніх активів [11].

Висновки до розділу 1

Перший розділ було присвячено огляду предметної області. Було визначено поняття фондового ринку, розглянуто інструменти його роботи, його учасників, а також механізми ціноутворення на ринку. Це має сформувати теоретичну базу, яка є необхідною для розуміння того, як і навколо чого буде створюватись практична частина, тому розуміння теоретичних аспектів роботи є не менш важливим за розуміння практичних аспектів.

Як можна зрозуміти, на ціноутворення цінних паперів, які є основними інструментами фондового ринку, впливають різні фактори, і існують різні підходи до аналізу динаміки змін цін. Одними з основних є фундаментальний та технічний аналіз. Зважаючи на оглянуту та викладену у цьому розділі інформацію щодо обох підходів, в даній роботі метод технічного аналізу вважається більш надійним, оскільки цей метод передбачає вивчення внутрішньої інформації з метою виявлення закономірностей реального руху цін та подальшого прогнозування цін. Це пасує тематиці цієї роботи, яка полягає у моделюванні та прогнозуванні процесів на фондових ринках методами ШІ.

Постановка задачі дослідження

1. Встановити актуальність задачі моделювання процесів на фондових ринках методами штучного інтелекту.

2. Вибрати методи штучного інтелекту для виконання поставленої задачі.

3. Зібрати необхідні дані, побудувати моделі, оцінити їх, зробити висновки стосовно отриманих результатів.

4. Описати перспективи подальших досліджень цієї теми.

2 РЕГРЕСІЙНІ МОДЕЛІ ТА АЛГОРИТМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН АКЦІЙ

2.1 Часові ряди

Дані про ціни акцій часто представлені у вигляді часових рядів. Саме тому є сенс розглянути алгоритми для роботи з ними - як традиційні моделі, так і більш удосконалені. Але для початку варто ознайомитись із базовими поняттями по темі часових рядів.

Часовий ряд складається з чотирьох компонентів, а саме тренду, сезонності, циклічності та залишку. **Тренд** вказує на загальну тенденцію зростання чи зменшення протягом певного періоду часу. Загалом, тренд присутній, коли початкова та кінцева точки відрізняються або мають висхідний/низхідний нахил у часовому ряді. **Сезонність** з'являється, якщо протягом певного періоду часу відбуваються регулярні коливання. Наприклад, споживання енергії може проявляти сезонність. Точніше кажучи, споживання енергії зростає і зменшується в певні періоди протягом року [15].

Що робити, якщо дані не відображають змін за фіксований період? У цей момент проявляється **циклічність**. Вона існує, коли виникає періодична варіація більша ніж тренд. Можна розглядати циклічність як бізнес-цикли, для завершення яких потрібно багато часу, а також підйоми та падіння на довгому горизонті. Таким чином, циклічність відрізняється від сезонності тим, що не має коливань протягом фіксованого періоду. Прикладом циклічності може бути покупка (або продаж) житла в залежності від іпотечної ставки. Тобто, коли іпотечна ставка знижується (або підвищується), це призводить до стимулювання купівлі (або продажу) будинку [15].

Залишок — це нерегулярний компонент часового ряду. Технічно кажучи, залишок дорівнює різниці між спостереженнями та відповідними підігнаними значеннями [15].

На цьому етапі варто поговорити про дві важливі статистичні концепції:

- автокореляційна функція;
- часткова автореляційна функція.

Функція автокореляції, відома як ACF, є статистичним інструментом для аналізу зв'язку між поточним значенням часового ряду та його значеннями з відставанням. Математично вона виражається так:

$$\hat{p}(h) = \frac{Cov(X_t, X_{t-h})}{Var(X_t)}.$$

Часткова автокореляційна функція (PACF) — ще один спосіб дослідження зв'язку між X_t та X_{t-h}. ACF зазвичай вважається корисним інструментом у моделі MA(q) просто тому, що PACF не затухає швидко, а наближається до 0. Однак шаблон ACF більш застосовний до MA. PACF, з іншого боку, добре працює з процесом AR(p).

PACF надає інформацію про кореляцію між поточним значенням часового ряду та його значеннями з відставанням, контролюючи інші кореляції.

Математично виражається так:

$$\hat{p}(h) = \frac{Cov(X_t, X_{t-h} | X_{t-1}, X_{t-2}, \ldots, X_{t-h-1})}{\sqrt{Var(X_t | X_{t-1}, X_{t-2}, \ldots, X_{t-h-1}) Var(X_{t-h} | X_{t-1}, X_{t-2}, \ldots, X_{t-h-1})}},$$

де h - відставання (лаг) [15].

Виявлення оптимальної кількості лагів є громіздким завданням. Потрібен критерій, щоб вирішити, яка модель найкраще підходить для даних, оскільки може бути багато потенційно хороших моделей. Інформаційний критерій Акайке (AIC) є одним з таких. Він визначається формулою AIC = 2k - 2ln(L), де k — кількість параметрів моделі, а L — максимальне значення правдоподібності для цієї функції. Загалом, треба прагнути зменшити складність моделі (тобто зменшити k), одночасно збільшуючи ймовірність/відповідність моделі (тобто L). Тому надається перевага моделям із меншими значеннями AIC, аніж моделям із більшими значеннями AIC.

Останній член, 2d у рівнянні, спрямований на зменшення ризику перенавчання. Це також називається штрафом (penalty term), за допомогою якого можна відфільтрувати непотрібну надмірність у моделі.

BIC є іншим інформаційним критерієм, який використовується для вибору найкращої моделі. Штраф у BIC більший, ніж у AIC. Формула для BIC: ln(n)*k - 2ln(L), де n - кількість спостережень [15]. Тепер, коли оглянуто компоненти часових рядів, можна перейти до моделей для роботи з ними.

2.2 AR (Autoregression) та MA (Moving Average)

Модель авторегресії (AR) спирається на ідею, що минуле передбачає майбутнє, і таким чином передбачає процес формування часових рядів, у якому значення в момент часу t є функцією значень ряду в попередні моменти часу.

Авторегресія схожа на те, що багато людей використовували б як першу спробу підібрати часовий ряд, особливо якби вони не мали іншої інформації, окрім самого часового ряду. Це саме те, що означає його назва: регресія минулих значень для прогнозування майбутніх значень.

Найпростіша модель AR, модель AR(1), описує систему наступним чином: $y_t = \alpha_0 + \alpha_1 \times y_{t-1} + e_t$, де значення ряду в момент часу t є функцією константи α_0, її значення на попередньому кроці часу, помноженого на іншу константу $\alpha_1 \times y_{t-1}$, і залишок це e_t [16].

Модель ковзного середнього (MA) спирається на картину процесу, у якому значення в кожен момент часу є функцією значення залишків, кожен з яких не залежить від інших. Формула для MA(1): $y_t = e_t + \alpha_1 \times e_{t-1}$[16].

2.3 ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)

Тепер, коли було розглянуто моделі AR і MA окремо, можна перейти до моделі авторегресійної інтегрованої ковзної середньої (ARIMA), яка є поєднанням цих моделей. В цьому підрозділі буде розглянуто модель ARIMA, яка враховує різницю, спосіб усунення трендів і робить часових рядів стаціонарним.

ARIMA має три параметри, а саме p, d, q, де p і q означають AR і MA відповідно, а d означає різницю рівнів. Якщо d=1, це дорівнює першій різниці, а якщо воно приймає значення 0, це означає, що модель є ARMA [16, 17].

Буває, що d > 1, але це менш розповсюджений випадок, аніж d=1. Рівняння ARIMA (p,1,q) має таку структуру [15]:

$$X_t = \alpha_1 dX_{t-1} + \alpha_2 dX_{t-2} + \ldots + \alpha_p dX_{t-p} + \varepsilon_t + \beta_1 d\varepsilon_{t-1} + \beta_2 d\varepsilon_{t-2} + \ldots + \beta_q d\varepsilon_{t-q}$$

, де d - різниця.

Оскільки це широко поширена та застосовна модель, є сенс обговорити плюси та мінуси моделі ARIMA[15].

Плюси:

1. ARIMA дозволяє працювати з необробленими даними, не враховуючи, чи вони стаціонарні.
2. Вона добре працює з високочастотними даними.
3. Вона менш чутлива до коливань даних порівняно з іншими моделями.

Мінуси:

1. ARIMA може не вловити сезонність.
2. Вона краще працює з довгими серіями та короткостроковими (щоденними, погодинними) даними.

3. Оскільки в ARIMA не відбувається автоматичного оновлення, не спостерігається жодних структурних зламів протягом періоду аналізу.
4. Відсутність коригування в процесі ARIMA призводить до нестабільності.

2.4 Нейронні мережі

2.4.1 Нейронні мережі прямого поширення

Більшість сучасних задач аналізу часових рядів вирішуються з рекурентними мережевими структурами або, рідше, згортковими мережевими структурами. Однак спочатку варто розглянути пряму нейронну мережу, оскільки вона має найпростішу структуру. Є кілька причин, чому з цього варто почати [16].

1) Мережі прямого поширення є високорозпаралелюваними, що означає, що вони досить продуктивні. Якщо вдається знайти досить хорошу модель прямого зв’язку, можна обчислити її дуже швидко.

2) Мережі прямого поширення є хорошими тестами на те, чи справді послідовність має складну динаміку часової вісі. Не всі часові ряди насправді є часовими рядами в сенсі динаміки часової вісі, де попередні значення мають певний зв’язок із пізнішими значеннями. Було б добре, окрім простішої лінійної моделі, підібрати якусь пряму нейронну мережу як базис.

3) Компоненти прямої мережі часто інтегруються в більші та складніші архітектури глибокого навчання для роботи з часовими рядами. Тому потрібно знати, як вони працюють, навіть якщо вони не будуть формувати повну модель.

Мережа прямого поширення є найпростішим типом нейронної мережі, тому варто розглянути застосування архітектури подібної мережі у часових рядах. У структурі стандартної нейронної мережі прямого поширення немає нічого, що вказувало б на часовий зв'язок, але ідея полягає в тому, що, незважаючи на це, алгоритм, може дізнатися, як минулі вхідні дані передбачають майбутні вхідні дані. Мережа прямого поширення — це послідовність повністю з'єднаних шарів, тобто вхідні дані кожного рівня з'єднуються з кожним вузлом. Можна побачити приклад прямої мережі на рисунку 2.1.

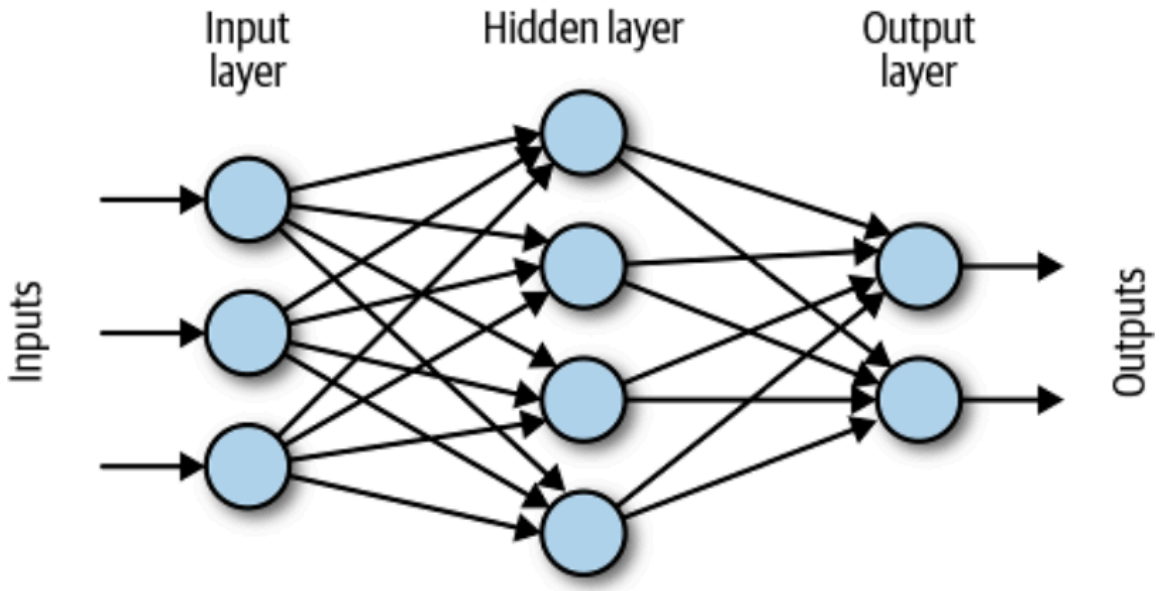

Рисунок 2.1 Проста нейронна мережа прямого поширенння [16]

Після "input layer" йде рівень активації. Саме це робить модель нелінійною, і без цього це була б просто послідовність множень матриць, які зводилися б до лінійної моделі. Повністю з'єднаний шар приймає зважену суму всіх входів, яка виражається формулою $Y = XW^T + b$, де X - вхідні дані, W - ваги, які цим даним надаються, b - похибка.

Ваги в W і b можна тренувати. Однак навчання одному такому набору ваг або навіть серії таких ваг було б не дуже цікавим — це був би обхідний

спосіб виконання лінійної регресії. Однак саме активація, застосована після цього набору матричних операцій, створює інтерес. Рівень активації застосовує різні нелінійні функції, такі як tanh і ReLU [16].

Функції активації – це математичні рівняння, які використовуються для визначення результату в структурі нейронної мережі. Функція активації — це інструмент для введення нелінійності в приховані шари, щоб можна було моделювати нелінійні проблеми [16].

Серед функцій активації одними з найвідоміших є:

Tanh (гіперболічний тангенс): якщо робота пов’язана з від’ємними числами, варто використовувати функцію активації tanh. На відміну від сигмоїдної функції, вона коливається від -1 до 1. Формула tanh виглядає так:

$$tanh(x) = \frac{sinh(x)}{cosh(x)};$$

ReLu: ReLu, може приймати 0, якщо вхідний сигнал дорівнює нулю або нижче нуля. Якщо вхід більше 0, воно зростає відповідно до x. Формула: ReLu = max(0,x).

Нижче на рисунках 2.2 і 2.3 можна побачити графіки цих функцій.

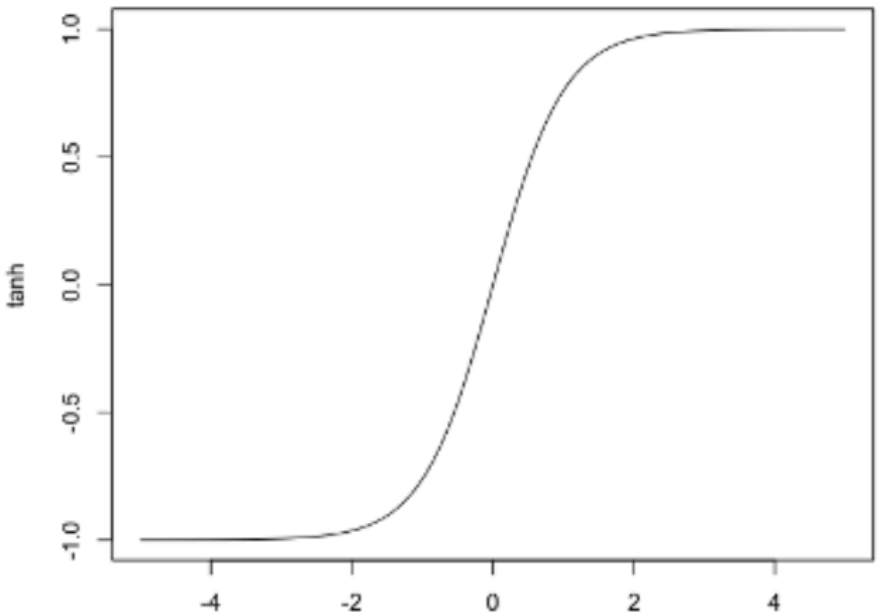

Рисунок 2.2 Графік tanh [16]

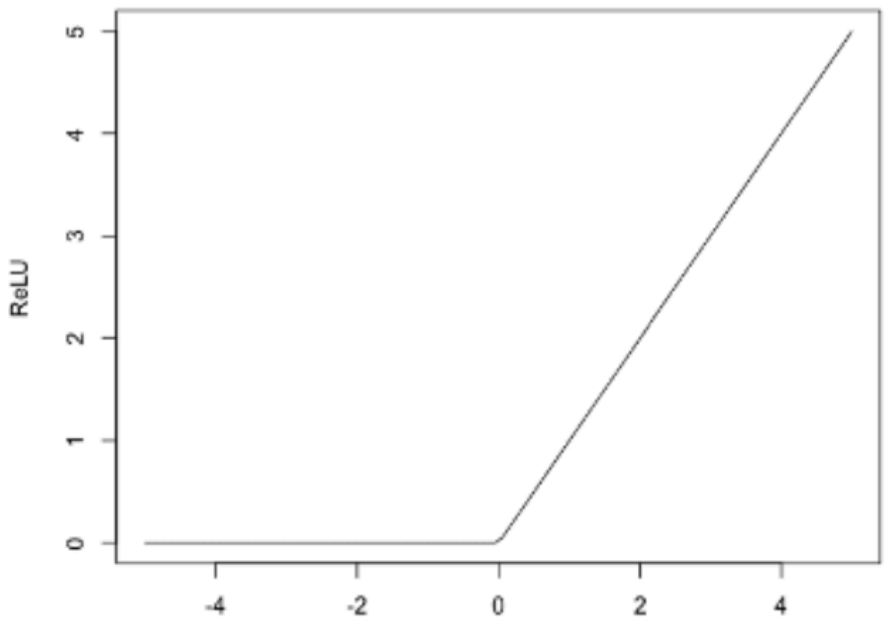

Рисунок 2.3 Графік ReLU [16]

Хоча мережі прямого поширення не показали значних успіхів у вирішенні проблем часових рядів, все ще проводяться дослідження, щоб уявити архітектурні варіації, які могли б підвищити їхню продуктивність на послідовних даних. Однією з ідей є **увага**, яка описує механізми, додані до нейронної мережі, які дозволяють їй дізнатися, на якій частині послідовності зосередитися та яка частина вхідної послідовності може стосуватися бажаних результатів [16].

Ідея уваги полягає в тому, що архітектура нейронної мережі повинна забезпечувати механізм, за допомогою якого модель дізнається, яка інформація є важливою і коли. Це робиться за допомогою вагових коефіцієнтів уваги, які підходять для кожного часового кроку, щоб модель навчилася поєднувати інформацію з різних часових кроків. Ці ваги уваги примножують те, що в іншому випадку було б або вихідним, або прихованим станом моделі, таким чином перетворюючи цей прихований стан на контекстний вектор, який так називається тому, що прихований стан тепер

краще контекстуалізований для врахування та зв’язку з усією інформацією [16].

Механізм уваги вперше почав використовуватися в рекурентних нейронних мережах, але його використання та реалізацію насправді легше зрозуміти у варіанті, запропонованому для архітектури прямого зв’язку в дослідницькій статті від університету Колумбії [17]. У цій статті пропонується спосіб застосування нейронних мереж прямого зв’язку до послідовних даних таким чином, щоб реакція мережі на кожен крок послідовності могла використовуватися як вхідні дані для кінцевого результату цієї мережі. Цей підхід також допускає послідовності змінної довжини, так само, як часові ряди змінної довжини часто зустрічаються в реальних задачах.

Рисунок 2.4 показує приклад архітектури того, як нейронну мережу прямого зв’язку можна використовувати для завдання, яке передбачає обробку послідовних даних.

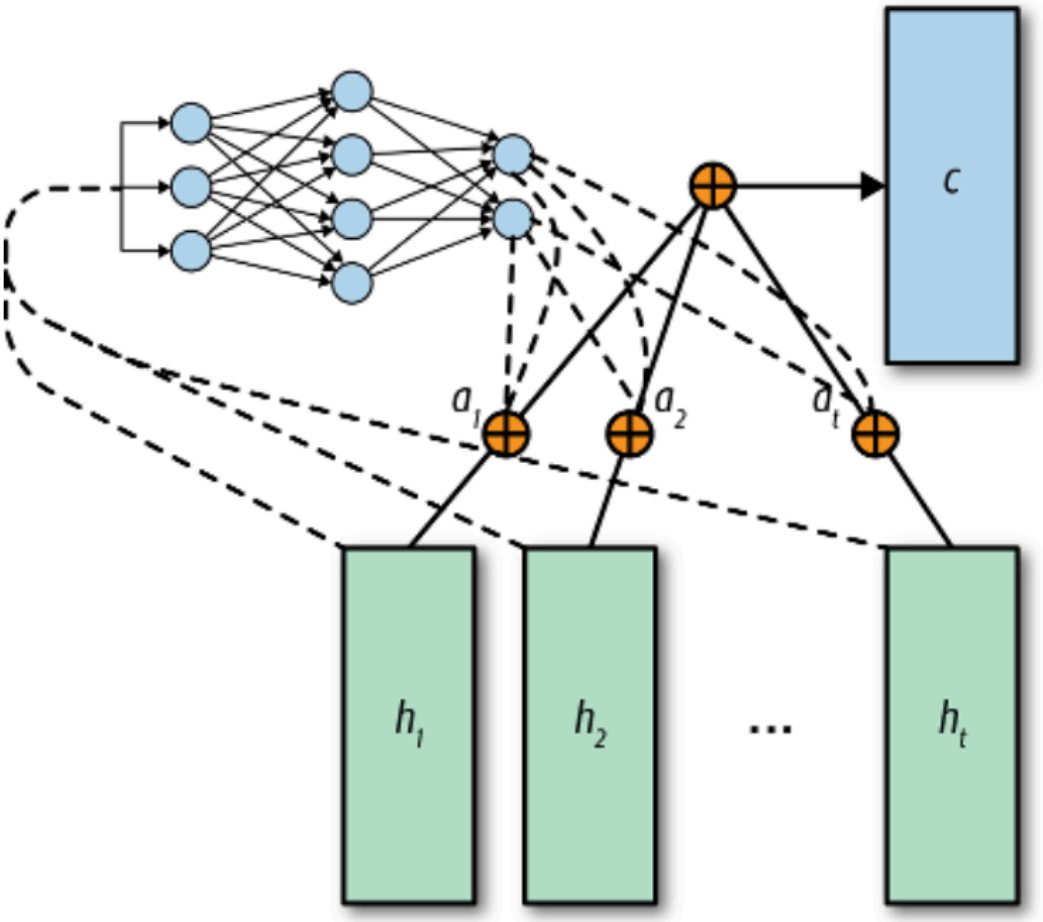

Рисунок 2.4 Механізм уваги для мереж прямого поширення [17]

2.4.2 Рекурентні нейронні мережі

Рекурентна нейронна мережа (далі РНМ, RNN) має структуру нейронної мережі з принаймні одним зворотним зв’язком, щоб мережа могла вивчати послідовності. З'єднання зворотного зв'язку призводить до циклу, що дозволяє розкривати нелінійні характеристики. Цей тип зв’язку дає нову і досить корисну властивість: пам’ять [17]. Таким чином, РНМ не може

використовувати лише вхідні дані, а й попередні результати, що звучить переконливо, коли йдеться про моделювання часових рядів [18].

РНМ має багато форм, наприклад [15]:

One-to-one: складається з одного входу та одного виходу, що робить його основним типом РНМ.

One-to-many: у цій формі РНМ створює кілька виходів для одного входу.

Many-to-one: на відміну від структури "один-до-багатьох", багато-до-одного має кілька входів для одного виходу.

Many-to-many: має кілька виходів і входів і відома як найскладніша структура РНМ.

Прихований вузол у РНМ повертається в нейронну мережу, так що РНМ має, на відміну від прямої нейронної мережі, повторювані шари, що робить її придатним методом для моделювання даних часового ряду. Таким чином, у РНМ активації нейрона відбуваються з попереднього часового кроку, що означає, що РНМ показує накопичувальний стан мережі [18].

Однією з найкращих особливостей РНМ є її здатність поєднувати минуле та теперішнє, однак ця здатність виявляється невдалою, коли з’являється «довгострокова залежність». Довгострокові залежності означають, що модель навчається на ранніх спостереженнях [19,20].

Як написала Айлін Нільсен [16]:

1. РНМ має часові кроки по одному по порядку.
2. Стан мережі залишається незмінним від одного кроку до іншого.
3. РНМ оновлює свій стан на основі кроку в часі

РНМ має тривимірний вхід, який складається з розміру батча, часового кроку та кількості ознак. Це показано на рисунку 2.5:

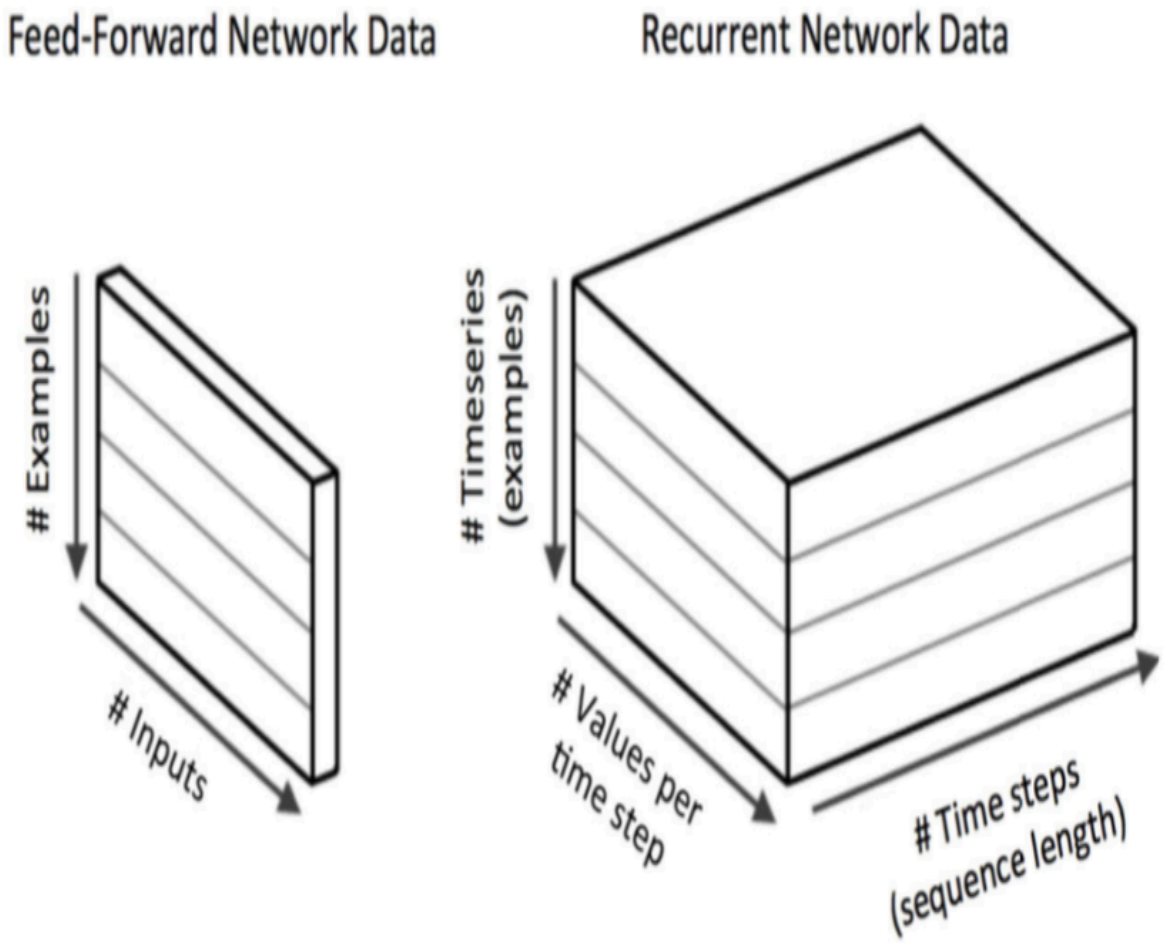

Рис 2.5 Структура РНМ [15]

Як можна побачити на рисунку 2.5, структура РНМ у правій частині має крок у часі, що є основною відмінністю від прямої мережі.

Навіть якщо є можливість отримати задовільну точність прогнозу, не слід ігнорувати недоліки моделі РНМ. Основними недоліками моделі є [15]:

- проблема зникнення або вибуху градієнта;
- навчання РНМ є дуже складним завданням, оскільки вимагає значної кількості даних;
- РНМ не може обробляти дуже довгі послідовності, коли використовується функція активації tanh.

Слід зазначити, що зникаючий градієнт є звичайною проблемою глибокого навчання, яке не розроблено належним чином. Проблема

зникаючого градієнта виникає, якщо градієнт має тенденцію до зменшення під час зворотного поширення. Це означає, що нейрони навчаються настільки повільно, що оптимізація припиняється.

На відміну від проблеми зі зникаючим градієнтом, проблема з вибуховим градієнтом виникає, коли невеликі зміни у зворотному поширенні призводять до величезних оновлень вагових коефіцієнтів під час процесу оптимізації [15].

Недоліки РНМ добре описані у статті “Розуміння та контроль пам'яті в рекурентних нейронних мережах” [19]:

“Це пов'язано з залежністю мережі від її минулих станів, а разом з тим них з усією історією входів. Ця здатність має певну ціну – відомо, що РНМ важко навчити. Ця складність зазвичай пов’язана зі зникаючим градієнтом, який з’являється під час спроби поширювати помилки протягом тривалого часу. Коли навчання пройшло успішно, прихований стан мережі представляє ці спогади. Розуміння того, як таке уявлення формується протягом навчання, може відкрити нові шляхи для покращення вивчення завдань, пов’язаних із пам’яттю.”

2.4.3 LSTM (Long-Short Term Memory)

Довга короткочасна пам’ять, LSTM, це підхід до глибокого навчання, розроблений вченими Сеппом Хохрайтером та Юргеном Шмідгубером і представлений у їхній праці “Long Short-Term Memory” (1997) [20]. В основному підхід базується на вентильному рекурентному вузлі (Gated Recurrent Unit, GRU).

GRU пропонує вирішити проблему зникаючого градієнта, яка є загальною проблемою в структурі нейронної мережі та виникає, коли

оновлення ваги стає занадто малим, щоб створити значну зміну в мережі. GRU складається з двох воріт: оновлення та скидання. Коли раннє спостереження виявляється дуже важливим, прихований стан не оновлюється. Подібним чином, коли ранні спостереження незначні, це призводить до скидання стану.

Як було зазначено раніше, однією з найкращих особливостей РНМ є її здатність поєднувати минулу та теперішню інформацію. Однак ця здатність виявляється невдалою, коли з'являється «довгострокова залежність». Довгострокові залежності означають, що модель навчається на ранніх спостереженнях.

Для прикладу розглянемо таке речення [15]:

"Країни мають власні валюти, як у США, де люди здійснюють операції з доларами".

У випадку коротких залежностей відомо, що наступне передбачуване слово стосується валюти, але якщо запитати, яка це валюта? Тоді все стає складніше, оскільки можна мати різні валюти в тексті, що означає довгострокову залежність. Потрібно повернутися в минуле, щоб знайти щось актуальне про країну, в якій використовується долар.

LSTM намагається нівелювати слабкість роботи РНМ у довгострокових залежностях таким чином, щоб стати досить корисним інструментом для позбавлення від непотрібної інформації. LSTM працює з гейтами, дозволяючи LSTM забути нерелевантні дані. Це:

- "Forget gates";
- "Input gates";
- "Output gates".

"Forget gates" створено для сортування необхідної та непотрібної інформації, щоб LSTM працювала ефективніше, ніж РНМ. При цьому значення функції активації, сігмоїди, стає нульовим, якщо інформація є нерелевантною. "Forget gates" можна описати формально так:

$F_t = \sigma(X_t W_I + h_{t-1} W_f + b_f)$, де σ це функція активації, h_{t-1} це попередній прихований стан, W_I і W_f це вагові коефіцієнти, і b_f це параметр зсуву в “Forget cell”.

“Input gates” подаються поточним часовим кроком X_t і прихованим станом попереднього часового кроку t-1. Метою “Input gates” є визначення обсягу інформації, яку слід додати до довгострокового стану. “Input gates” можна описати формально так:

$I_t = \sigma(X_t W_I + h_{t-1} W_h + b_I)$.

“Output gates” в основному визначає обсяг виводу, який слід прочитати, і працює наступним чином:

$O_t = \sigma(X_t W_O + h_{t-1} W_O + b_I)$.

Гейти не є єдиними компонентами LSTM. Іншими компонентами є [15]:

- “Candidate memory cell”;
- “Memory cell”;
- Прихований стан.

“Candidate memory cell” визначає ступінь, в якій інформація переходить до стану осередку. По-іншому, функція активації в комірці-кандидаті є tanh і має наступний вигляд:

$\hat{C}_t = \phi(X_t W_c + h_{t-1} W_c + c)$.

“Candidate memory cell” дозволяє LSTM запам'ятати або забути інформацію: $O_t = F_t \odot C + t - 1 + W_O \odot \hat{C}_t$, де $\odot$ - добуток Адамара.

В цій рекурентній мережі, прихований стан - це інструмент для передачі інформації. Комірка пам'яті зв'язує вихідний вентиль із прихованим станом: $O_t = \phi(c_t) \odot O_t$.

2.5 Критерії оцінки адекватності моделі та точності прогнозування

Для того, щоб оцінити роботу побудованих моделей і, відповідно, обрати найкращу, існують різні критерії оцінки. Деякі з них, такі, як AIC та BIC, були розглянуті раніше. Є сенс також ознайомитись з іншими.

Середня квадратична похибка (mean squared error). Розраховується за формулою:

$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \hat{Y}_i)^2$, де $\hat{Y}_i$ - прогнозоване значення, Y_i - фактичне;

Середня абсолютна похибка (mean absolute error). Розраховується за формулою:

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\hat{Y}_i - Y_i\right|;$$

Квадратний корінь середньої квадратичної похибки (root mean squared error). Розраховується за формулою:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \hat{Y}_i)^2};$$

Що меншим є значення трьох вищезазначених метрик, то кращою вважається модель.

Також використовують коефіцієнт детермінації R^2. Розраховується за формулою:

$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \mu)^2}$, де μ - середнє значення фактичних даних;

Тут логіка зворотна - що більшим є значення R^2, то кращою вважається модель.

Висновки до розділу 2

Цей розділ було присвячено огляду моделей, які застосовуються для прогнозування цін акцій на фондовому ринку. Оскільки дані, які містять інформацію про ціни та їхні зміни протягом певного періоду часу, є часовими рядами, то і моделі для огляду було дібрано відповідні. Було розглянуто компоненти, з яких складаються часові ряди, принцип роботи моделей MA, AR, ARIMA. Також описано архітектуру та роботу нейронних мереж прямого поширення, рекурентних нейронних мереж та тих, що працюють за принципом LSTM. Описано переваги та недоліки цих моделей. Також було наведено критерії оцінки якості моделей: MSE, MAE, RMSE, R^2, AIC, BIC та логіка, що стоїть за кожним критерієм.

3 ПОБУДОВА МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН АКЦІЙ НА ФОНДОВОМУ РИНКУ

3.1 Опис вхідних даних

Для побудови, навчання та тестування моделей було використано дані цін акцій компаній Apple, Microsoft, Google та Amazon. Серед використаних технологій є мова програмування Python та необхідні бібліотеки, середовище розробки Google Colaboratory.

Роботу було проведено з щоденними даними цін акцій в період з 1 січня 2020 по листопад 2024. Нижче на рисунку 3.1 показана динаміка змін цін компаній:

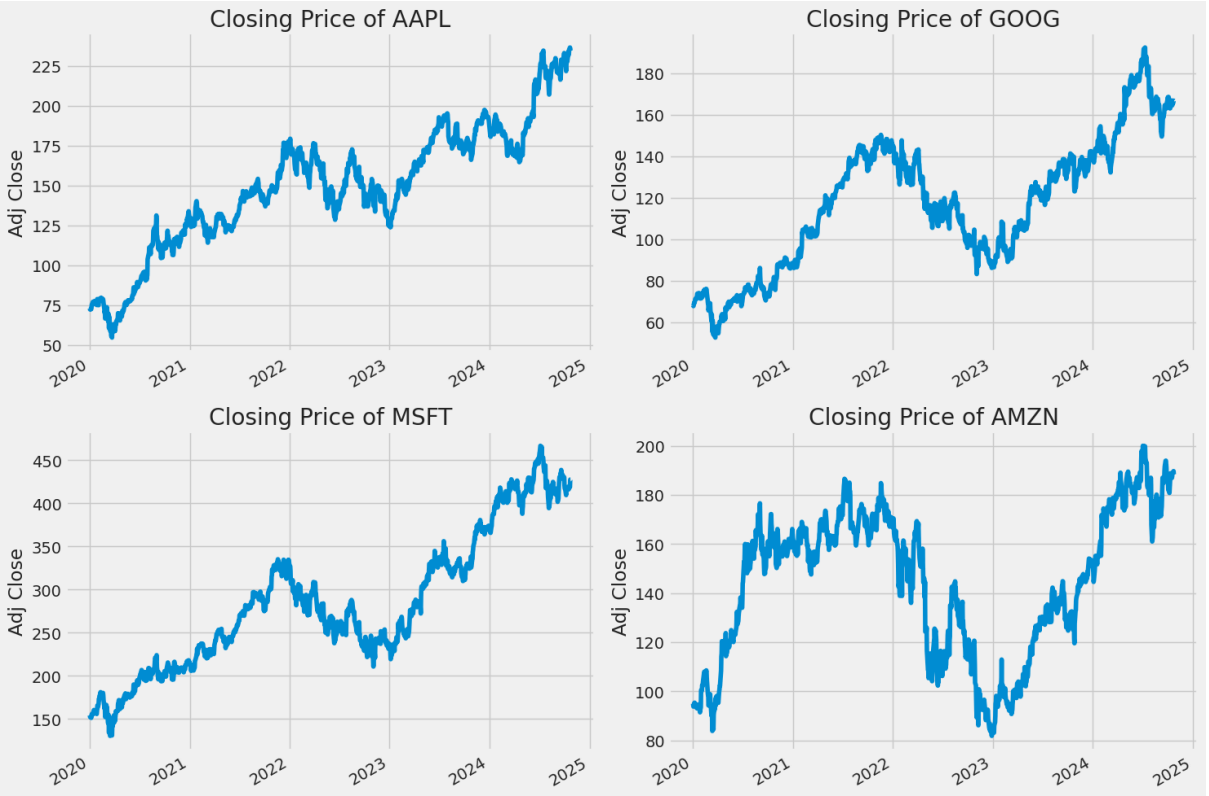

Рисунок 3.1 Динаміка змін цін акцій Apple, Google, Microsoft, Amazon

Ціна закриття - це остання ціна, за якою акція торгується протягом звичайного торгового дня. Ціна закриття акцій є стандартним орієнтиром, який використовують інвестори для відстеження її з часом.

Далі є сенс застосувати згладжування по ковзному середньому. Результат цього можна побачити на рисунку 3.2:

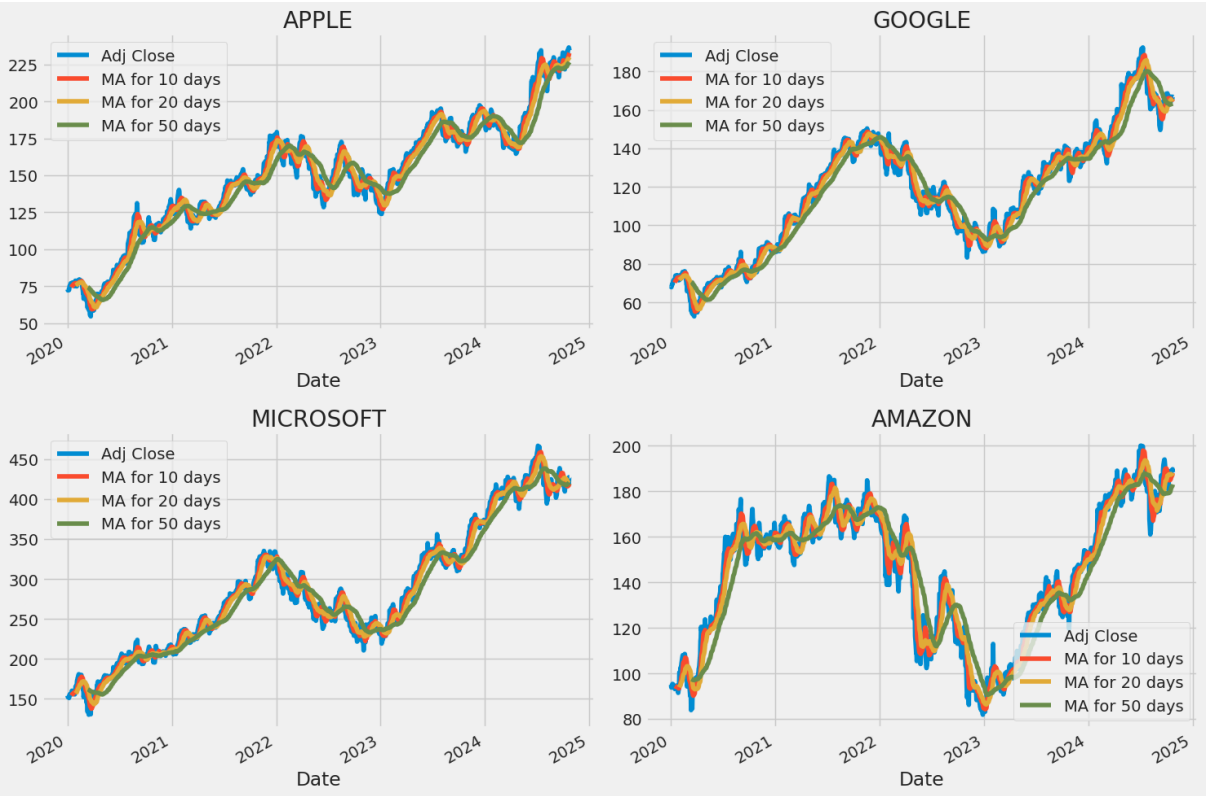

Рисунок 3.2 Графіки цін акцій після згладжування

3.2 Побудова моделей та аналіз результатів

Для наборів даних всіх чотирьох компаній було побудовано моделі прогнозування ARIMA(4,2,1), RNN та LSTM. У таблицях 3.1-3.3 представлено порівняльний аналіз якості прогнозів, отриманих за допомогою побудованих моделей.

Таблиця 3.1. Якість моделі ARIMA(4,2,1) та якість отриманих прогнозів для різних акцій

	AIC	BIC	MAE	MSE	RMSE
Apple	5894.403	5904.626	4.682	34.128	5.841
Google	5492.424	5502.647	5.856	34.933	5.910
Microsoft	5723.466	5641.425	5.622	45.781	6.766
Amazon	5655.789	5827.423	5.388	42.063	6.485

Таблиця 3.2. Оцінки якості прогнозів за допомогою RNN

	MAE	MSE	RMSE
Apple	2.622	11.700	3.420
Google	2.826	12.013	3.466
Microsoft	3.030	11.790	3.433
Amazon	2.526	10.150	3.185

Таблиця 3.3. Оцінки якості прогнозів за допомогою LSTM

	MAE	MSE	RMSE
Apple	2.660	11.096	3.331
Google	2.407	9.432	3.071
Microsoft	3.223	13.271	3.643
Amazon	2.287	10.053	3.170

Найкраще модель ARIMA(4,2,1) показала себе на даних компанії Apple. Результати роботи моделі показані на рисунках 3.3-3.6:

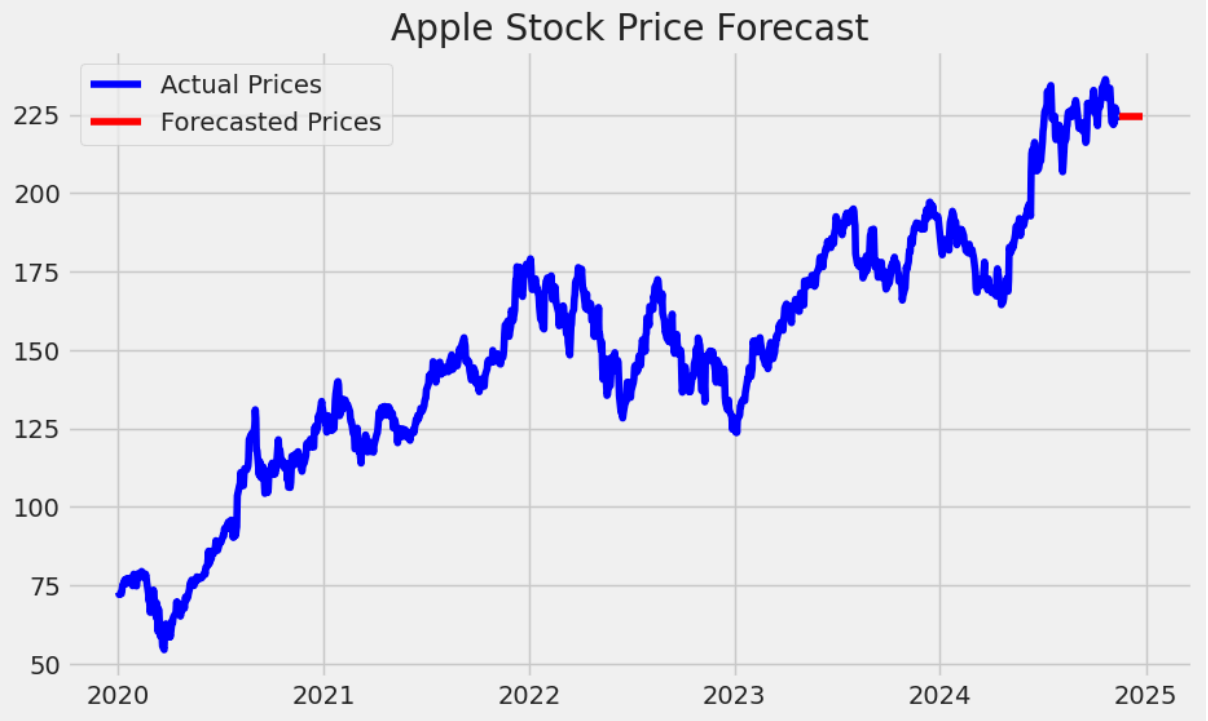

Рисунок 3.3 Прогнозовані моделлю ARIMA(4,2,1) та реальні значення цін акцій Apple

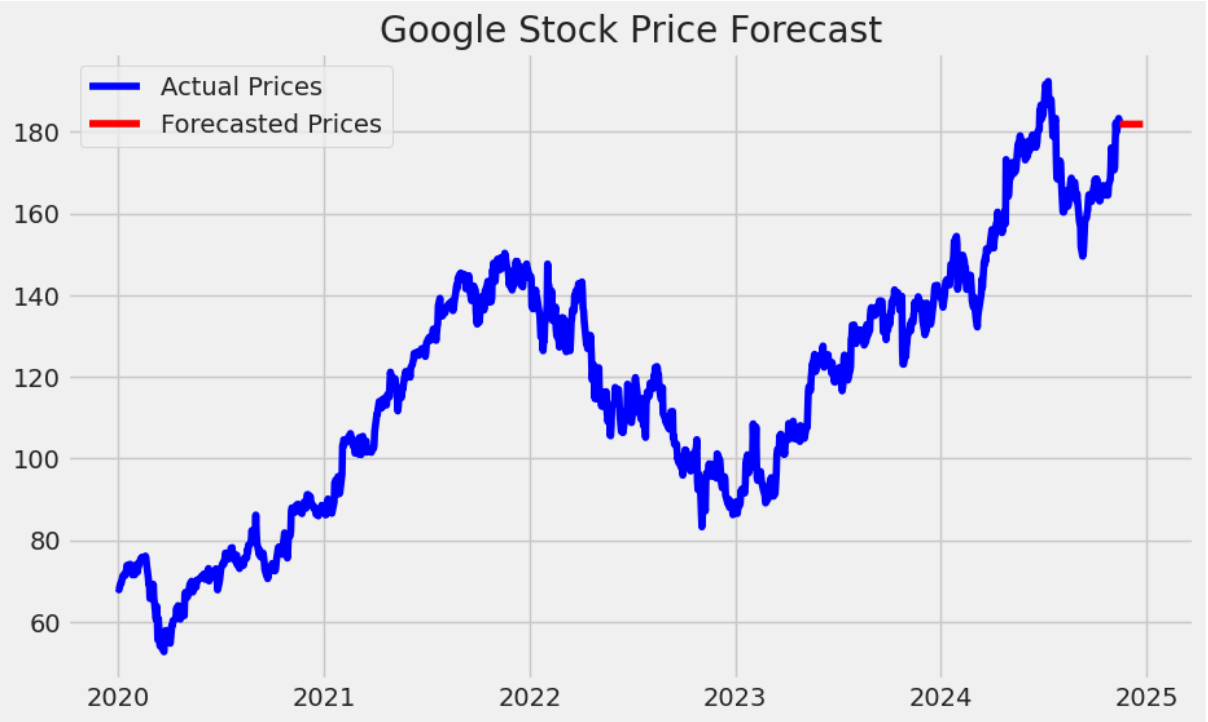

Рисунок 3.4 Прогнозовані моделлю ARIMA(4,2,1) та реальні значення цін акцій Google

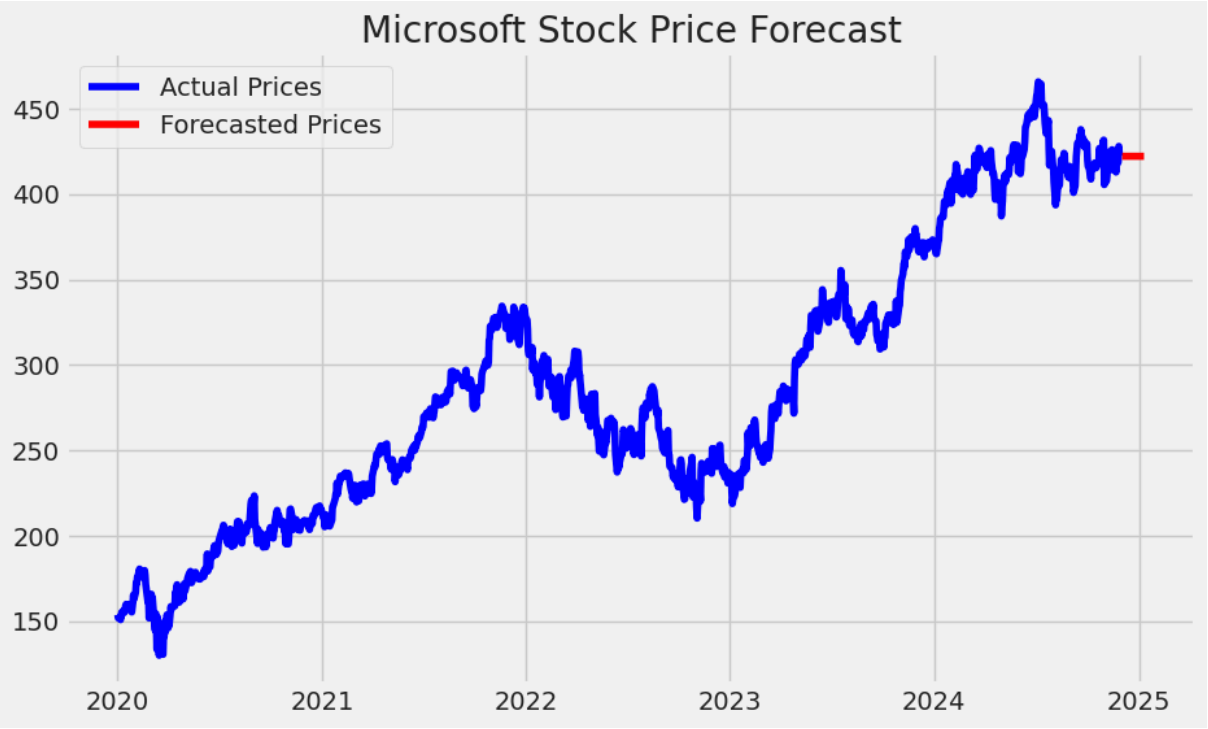

Рисунок 3.5 Прогнозовані моделлю ARIMA(4,2,1) та реальні значення цін акцій Microsoft

Рисунок 3.6 Прогнозовані моделлю ARIMA(4,2,1) та реальні значення цін акцій Amazon

Модель RNN найкраще показала себе на даних компанії Amazon. Результати її роботи видно на рисунках 3.7-3.10:

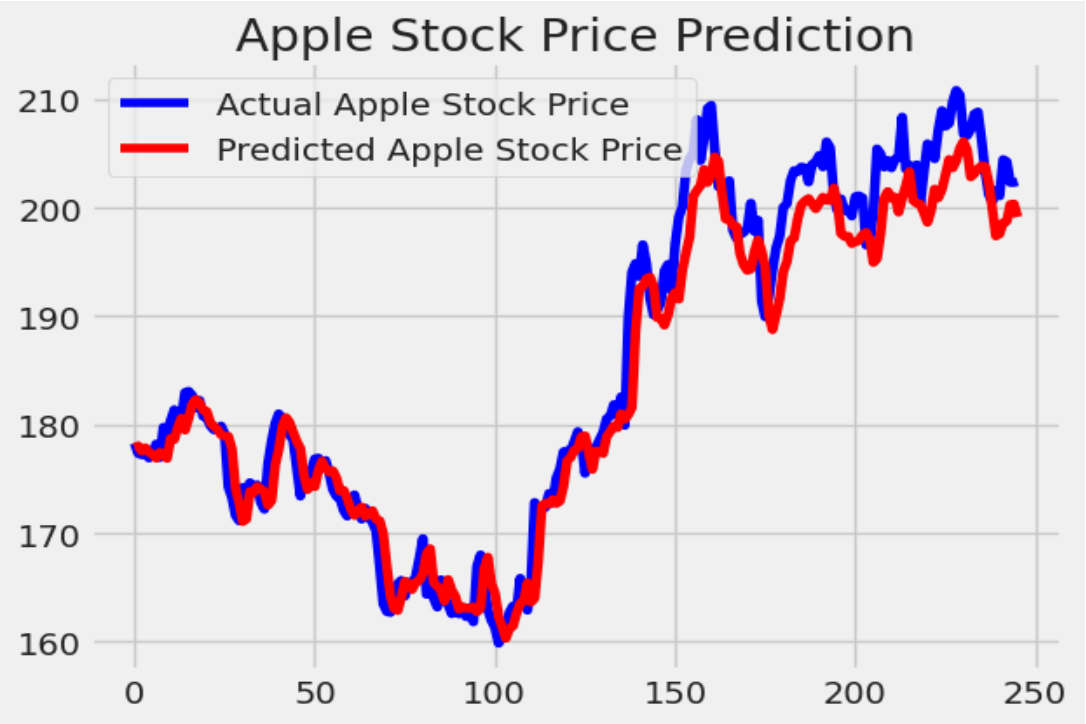

Рисунок 3.7 Прогнозовані рекурентною мережею та реальні значення цін акцій Apple

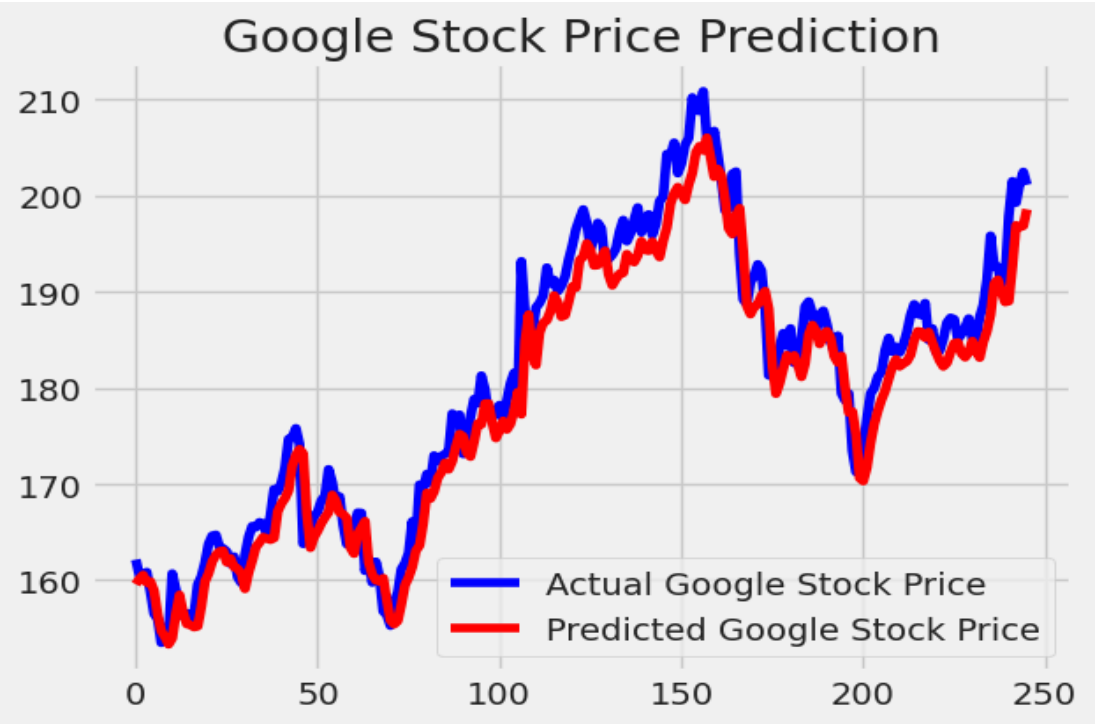

Рисунок 3.8 Прогнозовані рекурентною мережею та реальні значення цін акцій Google

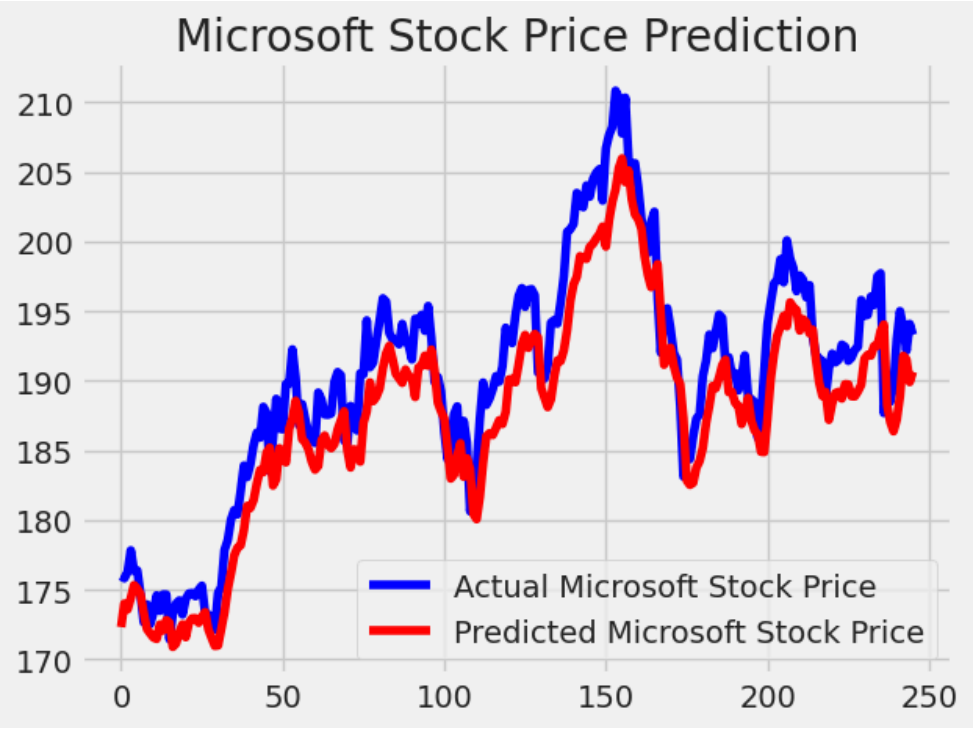

Рисунок 3.9 Прогнозовані рекурентною мережею та реальні значення цін акцій Microsoft

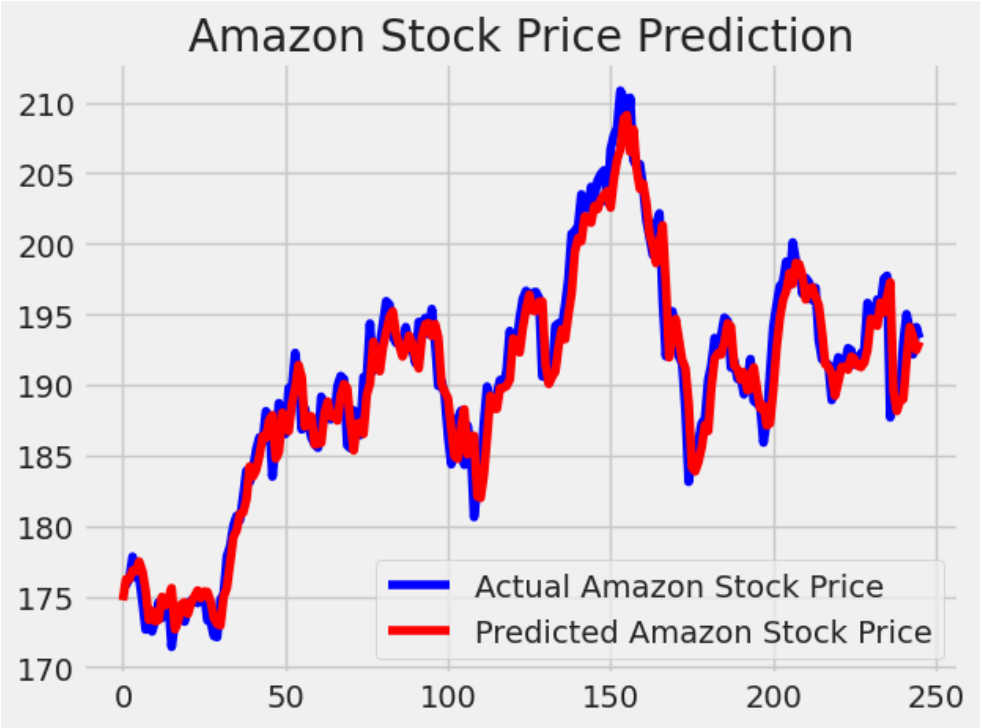

Рисунок 3.10 Прогнозовані рекурентною мережею та реальні значення цін акцій Amazon

Модель LSTM найкраще себе показала на даних компанії Google. Результати її роботи видно на рисунках 3.11-3.14:

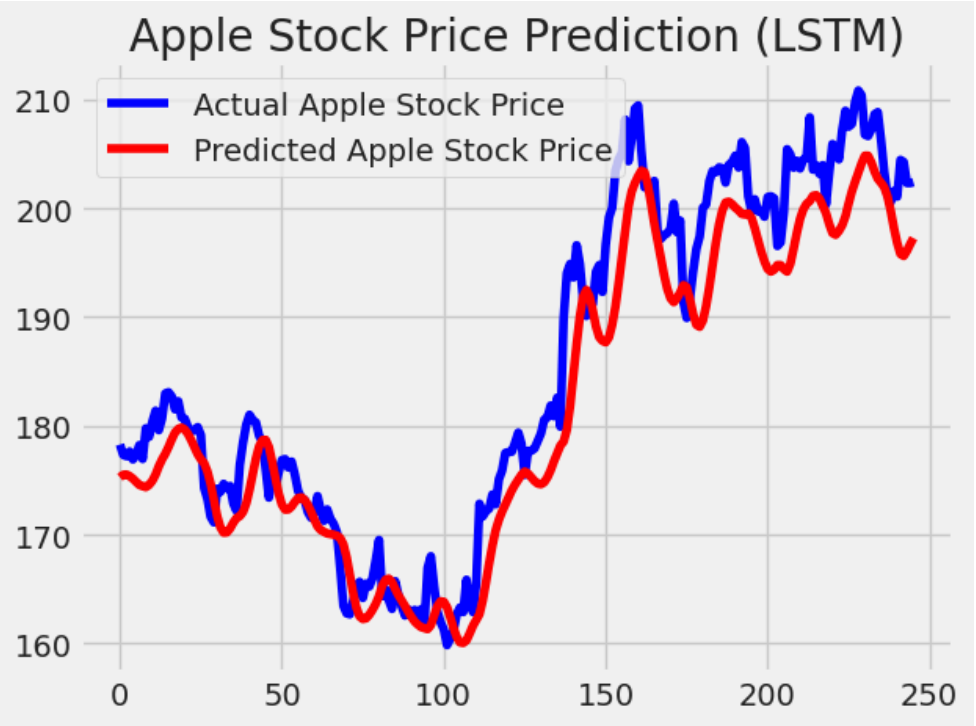

Рисунок 3.11 Прогнозовані моделлю LSTM та реальні значення цін акцій Apple

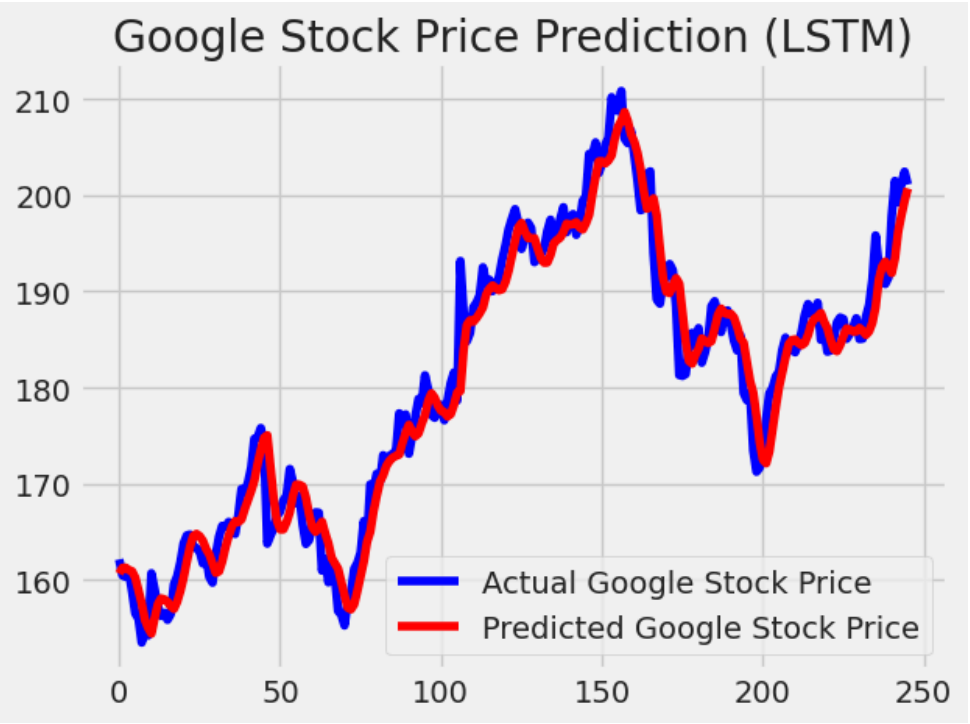

Рисунок 3.12 Прогнозовані моделлю LSTM та реальні значення цін акцій Google

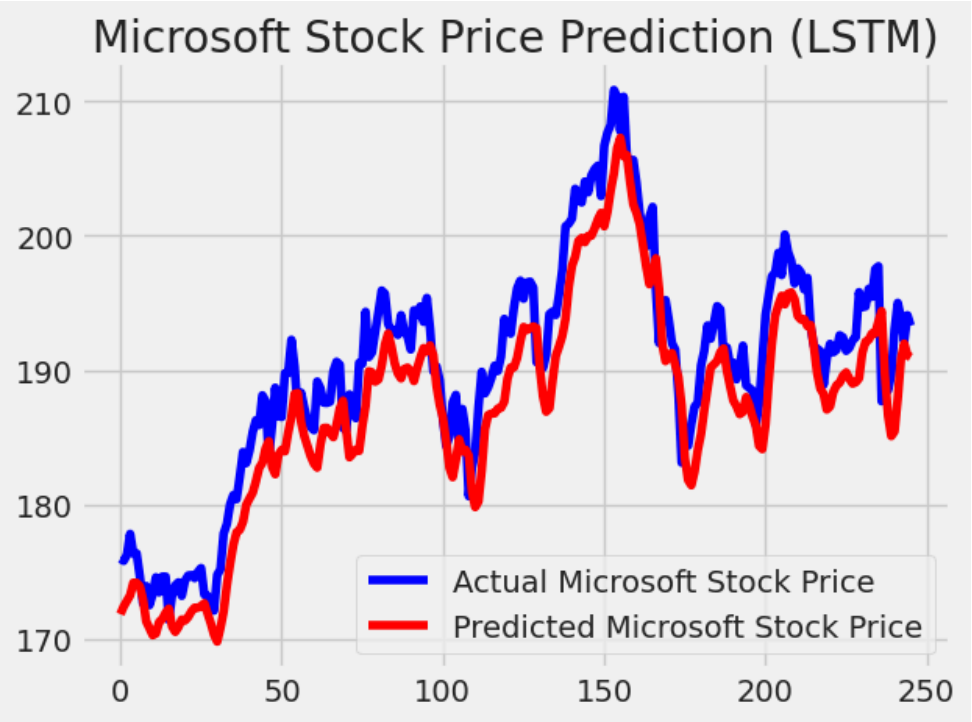

Рисунок 3.13 Прогнозовані моделлю LSTM та реальні значення цін акцій Microsoft

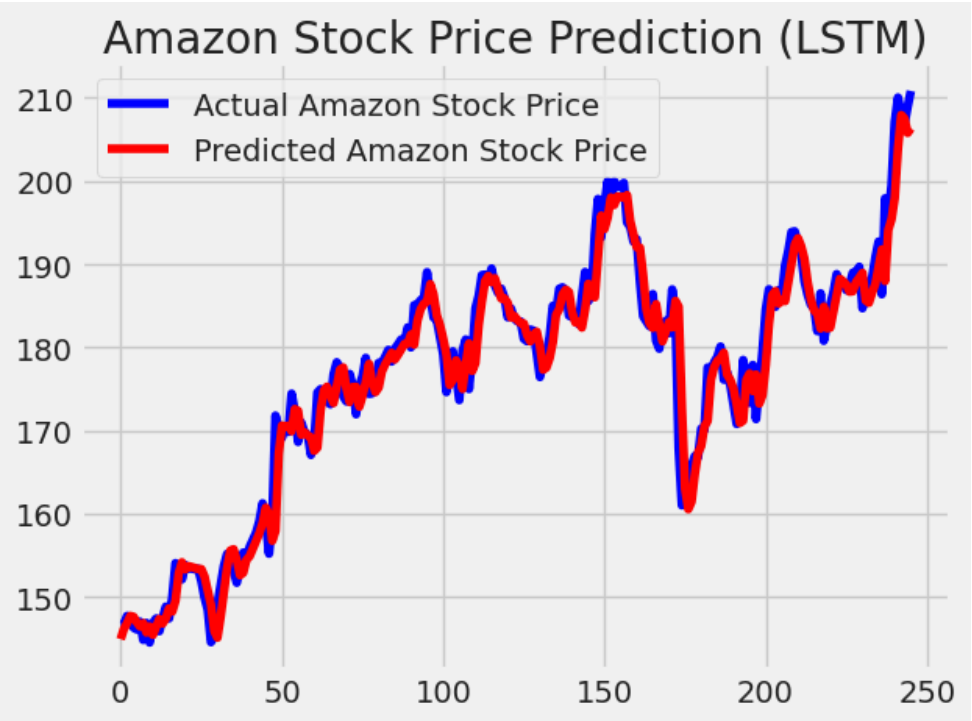

Рисунок 3.14 Прогнозовані моделлю LSTM та реальні значення цін акцій Amazon

Висновки до розділу 3

У даному дослідженні було виконано моделювання цін акцій різних компаній S&P 500. В якості вхідних даних було обрано дані компаній Apple, Microsoft, Google, Amazon і побудовано різні типи моделей для часових рядів: моделі ARIMA(4,2,1), RNN, LSTM. Для оцінки якості моделей використано метрики MAE, MSE, RMSE. Якість моделей і оцінки прогнозу зазвичай суттєво залежать від конкретного датасету, але якщо подивитись в цілому на отримані результати, то можна зробити висновок, що найкраще себе показала мережа LSTM.

4 РОЗРОБКА ВЛАСНОГО СТАРТАП-ПРОЄКТУ

Фінансові ринки завжди були наріжним каменем глобальної економічної діяльності, на яких щодня обмінювалися трильйони доларів. Проте прогнозування руху фондового ринку залишається одним із найскладніших завдань для інвесторів і трейдерів через притаманну нестабільність і складність ринкової динаміки. Останні досягнення в галузі машинного навчання та штучного інтелекту відкрили нові можливості для аналізу величезних обсягів ринкових даних, пропонуючи безпрецедентну точність прогнозування та інструменти для прийняття рішень.

У цьому розділі описано стратегію розвитку та масштабування стартап-проєкту, спрямованого на революцію в прогнозуванні фондового ринку. Система використовує найсучасніші моделі, зокрема ARIMA, рекурентні нейронні мережі (РНМ) і мережі довгострокової короткочасної пам’яті (LSTM), щоб прогнозувати ціни акцій і надавати трейдерам та інвесторам практичну інформацію. Від початкового дослідження ринку до створення мінімально життєздатного продукту (MVP) цей комплексний план детально описує ключові етапи створення масштабованої платформи аналізу запасів на основі штучного інтелекту, яка вирішує такі проблеми, як точність моделі, залучення користувачів і дотримання нормативних вимог.

4.1 План розробки стартапу та масштабування його на ринок

Щоб розробити та масштабувати свій стартап, зосереджений на аналізі та прогнозуванні даних фондового ринку за допомогою моделей ARIMA, PHM і LSTM, треба виконати наведені нижче дії для ефективної стратегії запуску та зростання:

Етап 1: Дослідження ринку

На цьому етапі треба визначити цільову аудиторію, провести дослідження ринку, дослідити юридичні аспекти роботи та визначити основну цінність продукту

Етап 2: Створення MVP (мінімально життєздатного продукту)

Визначитись із стеком технологій, створити MVP та затестувати це на певній групі ЦА

Етап 3: Масштабування та покращення функцій

Покращити моделі прогнозування за рахунок додання нових джерел даних, розширити функціонал продукту, а також створити його мобільну версію

Етап 4: Бізнес-модель і монетизація

Розробити модель Freemium: пропонувати основні прогнози та аналіз ринку безкоштовно. Паралельно створити плани підписки.

Етап 5: Маркетинг і залучення користувачів

Треба будувати партнерство з фінансовими освітніми платформами, брокерськими компаніями та торговельними спільнотами, а також розвивати соціальні мережі і реферальні програми.

Етап 6: Масштабування бізнесу

Розширення на міжнародну аудиторію, покращення моделей на основі ШІ та ліцензування бізнесу.

Етап 7: Фінансування та стратегія виходу

Треба знайти фінансування, розробити стратегії зростання, а також виходу на випадок, якщо нас захоче придбати більша компанія.

4.2 Опис ідеї стартап-проєкту

Стартап-проєкт полягає у вирішенні проблеми прогнозування цін акцій компаній. У таблиці 4.1 наведена інформаційна карта стартапу.

Таблиця 4.1 – Інформаційна карта стартап-проєкту

Назва проєкту	PriceForecast
Автори проєкту	Теванян Роман Робертович
Коротка анотація	Система на базі ШІ для аналізу та прогнозування цін на акції за допомогою моделей ARIMA, RNN і LSTM
Термін реалізації проєкту	12-18 місяців
Необхідні ресурси	- Джерела фінансових даних (Yahoo Finance, Alpha Vantage) - Хмарна інфраструктура (AWS, GCP, Azure) - Експерти з машинного навчання - Front-end і back-end розробники - Інтеграція API з брокерськими службами
Опис проблеми, яку вирішує проєкт	Проєкт вирішує проблему точного прогнозування руху фондового ринку в нестабільному середовищі, допомагаючи трейдерам та інвесторам приймати обґрунтовані рішення на основі даних і прогнозів.

Продовження таблиці 4.1

Головні цілі та завдання проєкту	- Розробити платформу на основі штучного інтелекту для прогнозування цін на акції - Запропонувати користувачам корисну інформацію для покращення торгових стратегій - Створити масштабовану систему, яка об’єднує дані в реальному часі та прогнозні моделі для роздрібних та інституційних інвесторів
Очікувані результати	- Повнофункціональна платформа, яка забезпечує надійні прогнози акцій — Підвищена точність прогнозів фондового ринку за допомогою моделей ШІ - Зручна інформаційна панель для візуалізації прогнозів і прийняття обґрунтованих торгових рішень

4.3 Технологічний аудит ідеї проєкту

Тепер можна розібрати ідею стартапу та провести конкурентний аналіз. У таблиці 4.2 наведений опис ідеї стартапу.

Таблиця 4.2 – Опис ідеї стартапу

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
проєкт спрямований на розробку платформи прогнозування фондового ринку на основі ШІ з використанням передових моделей машинного навчання, таких як ARIMA, RNN і LSTM.	- Торгівля на фондовому ринку та інвестиції	- Покращене прийняття рішень завдяки аналізу на основі даних та доступ до точних прогнозів цін на акції для кращих торгових стратегій
	- Фінансове планування та управління портфелем та алгоритмічний трейдинг	- Сповіщення в режимі реального часу та параметри автоматизованої торгівлі для підвищення прибутковості та управління ризиками

Далі проведемо порівняльний аналіз конкурентів проєкту та наведемо результати у таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 – Порівняльний аналіз конкурентів проєкту

№ п/п	Техніко-економічні характеристики ідеї	(потенційні) товари/концепції конкурентів				W	N	S
		Власний проєкт	Bloomberg Terminal	QuantConnect	Alpha Vintage			
1	Прогнозування ціни акцій на основі ШІ	Прогнози на основі AI з використанням ARIMA, RNN, LSTM	Розширена аналітика, без прямого прогнозування на основі ШІ	Алгоритмічна торгівля, без прогнозування ШІ	Відсутнє			+
2	Інтеграція даних у реальному часі	Дані в реальному часі з кількох фондових бірж	Великі дані в реальному часі	Дані в реальному часі для тестування	Дані про акції в реальному часі			+

Продовження таблиці 4.3

3	Доступність по ціні	Freemium model дозволяє користуватись основним функціоналом безкоштовно якийсь час	Відомий своєю високою вартістю (зазвичай понад 20 000 доларів)	Пропонує безкоштовну модель, але обмежені можливості	Надає недорогу послугу API, що робить її дуже доступною для окремих трейдерів і розробників.			+
4	Зручна інформаційна панель із прогнозованими візуалізаціями	Інтуїтивно зрозумілий UI для роздрібних і інституційних користувачів	Складний UI, інституційний фокус	На основі алгоритму, відсутній UI для прогнозування	Відсутня			+

Продовження таблиці 4.3

5	Кастомізовані сповіщення про рух акцій	Сповіщення про значні зміни акцій на основі прогнозів	Сповіщення про ціни, без сповіщень на основі ШІ	Немає	Немає			+
6	Інтеграція автоматизованої торгівлі з прогнозами	Інтегрує прогнози з брокерськими API для автоматизованої торгівлі	Немає	Автоматизована торгівля, але без інтеграції прогнозування на основі ШІ	Відсутня			+
7	Довіра та авторитет ринку	Проєкту бракує довіри на ринку та репутації	Користується авторитетом	Користується авторитетом	Користується авторитетом	+		
8	База користувачів та ріст	Набір користувачів може виявитись складною задачею	Сформована база	Сформована база	Сформована база		+	

Далі аналізуємо реальність технічно здійснити ідею проєкту (таблиця 4.4).

Таблиця 4.4 – Технологічна здійсненність продукту

№ п/п	Ідея проєкту	Технології і реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1	Система прогнозування фондового ринку на основі ШІ	Використання мови програмування Python	Наявні	Доступні
2		Використання мови програмування R	Не наявні	Доступні
3		Використання мови програмування Rust	Наявні	Доступні
Обрана технологія реалізації ідеї проєкту: Python				

4.4 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проєкту

Далі проведемо попередній аналіз ринку для запуску стартап-проєкту (таблиця 4.5).

Таблиця 4.5 – Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проєкту

№ п/п	Показники ринку (найменування)	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	3
2	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	50000
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Позитивна, зростає
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Юридичні перешкоди у сфері фінансових послуг
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Відповідність місцевим нормативним фінансовим стандартам (наприклад, SEC, ESMA) і потенційна сертифікація ISO щодо якості ПЗ.
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	15%

Тепер проведемо характеристику потенційних клієнтів, які можуть бути зацікавлені в проєкті (таблиця 4.6).

Таблиця 4.6 – Характеристика потенційних клієнтів стартап-проєкту

№ п/п	Потреби, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Попит на точні прогнози та аналіз цін акцій	Роздрібні інвестори, Інституційні інвестори, Фінансові консультанти	Шукають різні інструменти	Простота використання, точність та підтримка
2	Інтерес до даних у реальному часі та сповіщень про рух акцій	1.Денні трейдери, Довгостроков і інвестори, Алгоритмічні трейдери	Комусь потрібен швидкий доступ до даних, комусь глибший аналіз ринку	Оновлення даних у реальному часі та налаштування сповіщень
3	Необхідність управління ризиками та оптимізації портфеля	Фірми з управління капіталом, Хедж-фонди	Необхідність у більшій роздільній здатності	Аналіз ризиків, управління портфоліо

Обрахуємо фактори загроз (таблиця 4.7) та можливостей (таблиця 4.8). Проаналізуємо загрози, щоб зрозуміти можливі перешкоди при запуску

продукт на ринок. Фактори можливостей же треба обрахувати, щоб знати усі сприятливі умови та по можливості ними скористатися.

Таблиця 4.7 – Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1	Коливання ринку	Раптові та значні коливання цін на акції можуть призвести до неточних прогнозів і невдоволення користувачів.	Впровадження безперервних оновлень та вдосконалення моделі, покращення наборів навчальних даних
2	Відповідність нормативним вимогам	Зміни у фінансових правилах можуть вплинути на операції та вимагати коригування ділової практики.	Перебування в курсі регулятивних змін, наймання експертів із відповідності та інтеграція перевірки відповідності в розробку продукту.
3	Безпека даних	Потенційні порушення конфіденційних фінансових даних можуть призвести до втрати довіри та юридичних наслідків.	Інвестиція в передові заходи кібербезпеки, регулярні перевірки безпеки та забезпечення дотримання правил захисту даних.

Продовження таблиці 4.7

4	Конкуренція	Жорстка конкуренція з боку визнаних гравців може перешкоджати проникненню на ринок і залученню користувачів.	Виділення завдяки унікальним функціям, винятковому сервісу і таргетованим маркетинговим стратегіям.
5	Технічні складнощі	Залежність від складних алгоритмів та інтеграції даних у реальному часі може призвести до системних збоїв або неточностей.	Створення сильної команди тех. підтримки, регулярне тестування системи та підтримка резервних механізмів для критично важливих послуг.
6	Залучення користувачів	Користувачі можуть вагатися і не переходити з усталених платформ або використовувати нові технології	Пропонувати освітні ресурси, безкоштовні пробні версії.
7	Насичення ринку	Ринок фінансових технологій стає все більш насиченим.	Зосередження на ринкових нішах, адаптація рішень до конкретних потреб користувачів і впровадження інновацій.

Таблиця 4.8 – Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1	Зростання кількості роздрібних інвесторів	Збільшується кількість роздрібних інвесторів, які входять на ринок і шукають доступні інструменти та ресурси.	Налаштувати маркетингові стратегії для цільового залучення роздрібних інвесторів, пропонуючи зрозумілі інструменти та навчальний контент.
2	Прогрес у галузі ШІ	Швидкий прогрес у штучному інтелекті може підвищити точність прогнозування та функціональність.	Інвестувати в дослідження та розробки, щоб використовувати найновіші методи ШІ, постійно вдосконалюючи прогностичні можливості платформи.
3	Попит на дані в режимі реального часу	Перехід до аналітики даних в реальному часі у фінансовій торгівлі створює потребу в надійних рішеннях.	Сфокусуватися на розробці та просуванні функцій, які надають аналітику в режимі реального часу, сповіщення та автоматизовані торгові функції.

Продовження таблиці 4.8

4	Інтеграція з фінансовими екосистемами	Партнерство з існуючими фінансовими платформами та брокерами може розширити базу користувачів та покращити функціональність.	Досліджувати стратегічні партнерства з брокерами та фінансовими установами для інтеграції послуг та збільшення охоплення ринку.
5	Віддалена робота та цифрові рішення	Збільшення віддаленої роботи призвело до більшої залежності від цифрових рішень для торгівлі та управління інвестиціями.	Удосконалити цифрові функції платформи, зробивши її адаптивною для віддалених користувачів та забезпечуючи відповідність потребам цифрового робочого середовища.

Далі розглянемо питання конкуренції, а саме визначимо її тип та рівень (таблиця 4.9).

Таблиця 4.9 – Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	У чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
1. Вказати тип конкуренції: олігополістична	Домінують кілька великих гравців (Bloomberg, QuantConnect, Alpha Vantage)	Складно зайти на ринок через сильну присутність великих гравців. Необхідно пропонувати унікальні рішення.
2. За рівнем конкурентної боротьби: міжнародний	Платформи наявні надають свої послуги інвесторам і трейдерам по всьому світу.	Розширити цільову аудиторію, розробити інтерфейс на різних мовах
3. За галузевою ознакою: внутрішньогалузева	Можуть працювати з різними галузями	Покращити персоналізацію
4. Конкуренція за видами товарів: товарно-родова	Різні компанії пропонують схожі прогностичні інструменти.	Підприємству потрібно розробити унікальні функції та сервіси для виділення на тлі конкурентів.
5. За характером конкурентних переваг: нецінова	Компанії змагаються за впровадження технологій ШІ.	Слід забезпечити високий рівень інновацій і стабільні оновлення продукту

Продовження таблиці 4.9

6. За інтенсивністю: марочна	Вже представлені компанії із сильним брендом	Необхідно сфокусуватися на маркетингу та створенні репутації

Далі необхідно виконаємо аналіз конкуренції за моделлю 5 сил конкуренції Майкла Портера (таблиця 4.10).

Таблиця 4.10 – Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Прямі конкуренти у галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товарозамінники
Bloomberg, QuantConnect, Alpha Vantage	Нові фінтех стартапи, які використовують новітні технології, зокрема штучний інтелект та ML	Постачальники фінансових даних (Yahoo Finance, Alpha Vantage, ін.)	Роздрібні інвестори, трейдери, фінансові аналітики, компанії	Фінансові блоги, спільноти трейдерів, прості аналітичні інструменти

Продовження таблиці 4.10

Мають великий досвід, розвинені бренди та велику клієнтську базу	Легший доступ до технологій, але обмежені фінансові ресурси	Постачальники хмарних обчислень (AWS, Azure)	Мають високі вимоги до якості та точності прогнозів	Дешевші або безкоштовні альтернативи
Висока інтенсивність конкуренції через сильну ринкову позицію	Намагаються увійти на ринок, використовуючи нові інновації	Постачальники ML та обчислювальних алгоритмів	Широкий вибір рішень на ринку дає їм високий рівень переговорної сили	Поради експертів або традиційні методи аналітики
Пропонують широкий набір інструментів для фінансових ринків	Можуть запропонувати нові функції за нижчими цінами	Постачальники API для інтеграції з фінансовими ринками	Цінова конкуренція та точність прогнозування є ключовими для залучення	Прості фінансові інструменти можуть задовольнити базові потреби

Маючи результати аналізу конкуренції (таблиця 4.10), характеристики ідеї стартап-проєкту (таблиця 4.5), характеристики потенційних клієнтів і їх вимоги до продукту (таблиця 4.6) та фактори ринкового середовища (таблиці 4.7 і 4.8) було сформульовано та обґрунтовано перелік факторів конкурентоспроможності (таблиця 4.11).

Таблиця 4.11 – Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ п/п	Фактор конкуренто спроможнос ті	Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проєктів значущим)
1	Доступність	Цінова доступність є важливим чинником для залучення роздрібних інвесторів і менших компаній, які не можуть дозволити собі послуги дорогих платформ, як-от Bloomberg
2	Швидкість і масштабова ність	Завдяки хмарним технологіям та інноваційній архітектурі системи, продукт може обробляти велику кількість даних в реальному часі.
3	Автоматиза ція торгівлі	Інтеграція з системами автоматизованої торгівлі дозволяє користувачам не лише отримувати прогнози, а й автоматично виконувати угоди, що є суттєвою перевагою для активних трейдерів.

Продовження таблиці 4.11

4	Гнучкість та персоналізація	Продукт дозволяє налаштовувати алгоритми прогнозування під конкретні потреби користувача, що дає перевагу перед платформами зі стандартними інструментами для широкого загалу.
5	Інтерфейс і користувацький досвід	Простий та інтуїтивно зрозумілий інтерфейс дозволяє новим користувачам швидко розпочати роботу, зменшуючи бар'єр для входу. Це є важливою конкурентною перевагою для залучення нових клієнтів.
6	Якість та точність даних	Використання надійних постачальників фінансових даних та забезпечення високої точності прогнозів є критичним для аналітиків та трейдерів, які покладаються на правильні рішення для прийняття угод.
7	Підтримка клієнтів та аналітична допомога	Наявність якісної підтримки клієнтів та можливість отримання консультацій щодо аналітики створює довіру та лояльність до продукту, що є важливим у сегменті фінансових технологій.

Тепер можна провести аналіз сильних та слабких сторін продукту (таблиця 4.12).

Таблиця 4.12 – Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін системи

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів-конкурентів						
			-3	-2	-1	0	1	2	3
1	Доступність	20	+						
2	Швидкість і масштабованість	16		+					
3	Автоматизація торгівлі	10		+					
4	Гнучкість та персоналізація	17			+				
5	Інтерфейс і користувацький досвід	17		+					
6	Якість та точність даних	18			+				
7	Підтримка клієнтів та аналітична допомога	18			+				

Далі проведемо SWOT-аналіз продукту (таблиця 4.13).

Таблиця 4.13 – SWOT-аналіз стартап-проєкту

Сильні сторони	**Слабкі сторони**
Доступна ціна Швидкість і масштабованість Автоматизація торгівлі Гнучкість та персоналізація	Не сформована база клієнтів Не сформована репутація Високі витрати на R&D Обмежені фін. ресурси на початку Висока залежність від постачальників даних

Продовження таблиці 4.13

Можливості	**Загрози**
Розширення ринку Розширення послуг Міжнародна експансія Партнерства з фін.установами та фондами Інтеграція з новими технологіями	Жорстка конкуренція Технологічні зміни Регуляторні зміни Залежність від постачальників даних Клієнтські очікування

Завдяки проведенню SWOT-аналізу, можна визначити сильні та слабкі сторони, можливості та загрози, пов'язані з конкуренцією та плануванням стартап-проєкту. Далі спроєктуємо альтернативну ринкову поведінку для інтеграції стартап-проєкту на ринок та приблизний час реалізації системного комплексу, з урахуванням потенційних проєктів, що можуть бути виведені на ринок та наведемо результати у таблиці 4.14.

Таблиця 4.14 – Альтернативи ринкового впровадження стартап проєкту

№ п/п	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Партнерство з постачальниками фінансових даних	70%	3-6 місяців
2	Запуск пілотного проєкту з декількома великими клієнтами	50%	6-9 місяців
3	Розширення інструментарію системи для підтримки DeFi та блокчейн ринків	30%	12-18 місяці

Продовження таблиці 4.14

4	Масштабування проєкту на міжнародний ринок	50%	9-12 місяців
5	Запуск рекламної кампанії для залучення роздрібних інвесторів через соціальні мережі	70%	3-6 місяців
6	Створення навчальних матеріалів і вебінарів для нових користувачів	70%	2-4 місяці
7	Залучення зовнішніх інвестицій через венчурні фонди	50%	9-12 місяців

У даному пункті було проведено детальний аналіз ринку та продукту. Також відповідно до результатів проведеного конкурентного аналізу, визначених факторів ринку та його сприятливість, описання ідеї та характеристик стартап-проєкту, можна зробити висновок, що існують дуже сприятливі умови для виходу продукту на ринок.

4.5 Розроблення ринкової стратегії стартап-проєкту

Для розробки ринкової стратегії продукту, у першу чергу, необхідно проаналізувати цільову аудиторію проєкту (таблиця 4.15).

Таблиця 4.15 – Вибір цільових груп потенційних споживачів

№ п/п	Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит у межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1	Роздрібні інвестори	Висока	25-30%	Висока	Середня
2	Малий та середній бізнес	Середня	15-20%	Середня	Висока
3	Фінансові аналітики	Висока	20-25%	Висока	Низька
4	Студенти та молоді спеціалісти в галузі фінансів	Висока	10-15%	Низька	Висока
5	Інвестиційні фонди та компанії	Середня	20-25%	Висока	Низька
Які цільові групи обрано: 3, 5					

Маючи аналіз цільових груп, далі визначимо базову стратегію розвитку продукту (таблиця 4.16).

Таблиця 4.16 – Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Обрана альтернатива розвитку проєкту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку*
1	1	Сегментація та таргетинг	Доступні ціни Підтримка користувачів	Гнучка стратегія – адаптація продукту під конкретні потреби сегментів

Для роботи в обраних сегментах ринку сформовано базову стратегію розвитку (таблиці 4.17, 4.18).

Таблиця 4.17 – Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

Чи є проєкт «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки
Ні	Так	Ні	Виклик лідера

Таблиця 4.18 – Визначення стратегії позиціонування

Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проєкту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проєкту (три ключових)
Висока точність прогнозів Простота використання Доступність цін Можливість налаштування та персоналізації продукту Своєчасне оновлення даних	Гнучка стратегія, адаптована під потреби клієнтів	Користувацький інтерфейс Система підтримки	Технологічність Доступність Надійність

4.6 Розроблення маркетингової програми стартап-проєкту

Після проведеного комплексного аналізу, можна повноцінно описати ключові переваги концепції потенційного товару (таблиця 4.19) та побудувати концепцію маркетингових комунікацій (таблиця 4.20).

Таблиця 4.19 – Ключові переваги концепції потенційного товару

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити
1	Висока точність прогнозів	Зменшення ризиків інвестування завдяки точним прогнозам.	Використання новітніх алгоритмів ШІ для підвищення точності та регулярне оновлення моделей на основі нових даних.
2	Простота використання	Інтуїтивно зрозумілий інтерфейс	Доступність навчальних матеріалів та підтримки для нових користувачів.
3	Доступність цін	Конкурентоспроможні ціни, які дозволяють залучити ширшу аудиторію.	Гнучкі підписки та безкоштовні пробні версії. Прозора цінова політика без прихованих платежів.
4	Можливість налаштування та персоналізації	Індивідуальні налаштування відповідно до потреб кожного користувача.	Різноманітні інструменти для персоналізації, та спеціалізовані функції для різних сегментів користувачів.
5	Своєчасне оновлення даних	Актуальні дані для прийняття рішень в режимі реального часу.	Інтеграція з різними джерелами даних для своєчасного і автоматизованого оновлення даних.

Таблиця 4.20 – Концепція маркетингових комунікацій

№ п/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуютьс я цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціону вання	Завдання рекламного повідомленн я	Концепція рекламного звернення
1	Зацікавленіст ь у фінансових новинах та аналітиці	Соціальні мережі	Надійніст ь Доступніс ть	Підвищити обізнаність про продукт	Використання візуальних елементів
2	Схильність до самостійного навчання	Вебінари та онлайн-курс и	Індивідуал ьність Освітність	Продемонст рувати переваги та можливості продукту	Емоційний заклик до дії Асоціації з успіхом
3	Потреба в підтримці та консультаціях	Email-розсил ки	Інновацій ність	Підвищити лояльність існуючих клієнтів	Презентація продукту як вирішення конкретних проблем
4	Оцінка альтернатив перед прийняттям рішення	Блоги та фінансові портали	Гнучкість	Заохочення до пробного використанн я	Підкреслення результатів і відгуків користувачів

Висновки до розділу 4

У цьому розділі було детально розглянуто концепцію стартап-проєкту, спрямованого на аналіз та прогнозування фондового ринку. Визначено ключові переваги продукту, включаючи високу точність прогнозів, простоту використання та доступність. Проведений аналіз конкурентного середовища, факторів ризику та можливостей, а також характеристика цільової аудиторії дозволили сформулювати стратегію маркетингових комунікацій.

Завдяки всебічному підходу до дослідження, стартап має потенціал стати успішним гравцем на ринку, пропонуючи інноваційні рішення для інвесторів та фінансових аналітиків. Стратегія позиціювання та чітке розуміння потреб цільової аудиторії стануть запорукою досягнення конкурентних переваг і розвитку бізнесу в умовах динамічного ринку.

ВИСНОВКИ

У роботі було проаналізовано існуючі методи, які використовуються на фондовому ринку, розроблено алгоритми для прогнозування цін акцій, розглянуто різні способи оцінки якості моделей.

Методи штучного інтелекту демонструють доволі високу ефективність у задачах прогнозування цін. Для практичної реалізації у цьому дослідженні вибрано і використано була мова програмування Python та її бібліотеки, які дуже зручно застосовувати в аналізі даних. З їх допомогою, а також з використанням реальних даних компаній S&P 500, було побудовано моделі з метою прогнозування цін акцій. Весь процес розробки було пройдено, включаючи попередній аналіз даних і оцінку побудованих моделей.

Зважаючи на отримані результати, можна зробити висновок, що прогнозування процесів на фондовому ринку може бути ефективно виконано за допомогою методів штучного інтелекту. Було побудовано моделі ARIMA(4,2,1), RNN, LSTM. Якість моделей значною мірою залежала від даних, тому з даними різних компаній моделі показували себе по-різному. Усі побудовані моделі дали непогані результати, проте в цілому найкращі результати вдалося отримати за допомогою нейронної мережі LSTM.

Новизна роботи полягає у використанні рекурентної нейронної мережі у задачі моделювання процесів на фондовому ринку, хоча подібні задачі є зовсім нетиповими для такого типу мереж. Експеримент можна вважати успішним, оскільки, хоча ця модель показала не найкращі результати серед усіх побудованих в рамках цієї роботи, її якість усе ще на прийнятному рівні.

Автоматизація рутинних процедур, таких як прогнозування цін акцій, дозволяє фінансовим установам знижувати витрати, звільняючи ресурси, які можуть бути спрямовані на інші завдання. Використання сучасних алгоритмів штучного інтелекту допомагає вирішувати реальні бізнес-завдання.

Перспективи подальшого дослідження полягають в удосконаленні побудованих моделей та використанні інших методів та моделей.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Про ринки капіталу та організовані товарні ринки: Закон України від 23.02.2006 р. № 3480-IV. URL: https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/3480-15#Text
2. Kotler P. Marketing Management. Pearson Education, Limited, 2005. 848 p.
3. Кравченко Ю.Я. Ринок цінних паперів. Навчальний посібник: друге видання. Київ: Дакор, КНТ, 2009. 113 с.
4. Гноєвий В.Г., Резяпов К.І. Роль фондового ринку в інфраструктурному забезпеченні функціонування ринкової економічної системи. Східна Європа: економіка, бізнес та управління / Придніпровська державна академія будівництва та архітектури. 2018, Випуск 5(16), 7 с.
5. Про Концепцію функціонування і розвитку фондового ринку в Україні: постанова Каб. Міністрів України від 29.04.1994 р. № 277. URL: https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/277-94-%D0%BF#Text
6. Цивільний кодекс України: Закон України від 16.01.2003 р. № 435-IV. *Відомості Верховної Ради України.* 2003. № 40–44. Ст. 356.
7. Ринок цінних паперів у питаннях та відповідях : навч. посіб. Київ: ун-т ім. Б. Грінченка, 2021. 228 с.
8. Методичні рекомендації до самостійної роботи з дисципліни «Фондовий ринок» для бакалаврів спеціальності 072 «Фінанси, банківська справа та страхування» / Нац. техн. ун-т. «Дніпровська політехніка», каф. екон. Аналізу і фін. Д. : НТУ «ДП», 2019. 101 с.
9. Сохацька О.М. Біржова справа: Підручник. 2-ге вид. змін. й доп. Тернопіль: Карт-бланш, К.: Кондор, 2008. 150 с.
10. Marshall J. F. and Bansal, V. K. Financial Engineering: The Complete Guide to Financial Innovation. 2 Broadway, New York, NY 10004-2207:

The New York Institute of Finance (a Simon & Schuster Company) 1992. 728 p.

11. Сохацька О.М., Панасюк В.М., Роговська-Іщук І.В., Вінницький С.І. Фундаментальний та технічний аналізи міжнародних ринків. Тернопіль: ЗУНУ, 2022. 309 с.
12. Сохацька О. М. Фінансовий інжиніринг: Навчальний посібник. Київ: Кондор, 2011. 40 с.
13. Dolan E., Lindsay D. Market: microeconomic model. St.-Petersburg, 1992. 477 p.
14. Fama E. Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. Journal of Finance, 1970. Vol. 25, № 2, P. 383-417.
15. Abdullah Karasan. Machine Learning For Financial Risk Management With Python Algorithms. Sebastopol, CA: O'Reilly Media, Inc., 2022. 194 p.
16. Aileen Nielsen. Practical Time Series Analysis: Prediction with Statistics and Machine Learning. Sebastopol, CA: O'Reilly Media, Inc., 2020. 480 p.
17. Colin Raffel, Daniel P.W. Ellis. Feed-forward networks with attention can solve some long-term memory problems. - Columbia University, NY, USA. 6 p.
18. Nikhil Buduma, Nicholas Locascio. Fundamentals of deep learning: Designing next-generation machine intelligence algorithms. O'Reilly Media, Inc., 2017. 277 p.
19. Doron Haviv, Alexander Rivkind, Omri Barak. Understanding and controlling memory in recurrent neural networks. 2019. 12 p. DOI: https://doi.org/10.48550/arXiv.1902.07275
20. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long short-term memory. Neural computation, 1997. Vol. 9, № 8, P. 1735-1780. DOI: https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735
21. Теванян Р.Р., Кузнєцова Н.В. Моделювання та прогнозування процесів на фондових ринках методами штучного інтелекту. Системні науки та інформатика: збірник доповідей III Всеукраїнської науково-практичної

конференції «Системні науки та інформатика», 25–29 листопада 2024 року, Київ. К., НН ІПСА КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2024. 6 с.

ДОДАТОК А ЛІСТИНГ ПРОГРАМИ

```
import pandas as pd
import numpy as np
import math
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
sns.set_style('whitegrid')
plt.style.use("fivethirtyeight")
# %matplotlib inline

# For reading stock data from yahoo
from pandas_datareader.data import DataReader
import yfinance as yf
from pandas_datareader import data as pdr


# For time stamps
from datetime import datetime

from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping
from tensorflow.keras.layers import (Dense, Dropout, Activation, Flatten,
MaxPooling2D,SimpleRNN)
from tensorflow.keras.layers import LSTM
from sklearn.model_selection import train_test_split
import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')

from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

#!pip install pmdarima

# The tech stocks we'll use for this analysis
tech_list = ['AAPL', 'GOOG', 'MSFT', 'AMZN']

# Set up End and Start times for data grab
tech_list = ['AAPL', 'GOOG', 'MSFT', 'AMZN']

end = datetime.now()
start = datetime(2020, 1, 1)

for stock in tech_list:
    globals()[stock] = yf.download(stock, start, end)


company_list = [AAPL, GOOG, MSFT, AMZN]
company_name = ["APPLE", "GOOGLE", "MICROSOFT", "AMAZON"]

for company, com_name in zip(company_list, company_name):
    company["company_name"] = com_name

df = pd.concat(company_list, axis=0)
df.tail(10)

df.head(10)
```

```
AAPL.describe()

AAPL.isnull().sum()

GOOG.describe()

GOOG.isnull().sum()

MSFT.describe()

MSFT.isnull().sum()

AMZN.describe()

AMZN.isnull().sum()

AAPL.info()

GOOG.info()

MSFT.info()

AMZN.info()

plt.figure(figsize=(15, 10))
plt.subplots_adjust(top=1.25, bottom=1.2)

for i, company in enumerate(company_list, 1):
    plt.subplot(2, 2, i)
    company['Adj Close'].plot()
    plt.ylabel('Adj Close')
    plt.xlabel(None)
    plt.title(f"Closing Price of {tech_list[i - 1]}")

plt.tight_layout()

plt.figure(figsize=(15, 10))
plt.subplots_adjust(top=1.25, bottom=1.2)

for i, company in enumerate(company_list, 1):
    plt.subplot(2, 2, i)
    company['Volume'].plot()
    plt.ylabel('Volume')
    plt.xlabel(None)
    plt.title(f"Sales Volume for {tech_list[i - 1]}")

plt.tight_layout()

ma_day = [10, 20, 50]

for ma in ma_day:
    for company in company_list:
        column_name = f"MA for {ma} days"
        company[column_name] = company['Adj Close'].rolling(ma).mean()


fig, axes = plt.subplots(nrows=2, ncols=2)
fig.set_figheight(10)
fig.set_figwidth(15)
```

```
AAPL[['Adj Close', 'MA for 10 days', 'MA for 20 days', 'MA for 50
days']].plot(ax=axes[0,0])
axes[0,0].set_title('APPLE')

GOOG[['Adj Close', 'MA for 10 days', 'MA for 20 days', 'MA for 50
days']].plot(ax=axes[0,1])
axes[0,1].set_title('GOOGLE')

MSFT[['Adj Close', 'MA for 10 days', 'MA for 20 days', 'MA for 50
days']].plot(ax=axes[1,0])
axes[1,0].set_title('MICROSOFT')

AMZN[['Adj Close', 'MA for 10 days', 'MA for 20 days', 'MA for 50
days']].plot(ax=axes[1,1])
axes[1,1].set_title('AMAZON')

fig.tight_layout()

"""# Dividing datasets"""

df_aapl = yf.download('AAPL', start='2020-01-01', end=datetime.now())
df_aapl

df_aapl = df_aapl[['Adj Close']].rename(columns={'Adj Close': 'Price'})

# Plot the stock prices
df_aapl['Price'].plot(title="Apple Stock Price", figsize=(10,6))
plt.show()

df_goog = yf.download('GOOG', start='2020-01-01', end=datetime.now())
df_goog

df_goog = df_goog[['Adj Close']].rename(columns={'Adj Close': 'Price'})

# Plot the stock prices
df_goog['Price'].plot(title="Google Stock Price", figsize=(10,6))
plt.show()

df_msft = yf.download('MSFT', start='2020-01-01', end=datetime.now())
df_msft

df_msft = df_msft[['Adj Close']].rename(columns={'Adj Close': 'Price'})

# Plot the stock prices
df_msft['Price'].plot(title="Microsoft Stock Price", figsize=(10,6))
plt.show()

df_amzn = yf.download('AMZN', start='2020-01-01', end=datetime.now())
df_amzn

df_amzn = df_amzn[['Adj Close']].rename(columns={'Adj Close': 'Price'})

# Plot the stock prices
df_amzn['Price'].plot(title="Amazon Stock Price", figsize=(10,6))
plt.show()

"""# Training models

**ARIMA**
"""
```

```
model = ARIMA(df_goog['Price'], order=(1, 1, 0))
model_fit = model.fit()

print(model_fit.summary())

forecast = model_fit.forecast(steps=30)

plt.figure(figsize=(10,6))
plt.plot(df_goog['Price'], label='Actual Prices', color='blue')
forecast_index = pd.date_range(start=df_goog.index[-1], periods=31,
freq='B')[1:]
plt.plot(forecast_index, forecast, label='Forecasted Prices', color='red')

plt.title("Amazon Stock Price Forecast")
plt.legend()
plt.show()

from sklearn.metrics import mean_squared_error
from sklearn.metrics import mean_absolute_error

mae = mean_absolute_error(df_goog['Price'][-30:], forecast)
print(mae)

mse = mean_squared_error(df_goog['Price'][-30:], forecast)
print(mse)

rmse = np.sqrt(mse)
print(rmse)

"""**Preprocessing data**"""

data_aapl = df_aapl[['Price']].values

# Scale the data
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
scaled_data_aapl = scaler.fit_transform(data_aapl)

data_goog = df_goog[['Price']].values

# Scale the data
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
scaled_data_goog = scaler.fit_transform(data_goog)

data_msft = df_msft[['Price']].values

# Scale the data
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
scaled_data_msft = scaler.fit_transform(data_msft)

data_amzn = df_amzn[['Price']].values

# Scale the data
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
scaled_data_amzn = scaler.fit_transform(data_amzn)

# Define the number of timesteps to use (e.g., 60 days)
timesteps = 60

# Split the data into training and test sets (80% training, 20% test)
train_size_aapl = int(len(scaled_data_aapl) * 0.8)
train_data_aapl = scaled_data_aapl[:train_size_aapl]
```

```
test_data_aapl = scaled_data_aapl[train_size_aapl - timesteps:]

train_size_goog = int(len(scaled_data_goog) * 0.8)
train_data_goog = scaled_data_goog[:train_size_goog]
test_data_goog = scaled_data_goog[train_size_goog - timesteps:]

train_size_msft = int(len(scaled_data_msft) * 0.8)
train_data_msft = scaled_data_msft[:train_size_msft]
test_data_msft = scaled_data_msft[train_size_msft - timesteps:]

train_size_amzn = int(len(scaled_data_amzn) * 0.8)
train_data_amzn = scaled_data_amzn[:train_size_amzn]
test_data_amzn = scaled_data_amzn[train_size_amzn - timesteps:]

# Create sequences of 60 timesteps (X_train) to predict the next price
(y_train)
def create_dataset(data, timesteps):
    X, y = [], []
    for i in range(timesteps, len(data)):
        X.append(data[i - timesteps:i, 0])
        y.append(data[i, 0])
    return np.array(X), np.array(y)

X_train_aapl, y_train_aapl = create_dataset(train_data_aapl, timesteps)
X_test_aapl, y_test_aapl = create_dataset(test_data_aapl, timesteps)

# Reshape the data to 3D (samples, timesteps, features) for RNN input
X_train_aapl = np.reshape(X_train_aapl, (X_train_aapl.shape[0],
X_train_aapl.shape[1], 1))
X_test_aapl = np.reshape(X_test_aapl, (X_test_aapl.shape[0],
X_test_aapl.shape[1], 1))


X_train_goog, y_train_goog = create_dataset(train_data_goog, timesteps)
X_test_goog, y_test_goog = create_dataset(test_data_goog, timesteps)

X_train_goog = np.reshape(X_train_goog, (X_train_goog.shape[0],
X_train_goog.shape[1], 1))
X_test_goog = np.reshape(X_test_goog, (X_test_goog.shape[0],
X_test_goog.shape[1], 1))


X_train_msft, y_train_msft = create_dataset(train_data_msft, timesteps)
X_test_msft, y_test_msft = create_dataset(test_data_msft, timesteps)

X_train_msft = np.reshape(X_train_msft, (X_train_msft.shape[0],
X_train_msft.shape[1], 1))
X_test_msft = np.reshape(X_test_msft, (X_test_msft.shape[0],
X_test_msft.shape[1], 1))


X_train_amzn, y_train_amzn = create_dataset(train_data_amzn, timesteps)
X_test_amzn, y_test_amzn = create_dataset(test_data_amzn, timesteps)

X_train_amzn = np.reshape(X_train_amzn, (X_train_amzn.shape[0],
X_train_amzn.shape[1], 1))
X_test_amzn = np.reshape(X_test_amzn, (X_test_amzn.shape[0],
X_test_amzn.shape[1], 1))

"""# RNN"""
```

```
# Build the RNN model
model = Sequential()

# Add a SimpleRNN layer with 50 units
model.add(SimpleRNN(units=50, return_sequences=False,
input_shape=(X_train_goog.shape[1], 1)))

# Add a dense layer to output the predicted price
model.add(Dense(units=1))

# Compile the model
model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')

# Summary of the model
model.summary()

model.fit(X_train_goog, y_train_goog, epochs=50, batch_size=32,
validation_split=0.1)

# Make predictions
predictions = model.predict(X_test_goog)

# Inverse scale the predictions and actual values
predictions = scaler.inverse_transform(predictions)
y_test_scaled = scaler.inverse_transform(y_test_goog.reshape(-1, 1))

# Plot the results
plt.plot(y_test_scaled, color='blue', label='Actual Google Stock Price')
plt.plot(predictions, color='red', label='Predicted Google Stock Price')
plt.title('Google Stock Price Prediction')
plt.legend()
plt.show()

# rom sklearn.metrics import mean_squared_error
# from sklearn.metrics import mean_absolute_error
mse = mean_squared_error(y_test_scaled, predictions)
print(f'MSE: {mse}')

rmse = np.sqrt(mse)
print(f'RMSE: {rmse}')

mae = mean_absolute_error(y_test_scaled, predictions)
print(f'MAE: {mae}')

"""# LSTM"""

model2 = Sequential()
model2.add(LSTM(128, return_sequences=True, input_shape=
(X_train_goog.shape[1], 1)))
model2.add(LSTM(64, return_sequences=False))
model2.add(Dense(25))
model2.add(Dense(1))

# Compile the model
model2.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')

model2.fit(X_train_goog, y_train_goog, epochs=50, batch_size=32,
validation_split=0.1)

predictions = model2.predict(X_test_goog)
predictions = scaler.inverse_transform(predictions)
```

```
y_test_scaled = scaler.inverse_transform(y_test_goog.reshape(-1, 1))

plt.plot(y_test_scaled, color='blue', label='Actual Google Stock Price')
plt.plot(predictions, color='red', label='Predicted Google Stock Price')
plt.title('Google Stock Price Prediction (LSTM)')
plt.legend()
plt.show()

mse = mean_squared_error(y_test_scaled, predictions)
print(f'MSE: {mse}')

rmse = np.sqrt(mse)
print(f'RMSE: {rmse}')

mae = mean_absolute_error(y_test_scaled, predictions)
print(f'MAE: {mae}')
```