

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерної інженерії та управління
(повна назва)

Кафедра Автоматизації проектування обчислювальної техніки
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)
(рівень вищої освіти)

Прогнозування поведінки фінансових ринків з використанням машинного
навчання

(тема)

Виконав:
студент II курсу, групи СКСм-19-2

Романішин В.В.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність
123 – Комп'ютерна інженерія
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма
Спеціалізовані комп'ютерні системи
(повна назва освітньої програми)

Керівник доц.Хаханова Г.В.

Допускається до захисту

Зав. кафедри



(підпис)


Чумаченко С.В.
(прізвище, ініціали)

2021 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерної інженерії та управління
Кафедра Автоматизації проектування обчислювальної техніки
Рівень вищої освіти другий (магістерський)
Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія
(шифр і назва)
Тип програми Освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)
Освітня програма Спеціалізовані комп'ютерні системи
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри 
(підпис)

« 01 » 02 2021 р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові Романішину Володимиру Володимировичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Прогнозування поведінки фінансових ринків з використанням машинного навчання

затверджена наказом університету від 26 03 2021 р. № 385 Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 25 05 2021 р.

3. Вихідні дані до роботи Алгоритми машинного навчання
Ціни акцій компанії Nike

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі

Аналіз предметної області

Аналіз джерел предметної галузі

Збір та обробка даних

Проектування та реалізація моделі машинного навчання

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів)
слайди презентації

6. Консультанти розділів роботи (п.6 включається до завдання за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

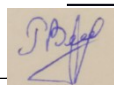
Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання	01.02.2021 -20.02.2021	
2	Аналіз предметної області	20.02.2021 -10.03.2021	
3	Аналіз джерел з проблемної галузі	10.03.2021 -31.03.2021	
4	Збір та обробка даних	01.04.2021 -15.04.2021	
5	Реалізація програми	15.04.2021 - 01.05.2021	
6	Оформлення пояснювальної записки	01.05.2021 - 10.05.2021	
7	Оформлення графічного матеріалу	10.05.2021-20.05.2021	
8	Перевірка виконаного проекту керівником	20.05.2021-25.05.2021	
9	Захист проекту	25.05.2021-30.05.2021	

Дата видачі завдання 01.02.2021

Студент _____


(підпис)

Керівник роботи _ _____
(підпис)

доц. Хаханова Г.В.
(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка містить 76 сторінок, 12 рисунків, 2 таблиці, 2 додатки, 17 джерел за переліком джерел.

МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ФІНАНСИ, ЛІНІЙНА РЕГРЕСІЯ,
НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ,
АЛГОРИТМИ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ

Метою атестаційної роботи є розробка програми для прогнозування напрямку росту цін на фінансовому ринку. Проведено аналіз предметної області, розглянуто специфіку вибору та побудови моделей машинного навчання.

Зібрано дані, які забезпечують набір необхідних властивостей, проведена необхідна попередня обробка даних. Змодельовано і протестовано три різні методи машинного навчання. Ці методи застосовуються до даних, отриманих з Yahoo Finance сервісу протягом 5 років. Результати будуть використані для аналізу цін на акції та їх поглибленого прогнозування в подальших наукових дослідженнях. Зроблено висновки на основі отриманих результатів.

ABSTRACT

Master's thesis contains 77 pages, 12 figures, 2 tables, 2 additions, 17 sources according to the list of links.

MACHINE LEARNING, FINANCE, LINEAR REGRESSION, NEURAL NETWORKS, TIME FORECASTING, ALGORITHMS, ARTIFICIAL INTELLIGENCE

The purpose of the certification work is to develop a program for forecasting the direction of price growth in the financial market. The analysis of the subject area is carried out, the specifics of the choice and construction of models of machine learning are considered.

Data are collected which provide a set of necessary properties, the necessary preliminary data processing is carried out. Three different methods of machine learning were modeled and tested. These methods apply to data obtained from the Yahoo Finance service for 5 years. The results will be used to analyze stock prices and their in-depth forecasting in further research. Conclusions are made on the basis of the obtained results.

ЗМІСТ

1.ВСТУП.....	8
1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ.....	9
2.1.1 Визначення проблеми.....	10
3.1.2 Пов'язані дослідження для вирішення проблеми.....	10
4.2 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ.....	12
5.2.1 Фінансові ринки.....	12
6.2.2 Технічний аналіз.....	19
7.2.3 Фундаментальній аналіз.....	23
8.3 МЕТОДИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ.....	32
9.3.1 Машинне навчання.....	32
10.3.3 Типи машинного навчання.....	33
11.3.4 Навчання з вчителем.....	34
12.3.5 Навчання без вчителя.....	41
13.3.6 Алгоритм «Рухоме середнє».....	46
14.3.7 Лінійна регресія.....	48
15.3.7.1 Лінійна регресія з однією змінною.....	49
16.3.7.2 Лінійна регресія з кількома змінними.....	53
17.3.8 Алгоритм «Довга короткочасна пам'ять».....	57
18.4 РОЗРОБКА СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ.....	64
19.4.1 Збір даних.....	64
20.4.2 Попередня обробка даних.....	64
21.4.3 Метод «Рухоме середнє».....	66
22.4.3 Метод «Лінійна регресія».....	68
23.4.1 Метод «Довга короткочасна пам'ять».....	71
24.ВИСНОВКИ.....	73
25.ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ.....	74
26.ДОДАТОК А.....	76
27.ДОДАТОК Б.....	79

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ
І ТЕРМІНІВ

AI – Artificial Intelligent;

MSE - mean squared error

RNN - recurrent neural network

LSTM - Long short-term memory

1. ВСТУП

В останні десятиліття серед економістів зростає інтерес до прогнозування ринків, політики, науковці та маркетологи. Завдання роботи – вивчити та вдосконалити керовані алгоритми навчання для прогнозування ціни акцій.

Фондовий ринок приваблює серця інвесторів з усього світу. Ризик і прибуток від цього мають неабиякий шарм, і кожен інвестор хоче бути частиною цього. Люди використовують різні методи для прогнозування волатильності ринку, такі як метод аналізу діаграм ліній К, діаграма точкових даних, розбіжність конвергенції ковзного середнього, навіть підкидання монет, ворожіння тощо.

Інвестори розуміють що потрібно купляти коли всі продають і продавати, коли всі купляють, але це не забезпечує достатнього контексту для прийняття правильних інвестиційних рішень. Перш, ніж інвестор інвестує в будь-які акції, він повинен знати, як поводить ся фондовий ринок. Інвестування в хороший запас, але в поганий час може мати згубні результати, тоді як інвестиції в посередні запаси в потрібний час можуть принести прибуток. Сьогодні фінансові інвестори стикаються з цією проблемою торгівлі, оскільки вони не розуміють належним чином, які акції купувати чи які акції продавати, щоб отримати оптимальний прибуток. Прогнозувати довгострокову вартість запасу порівняно легко, ніж прогнозувати щодня, оскільки запаси швидко коливаються щогодини залежно від світових подій.

Вирішення цієї проблеми вимагає використання інструментів та технологій, що стосуються галузі обробки даних, розпізнавання образів, машинного навчання та прогнозування даних.

1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Прогнозування цін на акції є непростю роботою через складність та хаотичну динаміку ринків та безліч нерозв'язних, нестационарних стохастичних змінних [9]. Багато дослідників з різних областей вивчали історичні закономірності фінансових часових рядів та пропонували різні методи прогнозування цін на акції. Для досягнення перспективних результатів більшість із цих способів вимагають ретельного підбору вхідних змінних, створення прогнозованої моделі з професійними фінансовими знаннями та прийняття різних статистичних методів для арбітражного аналізу, що ускладнює використання людьми поза фінансовою сферою цих методів для прогнозувати ціни акцій. Дається огляд новітніх програмно-апаратних рішень, орієнтованих на створення ефективних засобів, які дають можливість здійснювати пошук даних в кіберпросторі за прийнятний час.

Інвестори на Волл-стріт розділені на дві найбільші фракції прихильників: тих, хто вважає ринок, що неможливо передбачити, та тих, хто вважає, що ринок можна перемогти.

Фондовий ринок дуже мінливий. На найбільш фундаментальному рівні сказано, що попит і пропозиція на ринку визначає ціну акцій. Але він не відповідає жодній фіксованій схемі, і на нього також впливає велика кількість дуже різних факторів.

Інвестори знайомі з висловом: «купуйте дешево, продавайте дорого», але це не забезпечує достатнього контексту для прийняття правильних інвестиційних рішень. Перш ніж інвестор інвестує в будь-які акції, він повинен знати, як поводить ся фондовий ринок. Інвестування в хороший запас, але в поганий час може мати згубні результати, тоді як інвестиції в посередні запаси в потрібний час можуть принести прибуток. Сьогодні фінансові інвестори стикаються з цією проблемою торгівлі, оскільки вони не розуміють належним чином, які акції купувати чи які акції продавати, щоб

отримати оптимальний прибуток. Прогнозувати довгострокову вартість запасу порівняно легко, ніж прогнозувати щодня, оскільки запаси швидко коливаються щогодини залежно від світових подій.

Фінансові аналітики, які інвестують на фондовому ринку, зазвичай не знають про поведінку фондового ринку. Вони стикаються з проблемою торгівлі, оскільки вони неправильно розуміють, які акції купувати або які акції продати, щоб отримати більше прибутку. У сучасному світі вся інформація доступна на фондовому ринку. Аналіз усієї цієї інформації проводити окремо або вручну надзвичайно складно. Таким чином, необхідна автоматизація процесу. Тут знаходяться дані, які допомагають техніці видобутку.

2. 1.1 Визначення проблеми

Фондовий ринок приваблює серця інвесторів з усього світу. Ризик і прибуток від цього мають неабиякий шарм, і кожен інвестор хоче зарезервувати прибуток від цього. Люди використовують різні методи для прогнозування волатильності ринку, такі як метод аналізу діаграм ліній К, діаграма точкових даних, розбіжність конвергенції ковзного середнього, навіть підкидання монет, ворожіння тощо.

Зараз усі фінансові дані зберігаються в цифровому вигляді та є легкодоступними. Наявність цієї величезної кількості фінансових даних у цифрових носіях створює належні умови для дослідження даних з видобутку даних. Важливою проблемою в цій галузі є ефективне використання наявних даних.

3. 1.2 Пов'язані дослідження для вирішення проблеми

Останнім часом було зроблено багато цікавої роботи в галузі застосування машинного навчання. Алгоритми аналізу структури цін та

прогнозування ціни акцій. Сьогодні більшість біржових торговців залежать від інтелектуальних торгових систем, які допомагають їм прогнозувати ціни на основі різних ситуацій та умов.

Останні дослідження використовують вихідні дані з різних джерел та різних форм. Деякі системи використовують історичні дані про акції, деякі використовують статті про фінансові новини, деякі використовують огляди експертів, інші використовують гібридну систему, яка приймає кілька входів для прогнозування ринку.

Крім того, доступний широкий спектр алгоритмів машинного навчання, які можна використовувати для проектування систем. Ці системи мають різні підходи до вирішення проблеми. Деякі системи роблять математичний аналіз історичних даних для прогнозування, тоді як деякі виконують аналіз настрою на статті про фінансові новини та експертні огляди для прогнозування.

Однак через нестабільність фондового ринку жодна система не має досконалості чи точності передбачення.

4. 2 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

5. 2.1 Фінансові ринки

Фінансові ринки в цілому відносяться до будь-якого ринку, де відбувається торгівля цінними паперами, включаючи, зокрема, фондовий ринок, ринок облігацій, ринок Форекс та деривативи. Фінансові ринки життєво необхідні для безперервного функціонування капіталістичних економік.

Фінансові ринки відіграють життєво важливу роль у сприянні безперервному функціонуванню капіталістичних економік шляхом розподілу ресурсів та створення ліквідності для підприємств та підприємців. Ринки полегшують покупцям і продавцям торгівлю своїми фінансовими пакетами. Фінансові ринки створюють цінні папери, що забезпечують прибуток тим, хто має надлишкові кошти (інвестори/позикодавці), і роблять ці кошти доступними для тих, хто потребує додаткових грошей (позичальників).

Фондовий ринок - це лише один із видів фінансового ринку. Фінансові ринки створюються шляхом купівлі-продажу численних видів фінансових інструментів, включаючи акції, облігації, валюти та деривативи. Фінансові ринки значною мірою покладаються на інформаційну прозорість, щоб гарантувати, що ринки встановлюють ефективні та відповідні ціни. Ринкові ціни цінних паперів можуть не вказувати на їх внутрішню вартість через такі макроекономічні сили, як податки.

Деякі фінансові ринки невеликі і не мають великої активності, а інші, такі як Нью-Йоркська фондова біржа (NYSE), щодня торгують мільярдами доларів цінних паперів. Ринок акцій - це фінансовий ринок, який дозволяє інвесторам купувати та продавати акції публічних компаній. Первинний фондовий ринок - це місце продажу нових випусків акцій, які називаються

первинними публічними розміщеннями (IPO). Будь-яка подальша торгівля акціями відбувається на вторинному ринку, де інвестори купують і продають цінні папери, якими вони вже володіють. Важливо зазначити, що ціни цінних паперів, що торгуються на фінансових ринках, не обов'язково відображають їх справжню внутрішню вартість.

Фондові ринки. Мабуть, найбільш поширеним з фінансових ринків є фондові. Це місця, де компанії перелічують свої акції, а їх купують і продають торговці та інвестори. Фондові ринки використовуються компаніями для залучення капіталу шляхом первинного публічного розміщення (IPO), а акції згодом торгуються між різними покупцями та продавцями на так званому вторинному ринку. Акції можуть торгуватися на біржах, що котируються на ринку, таких як Нью-Йоркська фондова біржа (NYSE) або Nasdaq, або ж позабіржова біржа (OTC). Більша частина торгівлі акціями здійснюється за допомогою регульованих бірж, і вони відіграють важливу роль в економіці як показник загального стану здоров'я в економіці, а також забезпечують приріст капіталу та дохід від дивідендів інвесторам, включаючи тих, хто має пенсійні рахунки, такі як IRA та 401 (k) планів.

Типовими учасниками фондового ринку є (як роздрібні, так і інституційні) інвестори та торговці, а також маркет-мейкери та спеціалісти, які підтримують ліквідність та забезпечують двосторонні ринки. Брокери - це треті сторони, які полегшують торгівлю між покупцями та продавцями, але які не займають фактичної позиції в акції.

Позабіржові ринки. Позабіржовий (OTC) ринок - це децентралізований ринок - це означає, що він не має фізичного розташування, а торгівля ведеться в електронному вигляді - на якому учасники ринку торгують цінними паперами безпосередньо між двома сторонами без брокера. Хоча позабіржові ринки можуть здійснювати торгівлю певними акціями (наприклад, меншими або більш ризикованими компаніями, які не відповідають критеріям лістингу бірж), більшість біржових торгів здійснюється через біржі. Однак деякі ринки деривативів є виключно

позабіржовими, і тому становлять важливий сегмент фінансових ринків. Загалом, позабіржові ринки та операції, що відбуваються на них, набагато менш регульовані, менш ліквідні та більш непрозорі.

Ринки облігацій. Облігація - це цінний папір, при якому інвестор позичає гроші на певний період за попередньо встановленою процентною ставкою. Ви можете розглядати облігацію як угоду між позикодавцем та позичальником, яка містить деталі кредиту та його платежів. Облігації випускаються корпораціями, а також муніципалітетами, штатами та суверенними урядами для фінансування проектів та операцій. Ринок облігацій продає цінні папери, наприклад, купюри та векселі, випущені Казначейством США, наприклад. Ринок облігацій також називають борговим, кредитним або ринком з фіксованим доходом.

Грошові ринки. Зазвичай грошові ринки торгують продуктами з високоліквідним короткостроковим строком погашення (менше одного року) і характеризуються високим ступенем безпеки та відносно низькою віддачею відсотків. На оптовому рівні грошові ринки передбачають великі обсяги торгів між установами та торговцями. На роздрібному рівні вони включають пайові фонди грошового ринку, придбані окремими інвесторами, та рахунки на грошовому ринку, відкриті клієнтами банків. Фізичні особи можуть також інвестувати на грошових ринках, купуючи серед інших прикладів короткострокові депозитні сертифікати (компакт-диски), муніципальні купюри або казначейські векселі США.

Ринки деривативів. Похідний фінансовий інструмент - це контракт між двома або більше сторонами, вартість яких базується на узгодженому базовому фінансовому активі (наприклад, цінному папері) або сукупності активів (як індекс). Деривативи - це вторинні цінні папери, вартість яких походить виключно від вартості первинного цінного паперу, з яким вони пов'язані. Сама по собі похідна нічого не варта. Замість того, щоб торгувати акціями безпосередньо, ринок деривативів торгує ф'ючерсними та опціонними контрактами та іншими вдосконаленими фінансовими

продуктами, які отримують свою вартість із базових інструментів, таких як облігації, товари, валюти, процентні ставки, ринкові індекси та акції.

Ф'ючерсні ринки - це місце, де ф'ючерсні контракти котируються та торгуються. На відміну від форвардів, які торгують позабіржово, ф'ючерсні ринки використовують стандартизовані специфікації контрактів, добре регулюються та використовують розрахункові палати для врегулювання та підтвердження торгів. Ринки опціонів, такі як Чиказька біржа опціонів (CBOE), аналогічним чином перелічують та регулюють опціонні контракти. І на ф'ючерсних, і на біржових опціонах можуть бути перелічені контракти на різні класи активів, такі як акції, цінні папери з фіксованим доходом, товари тощо.

Ринок Форекс. Форекс (валютний) ринок - це ринок, на якому учасники можуть купувати, продавати, хеджувати та спекулювати на курсах валют між валютними парами. Валютний ринок є найбільш ліквідним ринком у світі, оскільки грошові кошти є найбільш ліквідними активами. Валютний ринок обробляє щодня понад 5 трлн. доларів операцій, що більше, ніж ринки ф'ючерсів та акцій разом узятих. Як і позабіржові ринки, ринок форекс також децентралізований і складається з глобальної мережі комп'ютерів та брокерів з усього світу. Ринок форекс складається з банків, комерційних компаній, центральних банків, фірм, що займаються управлінням інвестиціями, хедж-фондів та роздрібних форекс-брокерів та інвесторів.

Товарні ринки. Товарні ринки - це місця, де виробники та споживачі обмінюються фізичними товарами, такими як сільськогосподарська продукція (наприклад, кукурудза, худоба, соя), енергетичні продукти (нафта, газ, вуглецеві кредити), дорогоцінні метали (золото, срібло, платина) або "м'які" товари (наприклад, бавовна, кава та цукор). Вони відомі як спотові товарні ринки, де фізичні товари обмінюються на гроші. Однак основна частина торгівлі цими товарами відбувається натомість на ринках деривативів, які використовують спотові товари як базові активи. Форварди, ф'ючерси та опціони на товари обмінюються як позабіржовими, так і на

біржах, що перелічуються по всьому світу, таким як Чиказька товарна біржа (CME) та Міжконтинентальна біржа (ICE).

Криптовалютні ринки. За останні кілька років спостерігається впровадження та зростання таких криптовалют, як Bitcoin та Ethereum, децентралізованих цифрових активів, що базуються на технології блокчейн. Сьогодні доступні сотні криптовалютних токенів, які торгують у всьому світі через певну мережу незалежних криптовалютних онлайн-бірж. На цих біржах розміщені цифрові гаманці для трейдерів, щоб обміняти одну криптовалюту на іншу, або на фіатні гроші, такі як долари чи євро. Оскільки більшість криптобірж - це централізовані платформи, користувачі сприйнятливі до хакерів або шахрайства. Також доступні децентралізовані біржі, які працюють без будь-якого центрального органу влади. Ці біржі дозволяють здійснювати пряму однорангову торгівлю (P2P) цифровими валютами без необхідності фактичного органу обміну для полегшення транзакцій. Торгівля ф'ючерсами та опціонами також доступна на основних криптовалютах.

Приклади фінансових ринків. У наведеному вище чітко видно, що "фінансові ринки" мають широкий масштаб та масштаби. Два наводять ще два конкретні приклади, ми розглянемо роль фондових ринків у приведенні компанії до IPO та позабіржового ринку деривативів у сприянні фінансовій кризі 2008-09.

Фондові ринки та IPO. Коли компанія зареєструється, їй знадобиться доступний капітал від інвесторів. У міру зростання компанія часто виявляє потребу в доступі до набагато більших сум капіталу, ніж може отримати від поточних операцій або традиційного банківського кредиту. Фірми можуть збільшити такий розмір капіталу, продаючи акції широкому загалу шляхом первинного публічного розміщення (IPO). Це змінює статус компанії з "приватної" фірми, акції якої утримуються кількома акціонерами, на публічну компанію, акції якої згодом матимуть численні представники широкої громадськості. IPO також пропонує початковим інвесторам у компанії

можливість виплатити частину своєї частки, часто отримуючи дуже гарні винагороди в процесі. Спочатку ціну IPO зазвичай встановлюють андеррайтери шляхом їх попереднього маркетингового процесу.

Після того, як акції компанії котируються на фондовій біржі, а торгівля на ній розпочнеться, ціна цих акцій коливатиметься, оскільки інвестори та торговці в будь-який момент часу оцінять та переоцінюють їх внутрішню вартість та попит та пропозицію на ці акції.

Позабіржові деривативи та фінансова криза 2008 року: MBS та CDO. Хоча фінансова криза 2008-2009 років була спричинена та погіршена кількома факторами, одним із широко визначених факторів є ринок цінних паперів, забезпечених іпотекою (MBS). Це тип позабіржових деривативів, де грошові потоки від окремих іпотечних кредитів об'єднуються, нарізаються та продаються інвесторам. Криза стала наслідком послідовності подій, кожна з яких мала свій пусковий механізм і завершилася майже розпадом банківської системи. Стверджувалося, що насіння кризи було посіяно ще в 70-х роках минулого століття із Законом про розвиток громади, який вимагав від банків послабити свої вимоги щодо кредитування для споживачів з нижчими доходами, створивши ринок для іпотечних кредитів із низьким рівнем доходу.

Розмір іпотечного боргу під заставу, який гарантували Фредді Мак та Фанні Мей, продовжував збільшуватися на початку 2000-х років, коли Рада Федерального резерву почала різко знижувати процентні ставки, щоб уникнути спаду. Поєднання вільних вимог до кредитування та дешевих грошей спричинило житловий бум, що спричинило спекуляції, піднявши ціни на житло та створивши бульбашку нерухомості. Тим часом інвестиційні банки, шукаючи легких прибутків унаслідок спаду доткому та рецесії 2001 року, створили тип MBS, який називається забезпеченими борговими зобов'язаннями (CDO) із іпотечних кредитів, придбаних на вторинному ринку. Оскільки субстандартні іпотечні кредити поєднувалися з основними іпотечними кредитами, інвестори не мали можливості зрозуміти ризики, пов'язані з товаром. Коли ринок CDO почав нагріватися, житловий міхур,

який будувався кілька років, нарешті лопнув. Коли ціни на житло падали, субстандартні позичальники почали відмовлятися від позик, які коштували дорожче за їхні будинки, прискорюючи зниження цін.

Коли інвестори зрозуміли, що MBS та CDO нічого не варті через токсичну заборгованість, яку вони представляли, вони спробували розвантажити зобов'язання. Однак ринку для CDO не було. Подальший каскад провалів кредитування субстандартних кредиторів створив загрозу ліквідності, яка сягнула вищих рівнів банківської системи. Два великі інвестиційні банки, Lehman Brothers та Bear Stearns, зазнали краху під вагою, що зазнали невисокої заборгованості, і понад 450 банків провалилися протягом наступних п'яти років. Кілька найбільших банків опинились на межі краху і були врятовані фінансовою допомогою, яку фінансували платники податків.

Існують різні типи фінансових ринків. Деякі приклади фінансових ринків та їх ролі включають, зокрема, фондовий ринок, ринок облігацій, форекс, товари та ринок нерухомості. Фінансові ринки також можуть бути розбиті на ринки капіталу, грошові ринки, первинний та вторинний ринки та перелічені проти позабіржових ринків.

Фінансові ринки працюють незважаючи на те, що охоплюють безліч різних класів активів і мають різні структури та норми, усі фінансові ринки працюють, по суті, об'єднуючи між собою покупців та продавців в якомусь активі чи контракті та дозволяючи їм торгувати між собою. Це часто робиться за допомогою аукціону або механізму виявлення ціни.

Основні функції фінансових ринків. Фінансові ринки існують з кількох причин, але найбільш фундаментальною функцією є забезпечення ефективного розподілу капіталу та активів у фінансовій економіці. Дозволяючи вільний ринок для руху капіталу, фінансових зобов'язань та грошей, фінансові ринки роблять глобальну економіку більш плавною, одночасно дозволяючи інвесторам брати участь у прирості капіталу з часом.

Фінансові ринки важливі тому що без фінансових ринків капітал не міг

би ефективно розподілятися, а така економічна діяльність, як торгівля та торгівля, інвестиції та можливості зростання, значно зменшилася б.

Головними учасниками фінансових ринків є фірми що використовують ринки акцій та облігацій для залучення капіталу від інвесторів; спекулянти розглядають різні класи активів, щоб робити спрямовані ставки на майбутні ціни; хеджери використовують ринки деривативів для зменшення різних ризиків; а арбітражі намагаються скористатися недоречними цінами або аномаліями, що спостерігаються на різних ринках. Брокери часто виступають посередниками, які зближують покупців і продавців, заробляючи комісію або плату за свої послуги.

6. 2.2 Технічний аналіз

Технічний аналіз - це торгова дисципліна, що застосовується для оцінки інвестицій та виявлення торгових можливостей шляхом аналізу статистичних тенденцій, зібраних в результаті торгової діяльності, таких як рух ціни та обсяг.

На відміну від фундаментального аналізу, який намагається оцінити вартість цінного паперу на основі бізнес-результатів, таких як продажі та прибуток, технічний аналіз фокусується на вивченні ціни та обсягу. Засоби технічного аналізу використовуються для детального вивчення способів попиту та пропозиції цінних паперів впливати на зміни ціни, обсягу та передбачуваної волатильності. Технічний аналіз часто використовується для формування короткотермінових торгових сигналів з різних графічних інструментів, але також може допомогти покращити оцінку сили або слабкості цінного паперу щодо більш широкого ринку або одного з його секторів. Ця інформація допомагає аналітикам покращити загальну оцінку оцінки.

Технічний аналіз може бути використаний для будь-якого цінного паперу з історичними торговими даними. Сюди входять акції, ф'ючерси,

товари, фіксований дохід, валюти та інші цінні папери. У цій роботі зазвичай аналізуються запаси у своїх прикладах, але треба тримати на увазі, що ці концепції можна застосовувати до будь-якого типу цінних паперів. Насправді технічний аналіз є набагато більш поширеним на товарних ринках та валютних ринках, де торговці зосереджуються на короткостроковому русі цін.

Технічний аналіз, який ми знаємо сьогодні, був вперше представлений Чарльзом Доу та теорією Доу наприкінці 1800-х років. Кілька вартих уваги дослідників, включаючи Вільяма П. Гамільтона, Роберта Рею, Едсона Гулда та Джона Магі, надалі внесли свій внесок у концепції теорії Доу, які допомагають скласти її основу. У наш час технічний аналіз перетворився на сотні шаблонів та сигналів, розроблених багаторічними дослідженнями.

Технічний аналіз діє з припущення, що минула торгова діяльність та зміна ціни цінних паперів можуть бути цінними показниками майбутнього руху цін на цінний папір у поєднанні з відповідними правилами інвестування або торгівлі. Професійні аналітики часто використовують технічний аналіз разом з іншими формами досліджень. Роздрібні торговці можуть приймати рішення, виходячи виключно з графіків цінних паперів цінних паперів та подібної статистики, але практикуючі аналітики акцій рідко обмежують свої дослідження лише фундаментальним або технічним аналізом.

Серед професійних аналітиків Асоціація СМТ підтримує найбільшу колекцію дипломованих або сертифікованих аналітиків, що професійно проводять технічний аналіз у всьому світі. Присвоєння статусу спеціаліста спеціалізованого ринку (СМТ) асоціації можна отримати після трьох рівнів іспитів, які охоплюють як широкий, так і глибокий погляд на інструменти технічного аналізу. Майже третина власників чартерів СМТ також є сертифікованими власниками фінансових аналітиків (CFA). Це демонструє, наскільки ці дві дисципліни зміцнюють одна одну.

Для аналізу цінних паперів та прийняття інвестиційних рішень використовуються два основних методи: фундаментальний аналіз та

технічний аналіз. Фундаментальний аналіз передбачає аналіз фінансової звітності компанії для визначення справедливої вартості бізнесу, тоді як технічний аналіз передбачає, що ціна цінного паперу вже відображає всю загальнодоступну інформацію і замість цього фокусується на статистичному аналізі руху цін. Технічний аналіз намагається зрозуміти ринкові настрої, що стоять за ціновими тенденціями, шукаючи закономірності та тенденції, а не аналізуючи основні властивості цінних паперів.

Чарльз Доу випустив серію статей, що обговорюють теорію технічного аналізу. Його праці включали два основних припущення, які продовжували формувати основу для технічного аналізу торгівлі.

Ринки ефективні із значеннями, що представляють фактори, що впливають на ціну цінних паперів, але здається, навіть випадкові рухи ринкових цін рухаються в ідентифікованих моделях і тенденціях, які, як правило, повторюються з часом.

Сьогодні область технічного аналізу спирається на роботу Доу. Професійні аналітики зазвичай приймають три загальні припущення щодо дисципліни:

- ринок знижує все. Технічні аналітики вважають, що все - від основ компанії до широких ринкових факторів і до ринкової психології вже має ціну. Ця точка зору узгоджується з гіпотезою ефективних ринків (ЕМН), яка передбачає подібний висновок щодо цін. Залишається лише аналіз руху цін, який технічні аналітики розглядають як продукт попиту та пропозиції на певні акції на ринку;

- ціна рухається в тренді. Технічні аналітики очікують, що ціни, навіть при випадковому русі ринку, матимуть тенденції незалежно від часових рамок, що спостерігаються. Іншими словами, ціна акцій, швидше за все, продовжить минулу тенденцію, ніж нестабільна. Більшість технічних торгових стратегій базуються на цьому припущенні;

- історія має тенденцію повторюватися. Технічні аналітики вважають, що історія має тенденцію повторюватися. Повторюваність руху цін часто

приписується психології ринку, яка має тенденцію бути дуже передбачуваною на основі таких емоцій, як страх чи хвилювання. Технічний аналіз використовує схеми діаграм для аналізу цих емоцій та подальших рухів ринку для розуміння тенденцій. Хоча багато форм технічного аналізу використовуються більше 100 років, вони все ще вважаються актуальними, оскільки вони ілюструють закономірності руху цін, які часто повторюються.

Технічний аналіз намагається прогнозувати рух цін практично будь-якого інструменту торгівлі, який, як правило, підпорядковується силам попиту та пропозиції, включаючи акції, облігації, ф'ючерси та валютні пари. Насправді, деякі розглядають технічний аналіз як просто вивчення сил попиту та пропозиції, що відображається у русі ринкових цін на цінний папір. Технічний аналіз найчастіше застосовується до зміни цін, але деякі аналітики відстежують і інші цифри, крім просто ціни, такі як обсяг торгів або показники відкритих процентів.

По всій галузі є сотні моделей та сигналів, які були розроблені дослідниками для підтримки торгівлі технічним аналізом. Технічні аналітики також розробили численні типи торгових систем, щоб допомогти їм прогнозувати та торгувати щодо руху цін. Деякі показники орієнтовані насамперед на виявлення поточної ринкової тенденції, включаючи сфери підтримки та опору, тоді як інші - на визначення сили тенденції та ймовірності її продовження. Загальноживані технічні показники та схеми побудови графіків включають лінії тренду, канали, ковзні середні та показники імпульсу.

Загалом, технічні аналітики розглядають такі загальні типи показників:

- цінові тенденції;
- шаблони діаграм;
- показники обсягу та імпульсу;
- осцилятори;
- рухоме середнє;
- рівні підтримки та опору.

7. 2.3 Фундаментальний аналіз

Фундаментальний аналіз (ФА) - це метод вимірювання внутрішньої вартості цінного паперу шляхом вивчення відповідних економічних та фінансових факторів. Фундаментальні аналітики вивчають все, що може вплинути на цінність цінних паперів, від макроекономічних факторів, таких як стан економіки та умови галузі, до мікроекономічних факторів, таких як ефективність управління компанією.

Кінцева мета полягає в тому, щоб отримати число, яке інвестор може порівняти з поточною ціною цінного паперу, щоб побачити, занижена цінність цінного паперу чи завищена.

Цей метод аналізу запасів вважається протилежним технічному аналізу, який прогнозує напрямки цін шляхом аналізу історичних даних ринку, таких як ціна та обсяг.

Весь аналіз акцій намагається визначити, чи правильно оцінюється ціна на широкому ринку. Фундаментальний аналіз, як правило, проводиться від макро- до мікро-перспективи з метою виявлення цінних паперів, ринок яких не правильно оцінив.

Аналітики, як правило, вивчають по порядку загальний стан економіки, а потім і силу конкретної галузі, перш ніж концентруватися на результатах діяльності окремої компанії, щоб отримати справедливую ринкову вартість для акцій.

Фундаментальний аналіз використовує загальнодоступні дані для оцінки вартості акцій або будь-якого іншого виду цінних паперів. Наприклад, інвестор може провести фундаментальний аналіз вартості облігації, розглядаючи економічні фактори, такі як процентні ставки та загальний стан економіки, а потім вивчення інформації про емітента облігацій, таких як

потенційні зміни в її кредитному рейтингу.

Для акцій фундаментальний аналіз використовує доходи, прибуток, майбутнє зростання, рентабельність власного капіталу, норма прибутку та інші дані для визначення базової вартості компанії та потенціалу для майбутнього зростання. Усі ці дані доступні у фінансовій звітності компанії.

Фундаментальний аналіз використовується найчастіше для акцій, але він корисний для оцінки будь-якої цінної папери - від облігації до похідної. Якщо розглядаються основи, від більш широкої економіки до деталей компанії, проводиться фундаментальний аналіз.

Аналітик працює над створенням моделі для визначення оціночної вартості ціни акцій компанії на основі загальнодоступних даних. Ця величина є лише оцінкою, на думку освіченої думки аналітика, вартості акцій компанії в порівнянні з поточною ринковою ціною. Деякі аналітики можуть називати свою оціночну ціну внутрішньою вартістю компанії.

Якщо аналітик підрахує, що вартість акції повинна бути значно вищою, ніж поточна ринкова ціна акції, він може опублікувати рейтинг покупки або надмірної ваги акцій. Це діє як рекомендація інвесторам, які стежать за цим аналітиком. Якщо аналітик обчислює внутрішню вартість, меншу за поточну ринкову ціну, акції вважаються завищеними та видається рекомендація щодо продажу або недостатньої ваги.

Інвестори, які дотримуються цих рекомендацій, очікуватимуть, що вони можуть придбати акції з вигідними рекомендаціями, оскільки такі акції повинні мати більшу ймовірність їх зростання з часом. Так само, як очікується, акції з несприятливим рейтингом матимуть вищу ймовірність падіння. Такі акції є кандидатами на вилучення з існуючих портфелів або додавання як "коротких" позицій.

Цей метод аналізу запасів вважається протилежним технічному аналізу, який прогнозує напрямок цін шляхом аналізу історичних даних ринку, таких як ціна та обсяг.

Проблема визначення поняття «основи» полягає в тому, що воно може

охоплювати все, що пов'язано з економічним добробутом компанії. Вони, очевидно, включають такі цифри, як дохід і прибуток, але вони також можуть включати що завгодно - від частки ринку компанії до якості управління.

Різні фундаментальні фактори можна згрупувати у дві категорії: кількісні та якісні. Фінансовий зміст цих термінів мало чим відрізняється від їх стандартних визначень.

У цьому контексті кількісні основи - це тверді цифри. Вони є вимірюваними характеристиками бізнесу. Ось чому найбільшим джерелом кількісних даних є фінансова звітність. Дохід, прибуток, активи тощо можна виміряти з великою точністю.

Якісні основи менш відчутні. Вони можуть включати якість ключових керівників компанії, визнання торгової марки, патенти та запатентовану технологію.

Ні якісний, ні кількісний аналіз за своєю суттю не є кращими. Багато аналітиків розглядають їх разом.

Існують чотири основні основи, які аналітики завжди враховують стосовно компанії. Всі вони якісні, а не кількісні. Вони включають:

- бізнес-модель: чим саме займається компанія? Це не так просто, як здається. Якщо бізнес-модель компанії заснована на продажу курки швидкого харчування, чи заробляє вона таким чином свої гроші, бо це просто використання роялті та франшизи;

- конкурентна перевага: довгостроковий успіх компанії в основному зумовлений її здатністю підтримувати конкурентну перевагу - і зберегти її. Потужні конкурентні переваги, такі як торгова марка Coca-Cola та панування Microsoft над операційною системою для персональних комп'ютерів, створюють рів навколо бізнесу, що дозволяє йому утримувати конкурентів і насолоджуватися зростанням та прибутком. Коли компанія може досягти конкурентної переваги, її акціонери можуть бути добре винагородженні протягом десятиліть;

- менеджмент: деякі вважають, що управління є найважливішим

критерієм інвестування в компанію. Це має сенс: навіть найкраща бізнес-модель приречена, якщо керівники компанії не зможуть належним чином виконати план. Хоча роздрібним інвесторам важко зустрітися та посправжньому оцінити менеджерів, ви можете заглянути на корпоративний веб-сайт і перевірити резюме найвищих керівників та членів правління. Наскільки добре вони працювали на попередніх роботах? Чи останнім часом вони розвантажували багато своїх акцій;

– корпоративне управління: корпоративне управління описує політику, що існує в організації, що позначає відносини та відповідальність між керівництвом, директорами та зацікавленими сторонами. Ця політика визначена та визначена статутом компанії та її підзаконними актами, а також корпоративним законодавством та нормативними актами. Потрібно вести бізнес з компанією, яка ведеться етично, чесно, прозоро та ефективно. Особливо звертається увага, чи поважає керівництво права акціонерів та інтереси акціонерів. Треба переконуватися, що їхнє спілкування з акціонерами є прозорим, чітким та зрозумілим.

Також важливо враховувати галузь компанії, клієнтську базу, частку ринку серед фірм, загальногалузеве зростання, конкуренцію, регулювання та ділові цикли. Дізнання про те, як працює галузь, дасть інвестору глибше розуміння фінансового стану компанії.

Фінансова звітність - це засіб, за допомогою якого компанія розкриває інформацію про свої фінансові результати. Послідовники фундаментального аналізу використовують кількісну інформацію, отриману з фінансової звітності, для прийняття інвестиційних рішень. Трьома найважливішими фінансовими звітами є звіти про доходи, баланси та звіти про рух грошових коштів.

Баланс представляє запис активів, пасивів та власного капіталу компанії на певний момент часу. Баланс називається тим, що фінансова структура підприємства балансує таким чином: Активи = Зобов'язання + Власний капітал.

Активи представляють ресурси, якими бізнес володіє або контролює їх у певний момент часу. Сюди входять такі предмети, як готівка, інвентар, машини та будівлі. Інша сторона рівняння представляє загальну вартість фінансування, яке компанія використала для придбання цих активів. Фінансування відбувається в результаті зобов'язань або власного капіталу. Зобов'язання являють собою борг (який, звичайно, потрібно повернути), тоді як власний капітал - загальну вартість грошей, яку власники внесли в бізнес - включаючи нерозподілений прибуток, тобто прибуток, отриманий у попередні роки.

Звіт про доходи. Хоча баланс застосовує моментальний підхід до вивчення бізнесу, звіт про прибутки та збитки вимірює результати діяльності компанії за певний часовий проміжок. Технічно можна мати баланс на місяць або навіть на день, але побачити лише звіт державних компаній щокварталу та щороку.

У звіті про прибутки та збитки подається інформація про доходи, витрати та прибуток, що була отримана в результаті діяльності підприємства за цей період.

Звіт про рух грошових коштів являє собою запис припливу та відтоку коштів підприємства протягом певного періоду. Як правило, звіт про рух грошових коштів фокусується на таких видах діяльності, пов'язаних з грошовими коштами:

- гроші від інвестування (CFI): Гроші, що використовуються для інвестування в активи, а також надходження від продажу інших підприємств, обладнання або довгострокових активів;
- гроші за рахунок фінансування (CFF): Гроші, сплачені або отримані від випуску та позики коштів;
- операційний грошовий потік (OCF): Грошові кошти, що генеруються в результаті щоденних господарських операцій.

Звіт про рух грошових коштів є важливим, оскільки бізнесу дуже важко маніпулювати своєю грошовою ситуацією. Агресивні бухгалтери можуть

зробити багато, щоб маніпулювати прибутками, але підробляти готівку в банку важко. З цієї причини деякі інвестори використовують звіт про рух грошових коштів як більш консервативний показник ефективності діяльності компанії.

Фундаментальний аналіз спирається на використання фінансових коефіцієнтів, отриманих на основі даних корпоративної фінансової звітності, для висновків про вартість та перспективи компанії.

Поняття внутрішньої цінності. Одне з основних припущень фундаментального аналізу полягає в тому, що поточна ціна на фондовому ринку часто не повністю відображає вартість компанії, яку підтримують загальнодоступні дані. Друге припущення полягає в тому, що значення, відображене у фундаментальних даних компанії, швидше за все, буде ближче до справжньої вартості акцій.

Аналітики часто називають це гіпотетичне справжнє значення внутрішньою цінністю. Однак слід зазначити, що таке вживання фрази "внутрішня вартість" означає щось інше в оцінці запасів, ніж те, що воно означає в інших контекстах, таких як торгівля опціонами. Опціонне ціноутворення використовує стандартний розрахунок внутрішньої вартості; однак аналітики використовують різні складні моделі, щоб отримати свою внутрішню вартість для акції. Не існує єдиної загальноприйнятої формули для отримання внутрішньої вартості запасу.

Наприклад, скажімо, що акції компанії торгувалися на рівні 20 доларів, і після детального дослідження компанії аналітик визначає, що вона повинна коштувати 24 долари. Інший аналітик проводить рівне дослідження, але вирішує, що це повинно коштувати 26 доларів. Багато інвесторів будуть враховувати середнє значення таких оцінок і припускати, що внутрішня вартість акцій може бути близько 25 доларів. Часто інвестори вважають ці оцінки надзвичайно релевантною інформацією, оскільки вони хочуть купувати акції, які торгуються за цінами, значно нижчими за ці внутрішні значення.

Це призводить до третього основного припущення про фундаментальний аналіз: у довгостроковій перспективі фондовий ринок відображатиме основи. Проблема в тому, що ніхто не знає, скільки насправді триває "довготривала перспектива". Це можуть бути дні чи роки.

Ось у чому полягає фундаментальний аналіз. Зосередившись на певному бізнесі, інвестор може оцінити внутрішню вартість фірми та знайти можливості придбати зі знижкою. Інвестиції окупляться, коли ринок наздожене основи. Він найбільше критикує фундаментальний аналіз насамперед із двох груп: прихильників технічного аналізу та прихильників гіпотези ефективного ринку.

Найбільша критика фундаментального аналізу насамперед висловлюється з боку двох груп: прихильників технічного аналізу та прихильників гіпотези ефективного ринку.

Технічний аналіз є іншою основною формою аналізу безпеки. Простіше кажучи, технічні аналітики базують свої інвестиції (або, точніше, свої операції), виключно на цінових та обсягових рухах акцій. Використовуючи діаграми та інші інструменти, вони торгують на імпульсі та ігнорують основи.

Одним з основних принципів технічного аналізу є те, що ринок знижує все. Усі новини про компанію вже оцінені на складі. Тому рух цін акцій дає більше розуміння, ніж основи самого бізнесу.

Однак послідовники гіпотези ефективного ринку (ЕМГ), як правило, не погоджуються як з фундаментальними, так і з технічними аналітиками.

Гіпотеза ефективного ринку стверджує, що по суті неможливо обіграти ринок ні фундаментальним, ні технічним аналізом. Оскільки ринок постійно ефективно оцінює всі запаси, багато учасників ринку майже негайно знищують будь-які можливості для надлишкової прибутковості, що робить неможливим будь-хто суттєво перевершити ринок у довгостроковій перспективі.

Візьмемо, наприклад, компанію Coca-Cola. Вивчаючи свої запаси,

аналітик повинен враховувати річну виплату дивідендів акції, прибуток на акцію, коефіцієнт P/E та багато інших кількісних факторів. Однак жоден аналіз Coca-Cola не є повним без урахування визнання його бренду. Будь-хто може створити компанію, яка продає цукор та воду, але мільярдам людей відомо мало хто. Важко покласти пальці на те, чого вартий бренд Соке, але ви можете бути впевнені, що це важливий компонент, що сприяє постійному успіху компанії.

Навіть ринок в цілому можна оцінити за допомогою фундаментального аналізу. Наприклад, аналітики розглядали основні показники S&P 500 з 4 по 8 липня 2016 р. За цей час S&P зріс до 2129,90 після виходу позитивного звіту про робочі місця в США. Насправді, ринок просто пропустив новий рекордний показник, прийшовши трохи нижче найвищого рівня в травні 2015 року - 2130,82. Економічний сюрприз, пов'язаний з додатковими 287 000 робочих місць у червні місяці, особливо збільшив вартість фондового ринку 8 липня 2016 року.

Однак існують різні погляди на справжню вартість ринку. Деякі аналітики вважають, що економіка рухається до ведмежого ринку, тоді як інші аналітики вважають, що вона буде продовжуватися як бичачий ринок.

Етапи фундаментального аналізу. Загалом, фундаментальний аналіз оцінює окремі компанії шляхом перегляду фінансової звітності фірми та вивчення різних коефіцієнтів та інших показників. Це використовується для оцінки внутрішньої вартості компанії на основі її доходів, прибутку, витрат, структури капіталу, грошових потоків тощо. Потім показники компанії можна порівняти з аналогами та конкурентами в галузі. Нарешті, їх можна порівняти із ширшим ринком або більшим економічним середовищем.

Фундаментальний аналіз використовується здебільшого довгостроковими інвесторами або інвесторами, які оцінюють вартість, щоб визначити акції з високою ціною та ті, що мають сприятливі перспективи. Аналітики акціонерного капіталу також використовуватимуть фундаментальний аналіз для формування цінових цілей та рекомендацій

клієнтам (наприклад, купувати, утримувати чи продавати). Корпоративні менеджери та фінансові бухгалтери також використовуватимуть фінансовий аналіз для аналізу та підвищення операційної ефективності та прибутковості фірми та для порівняння фірми з конкурентами. Уоррен Баффет, один із найвідоміших світових інвесторів, сприяє фундаментальному аналізу.

Чим фундаментальний аналіз відрізняється від технічного? Технічний аналіз не досліджує фінансову звітність компанії або не проводить аналіз коефіцієнтів. Натомість технічні трейдери розглядають порівняно короткострокові схеми діаграм, щоб визначити цінові сигнали, тенденції та розвороти. Технічні торговці, як правило, займають короткострокові позиції і не обов'язково сподіваються на більш довгострокову оцінку. Мотивацією технічного аналізу в основному є рухома психологія.

8. 3 МЕТОДИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Машинне навчання дозволяє комп'ютерам вирішувати завдання, які до цього часу виконували лише люди.

Від водіння автомобілів до перекладу мови, машинне навчання викликає вибух у можливостях штучного інтелекту - допомагаючи програмному забезпеченню зрозуміти безладний та непередбачуваний реальний світ.

Але що саме таке машинне навчання і що робить можливим нинішній бум машинного навчання?

9. 3.1 Машинне навчання

На дуже високому рівні машинне навчання - це процес навчання комп'ютерної системи, як робити точні прогнози, подаючи дані.

Ці передбачення можуть відповісти, чи є шматок фрукта на фотографії бананом чи яблуком, помічаючи людей, які переходять дорогу перед самохідним автомобілем, чи вживання слова *book* у реченні стосується м'якої обкладинки чи бронювання готелів, незалежно від того, чи є електронний лист спамом, або розпізнавання мови досить точно, щоб створити титри для відео YouTube.

Ключова відмінність від традиційного комп'ютерного програмного забезпечення полягає в тому, що розробник людини не написав коду, який вказує системі, як відрізнити банан від яблука.

Натомість модель машинного навчання навчилась, як надійно розрізняти плоди, навчаючись на великому обсягу даних, в цьому випадку, ймовірно, величезна кількість зображень, позначення яких містить банан або яблуко.

Дані та їх велика кількість є ключем до можливості машинного навчання.

Можливо, машинне навчання останнім часом мало величезний успіх, але це лише один із методів досягнення штучного інтелекту.

AI народилося в 1950-х рр. AI визначався як будь-яка машина, здатна виконувати завдання, яке, як правило, потребує людського інтелекту.

Системи AI, як правило, демонструють принаймні деякі з наступних рис:

- планування;
- навчання;
- міркування;
- вирішення проблем;
- подання знань;
- сприйняття;
- рух та маніпуляції;
- меншою мірою соціальний інтелект та креативність.

Поряд з машинним навчанням існують різні інші підходи, що використовуються для побудови систем AI, включаючи еволюційні обчислення, де алгоритми зазнають випадкових мутацій та комбінацій між поколіннями, намагаючись "розвинути" оптимальні рішення, та експертні системи, де комп'ютери програмуються з правилами, що дозволяють імітувати поведінку експерта-людини у певній галузі, наприклад, система автопілота, що летить на літаку.

10. 3.3 Типи машинного навчання

Машинне навчання, як правило, поділяється на дві основні категорії: навчання під наглядом та без нагляду.

У навчанні під наглядом алгоритм навчається на маркованому наборі даних, надаючи ключ відповіді, який алгоритм може використовувати для

оцінки своєї точності на навчальних даних. Навпаки, без нагляду модель надає немарковані дані, які алгоритм намагається зрозуміти шляхом самостійного вилучення функцій та шаблонів.

Навчання на половину під наглядом має золоту середину. Воно використовує невелику кількість маркованих даних, що підтверджує більший набір немаркованих даних. А підкріплення навчає алгоритм із системою винагород, забезпечуючи зворотний зв'язок, коли агент штучного інтелекту виконує найкращі дії в конкретній ситуації.

11. 3.4 Навчання з вчителем

Навчання під наглядом - це метод машинного навчання, при якому моделі навчаються з використанням маркованих даних. При контрольованому навчанні моделям потрібно знайти функцію відображення, щоб зіставити вхідну змінну (X) із вихідною змінною (Y).

У навчанні під наглядом використовують дані, які добре "позначені". Це означає, що деякі дані вже позначені правильною відповіддю. Це можна порівняти з навчанням, яке відбувається в присутності керівника або викладача.

У реальному світі навчання під наглядом може використовуватися для оцінки ризиків, класифікації зображень, виявлення шахрайства, фільтрації спаму тощо.

При контрольованому навчанні моделі навчаються за допомогою маркованих наборів даних, де модель дізнається про кожен тип даних. Після завершення навчального процесу модель тестується на основі тестових даних (підмножина навчального набору), а потім вона прогнозує результати.

Діяльність контрольованого навчання можна легко зрозуміти на

наведеному нижче прикладі та схемі:

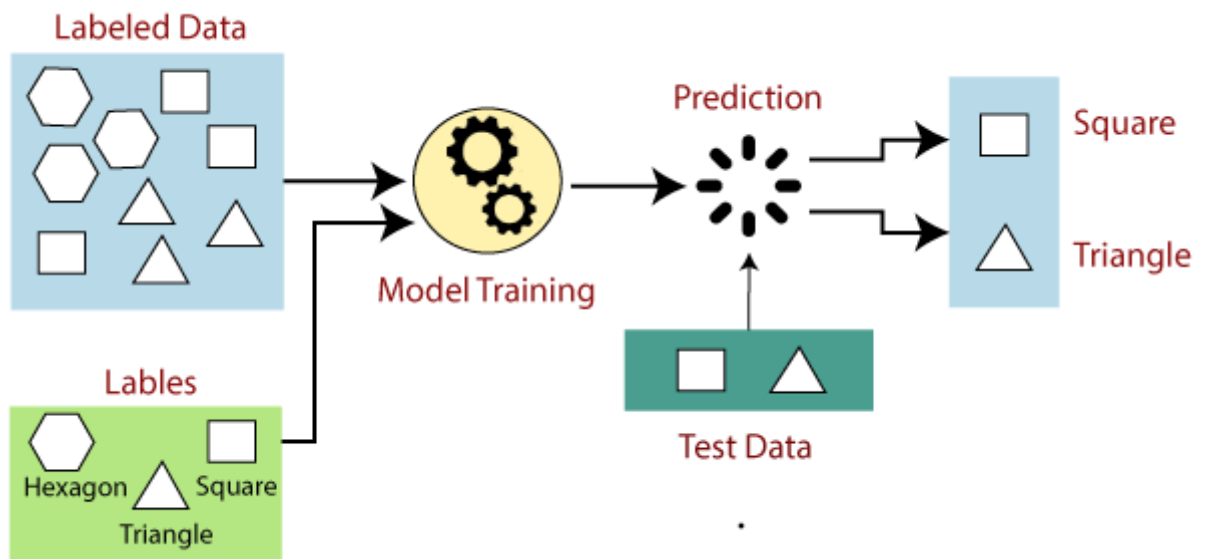


Рисунок 2.1 – Схема моделі навчання під наглядом

Припустимо, у нас є набір даних різних типів фігур, який включає квадрат, прямокутник, трикутник та багатокутник. Тепер перший крок полягає в тому, що нам потрібно навчити модель для кожної фігури:

- якщо дана фігура має чотири сторони, і всі сторони рівні, то вона буде позначена як квадрат;
- якщо дана фігура має три сторони, то вона буде позначена як трикутник;
- якщо дана фігура має шість рівних сторін, тоді вона буде позначена як шестикутник.

Тепер, після тренування, ми тестуємо нашу модель за допомогою тестового набору, і завдання моделі полягає у визначенні форми.

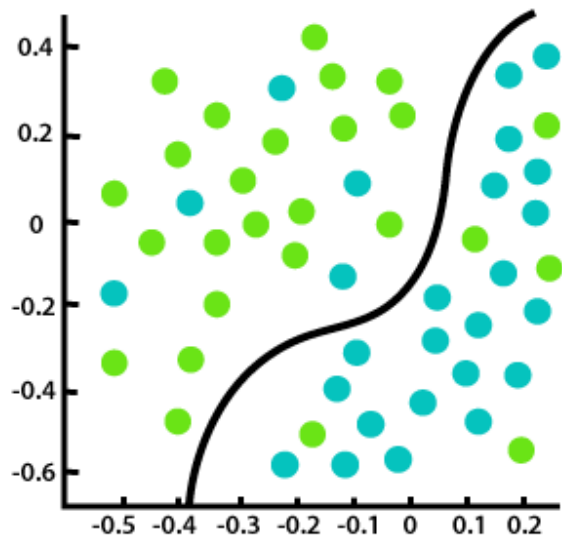
Машина вже навчена для всіх типів фігур, і коли вона знаходить нову форму, вона класифікує фігуру за основами ряду боків і прогнозує вихід.

Кроки, задіяні в навчанні під наглядом:

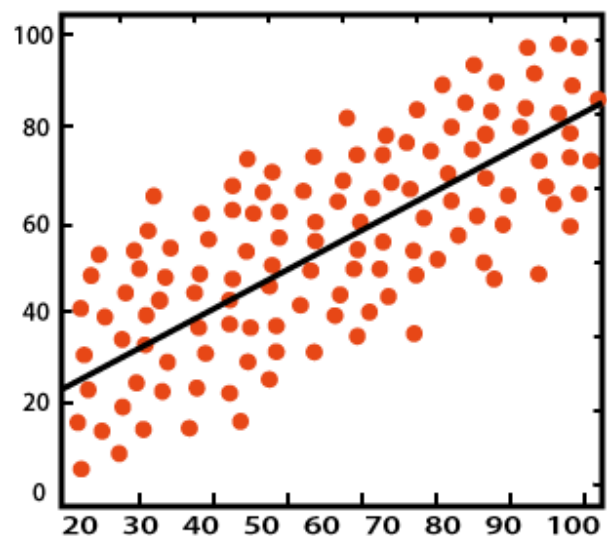
- спочатку визначити тип набору навчальних даних;
- зберегти / зібрати позначені навчальні дані;

- розділити навчальний набір даних на навчальний, тестовий і перевірочний;
- визначити вхідні особливості навчального набору даних, який повинен мати достатньо знань, щоб модель могла точно передбачити результат;
- визначити відповідний алгоритм для моделі, такий як машина підтримки вектора, дерево рішень тощо;
- виконати алгоритм на навчальному наборі даних. Іноді потрібні набори перевірки як параметри управління, які є підмножиною навчальних наборів даних;
- оцінити точність моделі, надавши набір тестів. Якщо модель передбачає правильний результат, це означає, що наша модель є точною.

Навчання під наглядом можна розділити на два типи проблем: регресія і класифікація.



Classification



Regression

Рисунок 2.2 – Типи навчання під контролем

Різниця між регресійними алгоритмами машинного навчання та класифікаційними алгоритмами машинного навчання іноді бентежить

більшість вчених, які змушують їх застосовувати неправильні методології для вирішення своїх проблем прогнозування.

Андрейбу, який походить з Німеччини і має більше 5 років досвіду машинного навчання, каже, що "розуміння того, чи є завдання машинного навчання регресією чи проблемою класифікації, є ключовим для вибору правильного алгоритму для використання".

Класифікаційне прогнозне моделювання є завданням наближення функції відображення (f) від вхідних змінних (x) до дискретних вихідних змінних (y).

Вихідні змінні часто називають мітками або категоріями. Функція відображення передбачає клас або категорію для даного спостереження.

Наприклад, електронний лист із текстом можна класифікувати як один із двох класів: "спам" та "не спам".

Класифікаційна проблема вимагає класифікації прикладів в один із двох або більше класів. Класифікація може мати реальні чи дискретні вхідні змінні. Проблему з двома класами часто називають двокласною або двійковою класифікаційною задачею. Проблему з більш ніж двома класами часто називають багатокласовою проблемою класифікації. Проблема, коли прикладу присвоєно кілька класів, називається проблемою класифікації з декількома мітками.

Загальноприйнятим для класифікаційних моделей є прогнозування безперервного значення як імовірності даного прикладу, що належить кожному вихідному класу. Імовірності можна інтерпретувати як вірогідність або впевненість даного прикладу, що належить кожному класу. Прогнозована ймовірність може бути перетворена у значення класу, вибравши мітку класу, яка має найбільшу ймовірність.

Наприклад, певному електронному листу тексту може бути призначено ймовірність 0,1 як "спам" та 0,9 як "не спам". Ми можемо перетворити ці ймовірності на мітку класу, вибравши мітку "не є спамом", оскільки вона має найвищу прогнозовану ймовірність.

Існує багато способів оцінити вміння класифікаційної прогностичної моделі, але, мабуть, найпоширенішим є обчислення точності класифікації.

Точність класифікації - це відсоток правильно класифікованих прикладів від усіх зроблених прогнозів.

Наприклад, якщо класифікаційна прогнозна модель зробила 5 прогнозів, 3 з них були правильними, а 2 з них були невірними, то класифікаційна точність моделі, заснованої лише на цих прогнозах, буде такою:

$$\text{accuracy} = \text{correct predictions} / \text{total predictions} * 100$$

$$\text{accuracy} = 3 / 5 * 100$$

$$\text{accuracy} = 60\%$$

Алгоритм, здатний вивчити класифікаційну прогностичну модель, називається алгоритмом класифікації.

Прогностичне моделювання регресії є завданням наближення функції відображення (f) від вхідних змінних (x) до безперервної вихідної змінної (y).

Безперервна вихідна змінна - це дійсне значення, таке як ціле число або значення з плаваючою комою. Це часто такі величини, як суми та розміри.

Наприклад, можна передбачити, що будинок продаватиметься за певну доларову вартість, можливо, в межах від 100 000 до 200 000 доларів.

Проблема регресії вимагає передбачення величини. Регресія може мати реальні значення або дискретні вхідні змінні. Проблему з кількома вхідними змінними часто називають проблемою багатовимірної регресії. Проблема регресії, де вхідні змінні упорядковані за часом, називається задачею прогнозування часових рядів.

Оскільки модель прогнозування регресії передбачає величину, навик моделі повинен повідомлятися як помилка в цих прогнозах.

Існує багато способів оцінити вміння передбачуваної моделі регресії, але, мабуть, найпоширенішим є обчислення середньої квадратичної помилки, скороченої аббревіатурою RMSE.

Наприклад, якщо модель прогнозування регресії зробила 2 прогнози,

одне з 1,5, де очікуване значення 1,0, а інше 3,3 і очікуване значення 3,0, тоді RMSE буде:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\text{average}(\text{error}^2)}$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{((1.0 - 1.5)^2 + (3.0 - 3.3)^2) / 2}$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{(0.25 + 0.09) / 2}$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{0.17}$$

$$\text{RMSE} = 0.412$$

Перевага RMSE полягає в тому, що одиниці оцінки похибки знаходяться в тих самих одиницях, що і передбачуване значення.

Алгоритм, здатний вивчити регресійну модель прогнозування, називається алгоритмом регресії.

Деякі алгоритми мають у назві слово «регресія», наприклад лінійна регресія та логістична регресія, що може зробити речі незрозумілими, оскільки лінійна регресія - це алгоритм регресії, тоді як логістична регресія - це алгоритм класифікації.

Класифікаційні проблеми прогноуючого моделювання відрізняються від задач регресійного прогнозного моделювання:

- класифікація - це завдання прогнозування дискретної мітки класу;
- регресія є завданням прогнозування безперервної величини.

Існує деяке перекриття між алгоритмами класифікації та регресії; наприклад:

- алгоритм класифікації може передбачати неперервне значення, але безперервне значення має форму ймовірності для мітки класу;
- алгоритм регресії може передбачати дискретне значення, але дискретне значення у вигляді цілочисельної величини.

Деякі алгоритми можуть бути використані як для класифікації, так і для регресії з невеликими модифікаціями, такі як дерева рішень та штучні нейронні мережі. Деякі алгоритми не можуть або не можуть бути легко використані для обох типів проблем, такі як лінійна регресія для прогнозного моделювання регресії та логістична регресія для класифікаційного

прогнозування.

Важливо те, що спосіб оцінки прогнозів класифікації та регресії варіюється і не перекривається, наприклад:

- прогнози класифікації можуть бути оцінені з використанням точності, тоді як прогнози регресії не можуть;
- прогнози регресії можуть бути оцінені за допомогою середньоквадратичної помилки, тоді як класифікаційні прогнози не можуть.

Таблиця 3.1 – Порівняння регресії та класифікації

Алгоритм регресії	Алгоритм класифікації
У регресії вихідна змінна повинна мати безперервний характер або реальне значення.	У класифікації вихідна змінна повинна мати дискретне значення.
Завданням алгоритму регресії є відображення вхідного значення (x) з безперервною вихідною змінною (y).	Завданням алгоритму класифікації є відображення вхідного значення (x) з дискретною вихідною змінною (y).
Алгоритми регресії використовуються з безперервними даними.	Алгоритми класифікації використовуються з дискретними даними.
В Регресії ми намагаємось знайти найкращу лінію, яка може точніше передбачити результат.	У класифікації ми намагаємось знайти межу прийняття рішення, яка може розділити набір даних на різні класи.
Алгоритми регресії можуть бути використані для вирішення таких проблем регресії, як прогноз погоди, прогнозування ціни на будинок тощо.	Алгоритми класифікації можуть бути використані для вирішення таких проблем класифікації, як ідентифікація електронної пошти зі спамом, розпізнавання мови, ідентифікація ракових клітин тощо.
Алгоритм регресії можна розділити на лінійну та нелінійну регресію.	Алгоритми класифікації можна розділити на двійковий класифікатор

12. 3.5 Навчання без вчителя

Машинне навчання без вчителя поглинає немічені дані - багато-багато їх - і використовує алгоритми для вилучення значущих функцій, необхідних для маркування, сортування та класифікації даних у режимі реального часу, без участі людини. Навчання без нагляду не стосується автоматизації рішень та прогнозів, а більше - виявлення закономірностей та взаємозв'язків у даних, які люди могли б пропустити. Візьмемо, наприклад, виявлення спаму - люди генерують більше електронної пошти, ніж команда вчених-даних може коли-небудь сподіватися розмітити або класифікувати за своє життя. Алгоритм навчання без нагляду може аналізувати величезні обсяги електронних листів та розкривати функції та шаблони, що вказують на спам (і постійно покращувати позначення спаму з часом).

При навчанні без вчителя алгоритм відокремлює дані у наборі даних, в якому дані не мають міток на основі деяких прихованих характеристик даних. Ця функція може бути корисною для виявлення прихованої структури даних та для таких завдань, як виявлення аномалій. Цей посібник пояснює ідеї навчання без нагляду та його застосування, а потім ілюструє ці ідеї в контексті вивчення даних.

Такі алгоритми навчання групують дані в без маркерний набір даних на основі прихованих характеристик даних. Оскільки міток немає, немає можливості оцінити результат (ключова відмінність алгоритмів навчання з вчителем). Групуючи дані за допомогою неконтрольованого навчання, дізнаємось щось про необроблені дані, які імовірно не були видимими в іншому випадку. У великих розмірах або великих наборах даних ця проблема є ще більш вираженою.

Навчання без вчителя не може бути безпосередньо застосовано до проблеми регресії або класифікації, оскільки на відміну від навчання під

наглядом, ми маємо вхідні дані, але відсутні відповідні вихідні дані. Метою безконтрольного навчання є пошук базової структури набору даних, групування цих даних за подібністю та представлення цього набору даних у стислому форматі.

Приклад: припустимо, що алгоритму навчання без вчителя надається вхідний набір даних, що містить зображення різних типів котів і собак. Алгоритм ніколи не навчається на даному наборі даних, що означає, що він не має уявлення про особливості набору даних. Завдання алгоритму навчання без нагляду - самостійно визначити особливості зображення. Алгоритм навчання без нагляду буде виконувати це завдання, кластеризуючи набір зображень у групи відповідно до подібності між зображеннями.

Нижче наведено кілька основних причин, які описують важливість навчання без вчителя:

- навчання без вчителя корисно для пошуку корисних знань із даних;
- навчання без вчителя дуже схоже на те, що людина вчиться мислити на власному досвіді, що робить його ближчим до справжнього AI;
- навчання без вчителя працює над неміченими та некатегоризованими даними, що робить навчання без нагляду більш важливим;
- у реальному світі ми не завжди маємо вхідні дані з відповідними вихідними даними, тому для вирішення таких випадків нам потрібно навчання без нагляду.

Робота навчання без вчителя може бути зрозуміла з наведеної нижче схеми:

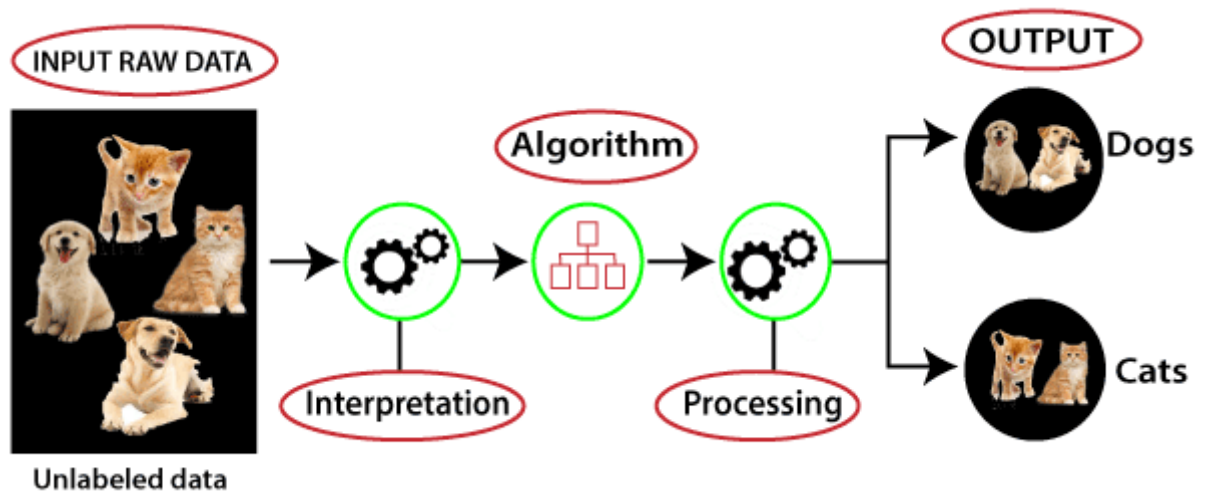


Рисунок 2.3 – Схема роботи навчання без вчителя

Тут ми взяли немічені вхідні дані, що означає, що вони не класифікуються, а відповідні виходи також не даються. Тепер ці немічені вхідні дані надходять до моделі машинного навчання, щоб її навчити. По-перше, він буде інтерпретувати необроблені дані, щоб знайти приховані шаблони з даних, а потім застосувати відповідні алгоритми, такі як кластеризація k-засобів, дерево рішень тощо.

Після застосування відповідного алгоритму алгоритм ділить об'єкти даних на групи відповідно до подібності та різниці між об'єктами.

Алгоритм навчання без вчителя може бути додатково класифіковано на два типи проблем:

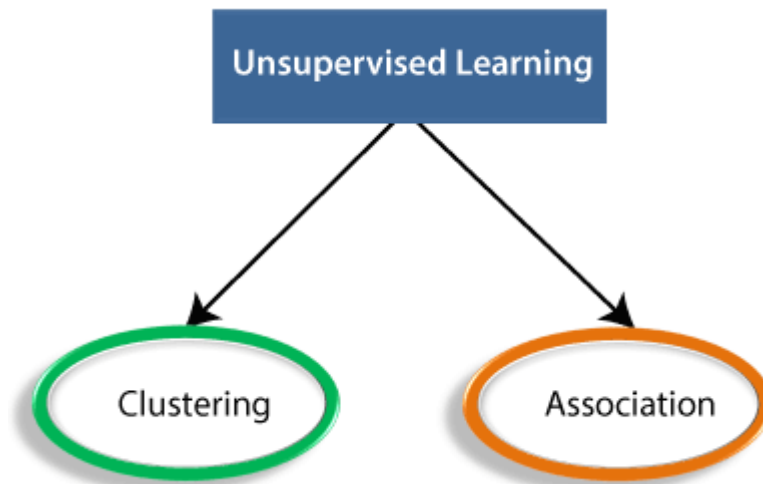


Рисунок 2.4 – Класифікація навчання без вчителя

Кластеризація - це метод групування об'єктів у кластери таким чином, що об'єкти з найбільшою кількістю подібностей залишаються в групі та мають менше або зовсім не схожі з об'єктами іншої групи. Кластерний аналіз виявляє спільність між об'єктами даних та класифікує їх за наявністю та відсутністю цих спільних рис.

Асоціація: це метод навчання без вчителя, який використовується для пошуку зв'язків між змінними у великій базі даних. Він визначає набір елементів, що зустрічаються разом у наборі даних. Правило асоціації робить маркетингову стратегію більш ефективною. Такі, як люди, які купують товар X (припустимо, хліб), як правило, купують товар Y (масло / джем). Типовим прикладом правила асоціації є аналіз ринкових кошиків.

Є кілька причин, чому вибирається навчання без вчителя замість навчання з вчителем. Ось деякі переваги:

- маркування даних вимагає багато ручної роботи та витрат. Навчання без вчителя вирішує проблему, вивчаючи дані та класифікуючи їх без будь-яких міток;
- мітки можна додавати після класифікації даних, що набагато простіше;
- це дуже корисно при пошуку шаблонів у даних, які неможливо

знайти звичайними методами;

- зменшення розмірності можна легко досягти, використовуючи навчання без вчителя;

- це ідеальний інструмент для вчених-дослідників даних, оскільки навчання без вчителя може допомогти зрозуміти необроблені дані;

- ми також можемо виявити, наскільки дані подібні. Цього можна досягти імовірнісними методами;

- цей тип навчання певним чином схожий на людський інтелект, оскільки модель навчається повільно, а потім обчислює результат.

Недоліки навчання без вчителя:

Результат може бути менш точним, оскільки у нас немає вхідних даних для навчання.

- модель навчається на необроблених даних без попередніх знань;
- це також трудомісткий процес. Фаза навчання алгоритму може зайняти багато часу, оскільки він аналізує та обчислює всі можливості;

- для деяких проектів, що включають дані в реальному часі, може знадобитися постійне подавання даних до моделі, що призведе до як неточних, так і трудомістких результатів;

- чим більше функцій, тим більше зростає складність.

Таблиця 3.2 – Порівняння методів машинного навчання з вчителем та без вчителя

Параметри	Машинне навчання з вчителем	Машинне навчання без вчителя
Процес	У моделі з вчителем будуть вказані змінні введення та виведення.	У моделі навчання без вчителя надаються лише вхідні дані
Вхідні дані	Навчання алгоритмів здійснюється з використанням маркованих	Алгоритми використовуються щодо даних, які не марковані

	даних.	
Використані алгоритми	Підтримують векторну машину, нейронну мережу, лінійну та логістичну регресію, випадковий ліс та класифікаційні дерева.	Алгоритми можна розділити на різні категорії: як кластерні алгоритми, K-засоби, ієрархічна кластеризація тощо.
Обчислювальна складність	Навчання з вчителем - це більш простий метод.	Навчання без вчителя є обчислювально складним
Використання даних	Модель навчання з вчителем використовує дані навчання, щоб дізнатись про зв'язок між вхідними та вихідними показниками.	Навчання без вчителя не використовує вихідні дані.
Точність результатів	Високоточний і надійний метод.	Менш точний і надійний метод.
Навчання в режимі реального часу	Метод навчання відбувається в автономному режимі.	Метод навчання відбувається в реальному часі.
Кількість класів	Кількість класів відома.	Кількість класів невідома.
Основний недолік	Класифікація великих даних може бути справжньою проблемою у навчанні під наглядом.	Не можна отримати точну інформацію щодо сортування даних, а вихідні дані як дані, що використовуються в невідконтрольному навчанні, позначені та невідомі.

13. 3.6 Алгоритм «Рухоме середнє»

Середнє значення - це одна з найпоширеніших речей, які ми

використовуємо у своєму повсякденному житті. Наприклад, обчислення середніх оцінок для визначення загальної продуктивності або знаходження середньої температури за останні кілька днів, щоб скласти уявлення про сучасну температуру - це все звичайні завдання, які ми робимо регулярно.

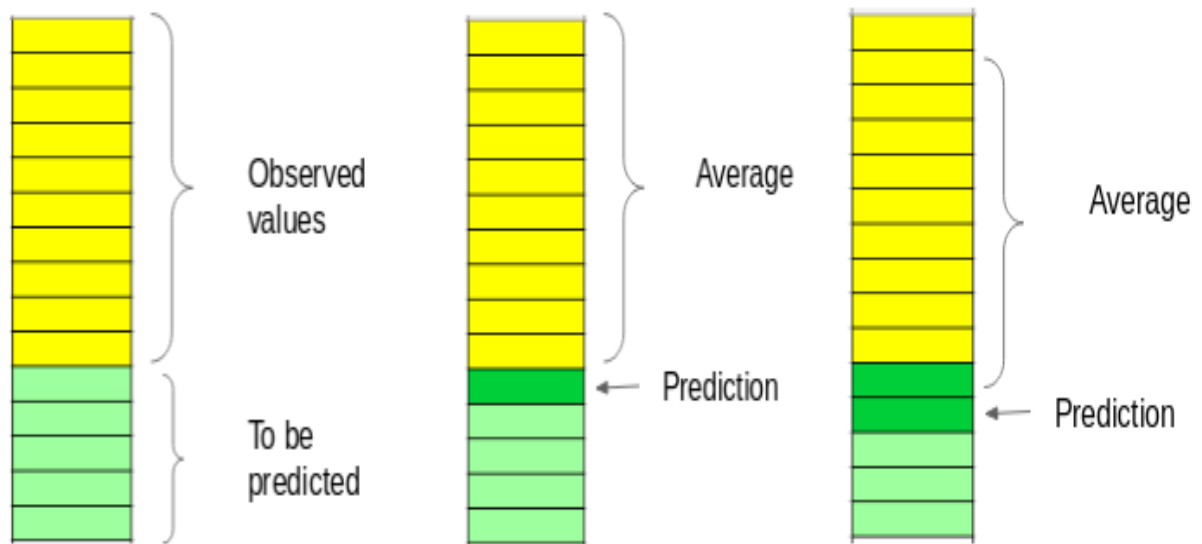


Рисунок 2.5 – Модель алгоритму рухоме середнє

Позначення рухоме середнє (q) відноситься до моделі рухоме середнє порядку q :

де μ - середнє значення ряду, $\theta_1, \dots, \theta_q$ - параметри режиму а

t ,

$t-1, \dots,$

$t-q$ - умови похибки білого шуму. Значення q називається порядком моделі рухоме середнє. Це можна еквівалентно записати в термінах оператора зворотного переключення В як:

Таким чином, модель рухомого середнього є концептуально лінійною

регресією поточного значення серії проти струму та попередніх (спостерігаються) умов похибки білого шуму або випадкових поштовхів. Випадкові поштовхи в кожній точці вважаються взаємно незалежними і походять від одного і того ж розподілу, як правило, нормального розподілу, з розташуванням у нульовому та постійному масштабі.

Модель «Рухоме середнє» - це, по суті, фільтр кінцевої імпульсної характеристики, застосований до білого шуму, з деякою додатковою інтерпретацією. Роль випадкових поштовхів у моделі рухоме середнє відрізняється від ролі в моделі авторегресії двома способами. По-перше, вони розповсюджуються безпосередньо на майбутні значення часового ряду: наприклад ε_{t-1} з'являється безпосередньо в правій частині рівняння для X_t . На відміну від регресійної моделі

ε_{t-1} не відображається на правій стороні X_t рівняння, але воно відображається в правій частині X_{t-1} рівняння, і X_{t-1} з'являється з правого боку X_t рівняння, що дає лише опосередкований ефект від

ε_{t-1} на X_t . По-друге, у моделі рухоме середнє шок впливає на значення лише за поточний період і q періоди у майбутнє; навпаки, в регресійній моделі впливає шок X значення нескінченно далеко в майбутнє, тому що

ε_t впливає на X_t , що впливає на X_{t+1} , що впливає на X_{t+2} і так далі.

14. 3.7 Лінійна регресія

Штучний інтелект став поширеним останнім часом. Люди з різних дисциплін намагаються застосовувати ШІ, щоб значно полегшити їх завдання. Наприклад, економісти використовують ШІ для прогнозування майбутніх ринкових цін для отримання прибутку, лікарі використовують ШІ для класифікації злоякісної чи доброякісної пухлини, метеорологи використовують ШІ для прогнозування погоди, кадрові кадри використовують ШІ для перевірки резюме заявників для перевірки якщо

претендент відповідає мінімальним критеріям для роботи тощо. Поштовхом до такого повсюдного використання

15. 3.7.1 Лінійна регресія з однією змінною

Перш ніж визначити, що таке лінійна регресія, спочатку визначимо що таке регресія. Регресія - метод моделювання цільового значення на основі незалежних предикторів. Цей метод в основному використовується для прогнозування та з'ясування причинно-наслідкових зв'язків між змінними. Методи регресії здебільшого відрізняються залежно від кількості незалежних змінних та типу взаємозв'язку між незалежними та залежними змінними.

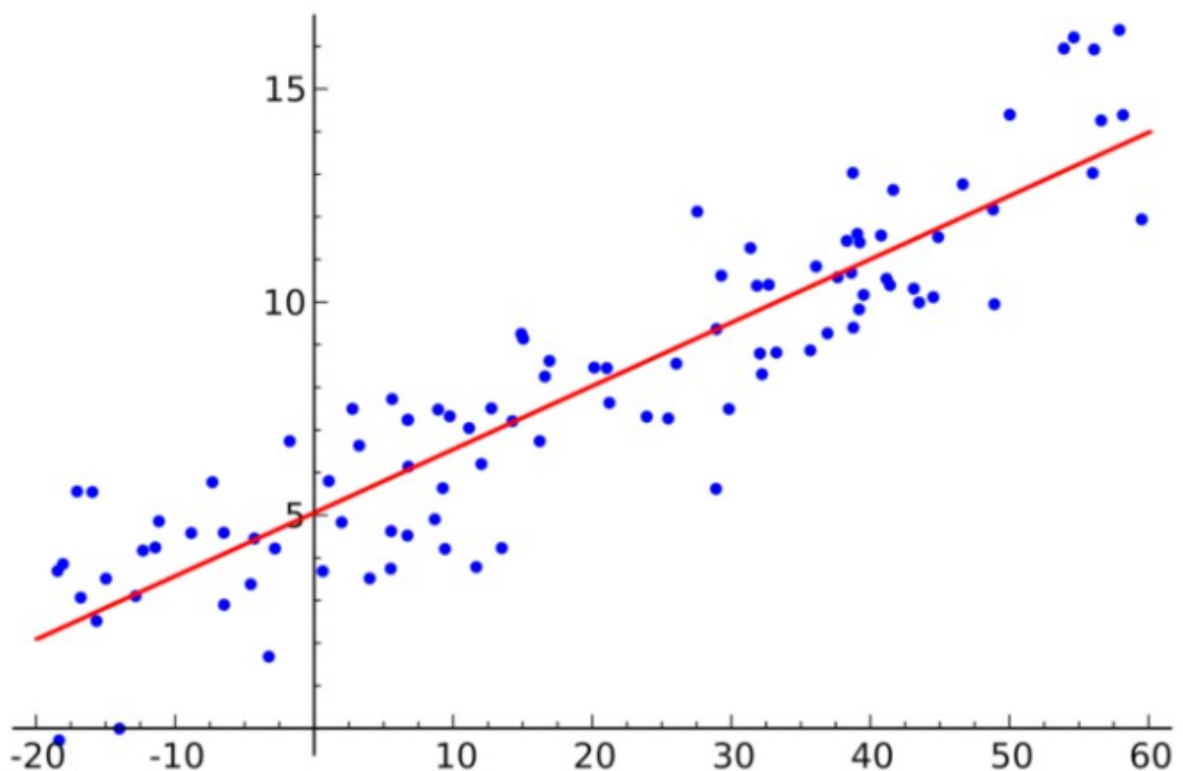


Рисунок 2.6 – Лінійна регресія з однією змінною

Проста лінійна регресія - це тип регресійного аналізу, коли кількість незалежних змінних одиниця, і існує лінійна залежність між незалежною (x) та залежною (y) змінною. Червона лінія на наведеному графіку називається

найкращою прямою лінією. На основі поданих точок даних ми намагаємося побудувати лінію, яка найкраще моделює точки. Лінію можна змоделювати на основі лінійного рівняння, наведеного нижче:

Мотивом алгоритму лінійної регресії є пошук найкращих значень для a_0 та a_1 . Перш ніж переходити до алгоритму, розглянемо дві важливі концепції, які повинні знати, щоб краще розуміти лінійну регресію.

Функція витрат допомагає нам з'ясувати найкращі можливі значення для a_0 та a_1 , які забезпечують найкращу відповідність лінії для точок даних. Оскільки ми хочемо найкращі значення для a_0 та a_1 , ми перетворюємо цю проблему пошуку на проблему мінімізації, де ми хотіли б мінімізувати помилку між передбачуваним значенням та фактичним значенням. Функція мінімізації та витрат:

,

,

де n – кількість даних; $pred$ - передбачувані значення; y - спостережувані значення.

Вибираємо вищезазначену функцію для мінімізації. Різниця між передбачуваними значеннями та основною істиною вимірює різницю помилок. Ми розкладаємо різницю помилок і сумуємо по всіх точках даних і ділимо це значення на загальну кількість точок даних. Це забезпечує середню похибку в квадраті для всіх точок даних. Тому ця функція витрат також відома як функція середньоквадратичної помилки (MSE). Тепер, використовуючи цю функцію MSE, ми збираємось змінити значення a_0 та a_1 таким чином, щоб значення MSE осіло на мінімумах.

Гradientний спуск. Наступною важливою концепцією, необхідною для

розуміння лінійної регресії, є градієнтний спуск. Градієнтний спуск - це метод оновлення a_0 та a_1 для зменшення функції витрат (MSE). Ідея полягає в тому, що ми починаємо з деяких значень для a_0 та a_1 , а потім ітеративно змінюємо ці значення, щоб зменшити вартість. Градієнтний спуск допомагає нам змінити значення.

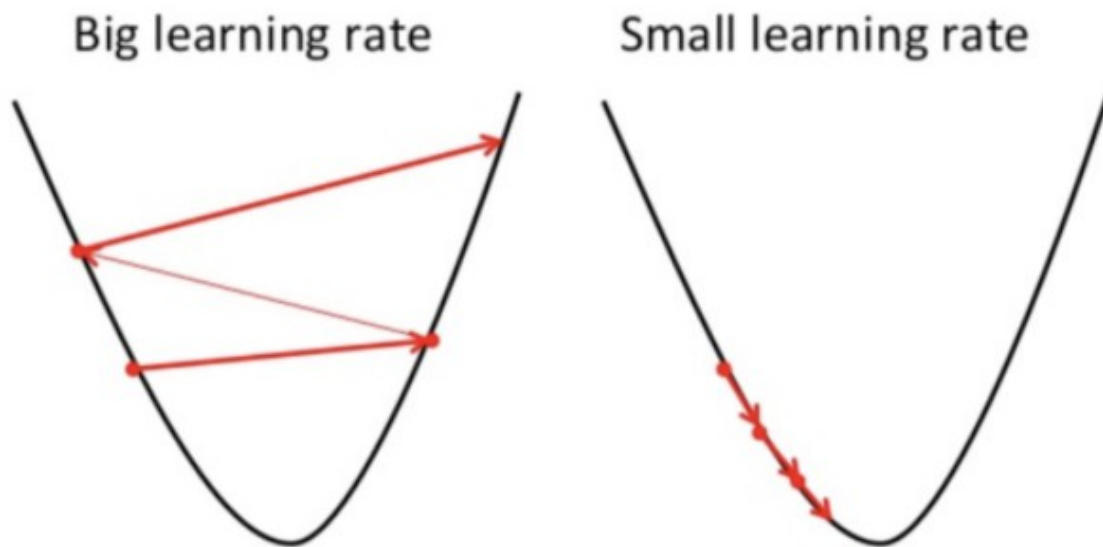


Рисунок 2.7 – Градієнтний спуск

Щоб провести аналогію, уявімо яму у формі U, і ми стоїмо в самій верхній точці ями, і наша мета - досягти дна ями. Для досягнення дна можна зробити лише окрему кількість кроків. Якщо ми вирішимо зробити крок за раз, ми врешті-решт дійдемо до дна ями, але це займе більше часу. Якщо ми вирішимо робити більш тривалі кроки кожного разу, ми досягнемо раніше, але, є ймовірність, що ми можемо перевищити дно ями, а не точно на дні. В алгоритмі градієнтного спуску кількість кроків, які ми робимо, - це швидкість навчання. Це визначає, наскільки швидко алгоритм сходиться до мінімумів.

Іноді функцією витрат може бути неопукла функція, де ми можемо оселитися за локальними мінімумами, але для лінійної регресії це завжди опукла функція.

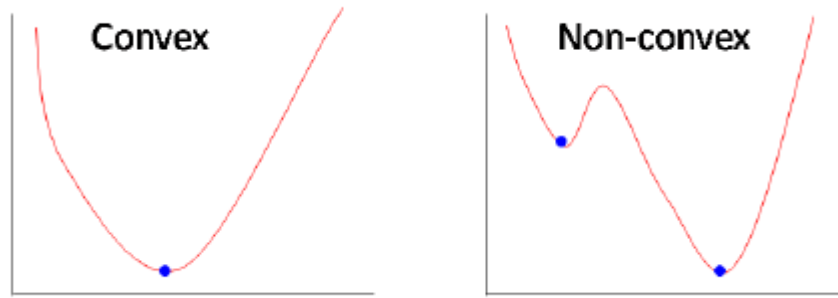


Рисунок 2.8 – Опукла і неопукла функція

Для того, щоб оновити a_0 та a_1 , беремо градієнти з функції витрат. Щоб знайти ці градієнти, візьмемо часткові похідні відносно a_0 та a_1 . Тепер, щоб зрозуміти, як часткові похідні знаходяться нижче, знадобиться певне числення.

Отже, алгоритм мінімізації функції полягає в тому, щоб обчислити напрямок найкрутішого спуску, а потім зробити невеликий крок вниз і просто повторювати це знову і знову, поки не знайдете мінімуми функції.

Розмір кожного кроку визначається α , відомий як швидкість навчання. Значення α слід вибирати обережно, щоб гарантувати, що алгоритм градієнтного спуску сходиться за розумний час.

Інша річ, яку слід помітити, градієнтний спуск може сходиться до локального мінімуму навіть при фіксованому α . Це пов'язано з тим, що по мірі наближення до локальних мінімумів нахил автоматично починає зменшуватися, отже, градієнтний спуск буде автоматично робити менші кроки. Тож не потрібно змінювати α з часом.

Часткові похідні - це градієнти, і вони використовуються для оновлення значень a_0 та a_1 . Альфа - це швидкість навчання, яка є гіперпараметром, який ми повинні вказати. Менший рівень навчання може наблизити до мінімумів, але для досягнення мінімумів потрібно більше часу, більший рівень навчання сходиться раніше, але є ймовірність того, що можна перевищити мінімуми.

16. 3.7.2 Лінійна регресія з кількома змінними

Лінійна регресія з кількома змінними (MLR), також відома як множинна регресія, є статистичним методом, який використовує кілька пояснювальних змінних для прогнозування результату змінної відповіді. Метою множинної лінійної регресії (MLR) є моделювання лінійного співвідношення між пояснювальними (незалежними) змінними та змінною реакції (залежною).

По суті, багаторазова регресія є розширенням звичайної регресії найменших квадратів (OLS), оскільки вона включає більше однієї пояснювальної змінної.

Множинна лінійна регресія (MLR), також відома як множинна регресія, є статистичним методом, який використовує кілька пояснювальних змінних для прогнозування результату змінної відповіді.

Множинна регресія - це продовження лінійної (OLS) регресії, що використовує лише одну пояснювальну змінну.

MLR широко використовується в економетриці та фінансових висновках.

Формула та обчислення множинної лінійної регресії:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + \epsilon$$

Де для $i = n$ спостережень, y_i залежна змінна, x_i пояснювальні змінні, β_0 у-перехват (постійний доданок), β_r коефіцієнти нахилу для кожної пояснювальної змінної. ϵ термін помилки моделі (також відомий як залишки).

Проста лінійна регресія - це функція, яка дозволяє аналітику або статистику робити прогнози щодо однієї змінної на основі відомостей про іншу змінну. Лінійну регресію можна використовувати лише тоді, коли одна має дві безперервні змінні - незалежну змінну та залежну змінну. Незалежна змінна - це параметр, який використовується для обчислення залежної

змінної або результату. Модель множинної регресії поширюється на кілька пояснювальних змінних.

Модель множинної регресії базується на таких припущеннях:

- між залежними змінними та незалежними змінними існує лінійна залежність;
- незалежні змінні не надто корелюють між собою, якщо спостереження вибираються незалежно та випадково із сукупності;
- залишки слід розподіляти, як правило, із середнім значенням 0 та дисперсією.

Коефіцієнт детермінації (R-квадрат) - це статистична метрика, яка використовується для вимірювання того, наскільки велика зміна результату може бути пояснена варіацією незалежних змінних. R² завжди збільшується, оскільки до моделі MLR додається більше предикторів, навіть незважаючи на те, що предиктори можуть не мати відношення до змінної результату.

Таким чином, R² сам по собі не може бути використаний для визначення того, які предиктори слід включати в модель, а які слід виключити. R² може бути лише від 0 до 1, де 0 вказує на те, що результат не може бути передбачений жодною з незалежних змінних, а 1 вказує на те, що результат можна передбачити без помилок з незалежних змінних.

При інтерпретації результатів множинної регресії бета-коефіцієнти є дійсними, утримуючи постійними всі інші змінні ("усі інші рівні"). Результат багаторазової регресії може відобразитися горизонтально як рівняння або вертикально у вигляді таблиці.

Як приклад, аналітик може знати, як рух ринку впливає на ціну ExxonMobil (XOM). У цьому випадку їх лінійне рівняння матиме значення індексу S&P 500 як незалежну змінну або провісник, а ціна XOM як залежну змінну.

Насправді існує безліч факторів, які передбачають результат події. Наприклад, рух цін ExxonMobil залежить не лише від ефективності загального ринку. Інші прогнози, такі як ціна на нафту, процентні ставки та

рух цін на ф'ючерси на нафту, можуть вплинути на ціну ХОМ та ціни на акції інших нафтових компаній. Щоб зрозуміти взаємозв'язок, в якому присутня більше двох змінних, використовується множинна лінійна регресія.

Множинна лінійна регресія (MLR) використовується для визначення математичного співвідношення між низкою випадкових величин. Іншими словами, MLR досліджує, як кілька незалежних змінних пов'язані з однією залежною змінною. Після того, як кожен із незалежних факторів був визначений для прогнозування залежної змінної, інформація про множинні змінні може бути використана для створення точного прогнозування рівня впливу, який вони мають на змінну результату. Модель створює взаємозв'язок у вигляді прямої лінії (лінійної), яка найкраще апроксимує всі окремі точки даних.

Оцінки найменших квадратів, $B_0, B_1, B_2 \dots B_p$, зазвичай обчислюються статистичним програмним забезпеченням. У регресійну модель можна включити стільки змінних, в яких кожна незалежна змінна диференціюється числом - 1, 2, 3, 4 ... p . Модель множинної регресії дозволяє аналітику прогнозувати результат на основі інформації, що надається за кількома пояснювальними змінними.

Проте модель не завжди є абсолютно точною, оскільки кожна точка даних може дещо відрізнятись від результату, передбаченого моделлю. Залишкова величина E , яка є різницею між фактичним результатом та прогнозованим результатом, включається в модель для врахування таких незначних коливань.

Аналітик може інтерпретувати такий результат як такий, що якщо інші змінні будуть постійними, ціна ХОМ зросте на 7,8%, якщо ціна нафти на ринках зросте на 1%. Модель також показує, що ціна ХОМ знизиться на 1,5% після підвищення процентних ставок на 1%. R^2 вказує на те, що 86,5% змін у ціні акцій Exxon Mobil можна пояснити змінами процентної ставки, ціни на нафту, ф'ючерсів на нафту та індексу S&P 500.

Регресія звичайних лінійних квадратів (OLS) порівнює реакцію

залежної змінної з урахуванням зміни деяких пояснювальних змінних. Однак рідко коли залежну змінну пояснюють лише однією змінною. У цьому випадку аналітик використовує багаторазову регресію, яка намагається пояснити залежну змінну, використовуючи більше однієї незалежної змінної. Множинні регресії можуть бути лінійними та нелінійними.

Множинні регресії базуються на припущенні, що існує лінійна залежність між залежними та незалежними змінними. Він також не передбачає значної кореляції між незалежними змінними.

Що робить багаторазову регресію "множинною"? Множинна регресія враховує вплив кількох пояснювальних змінних на якийсь результат, що цікавить. Воно оцінює відносний ефект цих пояснювальних або незалежних змінних на залежну змінну при утриманні всіх інших змінних у моделі постійною.

Чому слід використовувати множину регресію над простою регресією OLS? Зустрічається не часто яка залежна змінна пояснюється лише однією змінною. У таких випадках аналітик використовує багаторазову регресію, яка намагається пояснити залежну змінну, використовуючи більше однієї незалежної змінної. Однак модель передбачає, що між незалежними змінними не існує суттєвих кореляцій.

Моделі повної регресії є складними і стають тим більше, коли в модель входить більше змінних або коли обсяг даних для аналізу зростає. Для запуску багаторазової регресії, швидше за все, доведеться використовувати спеціалізоване статистичне програмне забезпечення або функції в бізнес-програмах, таких як Excel.

При множинній лінійній регресії модель обчислює лінію, яка найкраще підходить, що мінімізує дисперсії кожної з включених змінних, оскільки вона стосується залежної змінної. Оскільки вона відповідає лінії, це лінійна модель. Існують також моделі нелінійної регресії, що включають безліч змінних, такі як логістична регресія, квадратична регресія та пробіт-моделі.

Будь-яка модель, яка розглядає більше однієї змінної, може бути

множинною регресією. Наприклад, факторні моделі порівнюють два або більше факторів для аналізу взаємозв'язку між змінними та результатом роботи. Модель Fama та French Three-Factor Mod - це така модель, яка розширює модель ціноутворення на капітал (CAPM), додаючи фактори ризику розміру та вартості до фактору ринкового ризику в CAPM (який сам є моделлю регресії). Включаючи ці два додаткові фактори, модель пристосовується до цієї випереджаючої тенденції, що, як вважають, робить її кращим інструментом для оцінки діяльності менеджера.

17. 3.8 Алгоритм «Довга короткочасна пам'ять»

Довга короткочасна пам'ять (LSTM) - це тип рекурентних нейронних мереж, здатних вивчати залежність порядку в задачах прогнозування послідовності.

Така поведінка потрібна в складних проблемних доменах, таких як машинний переклад, розпізнавання мови тощо.

LSTM - це складна область глибинного навчання. Важко зрозуміти, що таке LSTM, і як такі терміни, як двонаправлені та послідовність до послідовності, співвідносяться з цією областю.

Рекурентні нейронні мережі, відрізняються від традиційних нейронних мереж із прямим зворотним зв'язком.

Ця різниця у додаванні складності пов'язана з обіцянкою нової поведінки, якої традиційні методи не можуть досягти.

Рекурентні мережі мають внутрішній стан, який може представляти контекстну інформацію, вони зберігають інформацію про минулі введені дані протягом періоду часу, який апріорі не фіксується, а залежить від його ваги та від вхідних даних.

Рекурентна мережа, вхідні дані якої не є фіксованою, а навпаки, є вхідною послідовністю, може бути використана для перетворення вхідної послідовності у вихідну послідовність, одночасно враховуючи контекстну

інформацію в гнучкій формі.

Три основні вимоги до періодичної нейронної мережі:

- щоб система могла зберігати інформацію протягом довільної тривалості;
- щоб система була стійкою до шуму (тобто коливань входів, які є випадковими або не мають значення для передбачення правильного виходу);
- щоб параметри системи піддавались навчанню (за розумний час).

У статті [9] також описується «мінімальне завдання» для демонстрації повторюваних нейронних мереж.

Рекурентні нейронні мережі повинні використовувати контекст при прогнозуванні, але в цьому випадку необхідно також вивчити необхідний контекст.

Рекурентні нейронні мережі містять цикли, які передають активації мережі з попереднього тимчасового кроку в якості вхідних даних в мережу, щоб впливати на прогнози на поточному часовому кроці. Ці активації зберігаються у внутрішніх станах мережі, які, в принципі, можуть містити довгострокову тимчасову контекстну інформацію. Цей механізм дозволяє RNN використовувати контекстне вікно, яке динамічно змінюється, в історії вхідної послідовності.

Успіх LSTM полягає в тому, що вони претендують на те, щоб бути одним з перших пристроїв, що подолали технічні проблеми і реалізували перспективи рекурентних нейронних мереж.

Отже, стандартні RNN не можуть навчатися за наявності тимчасових затримок, що перевищують 5-10 дискретних тимчасових кроків між відповідними вхідними подіями і цільовими сигналами. Проблема зникаючої помилки ставить під сумнів, чи дійсно стандартні RNN можуть демонструвати значні практичні переваги в порівнянні з мережами прямого поширення на основі часових вікон. Остання модель Long Short-Term Memory (LSTM) не схильна до цієї проблеми. LSTM може навчитися долати мінімальні тимчасові затримки, що перевищує 1000 дискретних тимчасових

кроків, шляхом забезпечення постійного потоку помилок через «каруселі постійних помилок» (SEC) в спеціальних модулях, які називаються осередками. [10]

Дві технічні проблеми, подоланні LSTM, - це зникаючі градієнти і вибухові градієнти, обидва пов'язані з тим, як навчається мережу.

На жаль, діапазон контекстної інформації, до якої можуть отримати доступ стандартні RNN, на практиці досить обмежений. Проблема в тому, що вплив даного входу на прихований шар i , отже, на вихід мережі, або спадає, або зростає по експоненті в міру того, як він циклічно проходить через повторювані з'єднання мережі. Цей недолік згадуваний в літературі як проблема зникає градієнт Long Short-Term Memory (LSTM) - це архітектура RNN, спеціально розроблена для вирішення проблеми зникаючого градієнта. [11]

Ключем до вирішення технічних проблем LSTM була особлива внутрішня структура модулів, використовуваних в моделі.

Визначається його здатністю справлятися зі зникаючим і вибухаючими градієнтами, що є найбільш поширеною проблемою при проектуванні і навчанні RNN. Для вирішення цієї проблеми була введена особлива форма повторюваних мереж, звана LSTM, яка з великим успіхом застосовувалася для трансляції та генерації послідовностей.

Замість того, щоб вдаватися в рівняння, що визначають, як підходять LSTM, аналогія - корисний інструмент, що дозволяє швидко зрозуміти, як вони працюють.

Використовуються мережі з одним вхідним шаром, одним прихованим шаром і одним вихідним шаром повністю самозв'язаного прихований шар містить елементи пам'яті і відповідні блоки вентилів.

Внутрішня архітектура кожного осередку пам'яті гарантує постійний потік помилок в межах її постійної каруселі помилок SEC ... Це являє собою основу для подолання дуже тривалих затримок. Два блоки воріт вчаться відкривати і закривати доступ до потоку помилок в ЦВК кожної комірки

пам'яті. Мультиплікативний вхідний клапан забезпечує захист СЕС від обурення сторонніми входами. Аналогічним чином, мультиплікативний вихідний клапан захищає інші пристрої від обурення несуттєвим в даний момент вмістом пам'яті. [12]

Множинні аналогії можуть допомогти зрозуміти, що відрізняє LSTM від традиційних нейронних мереж, що складаються з простих нейронів.

Архітектура методу довга короткочасна пам'ять була мотивована аналізом потоку помилок в існуючих RNN, який виявив, що тривалі затримки недоступні для існуючих архітектур, тому що помилка зі зворотним поширенням або збільшується, або зменшується експоненціально.

Рівень LSTM складається з набору періодично пов'язаних блоків, відомих як блоки пам'яті. Ці блоки можна розглядати як диференційовану версію мікросхем пам'яті в цифровому комп'ютері. Кожен з них містить одну або кілька рекурентно з'єднаних елементів пам'яті і три мультиплікативний блоку - вхід, вихід і ворота забування - які забезпечують безперервні аналогії операцій записи, читання і скидання для осередків. Мережа може взаємодіяти з осередками тільки через ворота. [13]

Цікаво відзначити, що навіть після більше 20 років простою (або ванільний) LSTM все ще може бути кращим місцем для початку застосування цієї техніки.

Найбільш часто використовувана архітектура LSTM досить добре працює з різними наборами даних. Швидкість навчання і розмір мережі є найбільш важливими налаштованими гіперпараметрами LSTM. Це означає, що гіперпараметри можна налаштовувати незалежно. Зокрема, швидкість навчання можна спочатку відкалібрувати за допомогою досить невеликої мережі, що заощадить багато часу на експерименти.

Важливо точно розуміти, для яких типів завдань навчання послідовності підходять LSTM.

Довга короткочасна пам'ять (LSTM) може вирішувати безліч завдань, нерозв'язних попередніми алгоритмами навчання для рекурентних нейронних

мереж (RNN). LSTM перспективний для будь-якого завдання послідовної обробки, в якій ми підозрюємо, що може існувати ієрархічна декомпозиція, але не знаємо заздалегідь, що це за декомпозиція.

Рекурентна нейронна мережа (RNN) - це модель нейронної послідовності, яка забезпечує найвищу продуктивність при вирішенні важливих завдань, включаючи моделювання мови, розпізнавання мови і машинний переклад.

Оскільки LSTM ефективні для захоплення довгострокових часових залежностей, не що від перешкод оптимізації, які заважають простим рекурентним мереж (SRN), вони використовувалися для просування сучасного рівня техніки для вирішення багатьох складних проблем. Це включає в себе розпізнавання і генерацію почерку, моделювання мови і переклад, акустичне моделювання мови, синтез мови, передбачення вторинної структури білка, аналіз аудіо та відео.

Зазвичай згадується поліпшення LSTM - це двонаправлені LSTM. Основна ідея двонаправлених рекурентних нейронних мереж полягає в тому, щоб представити кожен навчальну послідовність вперед і назад двом окремим рекурентним мереж, кожна з яких підключена до одного і того ж вихідного шару. Це означає, що для кожної точки в даній послідовності BRNN має повну, послідовну інформацію про всі точки до і після неї. Крім того, оскільки мережа може використовувати стільки або менше цього контексту, скільки необхідно, немає необхідності знаходити (залежне від завдання) тимчасове вікно або розмір цільової затримки.

Для тимчасових проблем, таких як розпізнавання мови, поклатися на знання майбутнього здається на перший погляд порушенням причинно-наслідкового зв'язку. Як можна засновувати розуміння того, що було почуто, на тому, що ще не було сказано? Однак слухачі-люди роблять саме так. Звуки, слова і навіть цілі речення, які спочатку нічого не значать, не мають сенсу в світлі майбутнього контексту.

Одним з недоліків звичайних RNN є те, що вони можуть

використовувати тільки попередній контекст. Двонаправлені RNN (BRNN) роблять це шляхом обробки даних в обох напрямках з двома окремими прихованими шарами, які потім передаються вперед на той же вихідний рівень. Об'єднання BRNN з LSTM дає двонаправлений LSTM, який може звертатися до контексту дальньої дії в обох напрямках введення.

Послідовність LSTM, також звана LSTM кодер-декодер, являє собою додаток LSTM, якому приділяється багато уваги, з огляду на їх вражаючі можливості. Пряме застосування архітектури Long Short-Term Memory (LSTM) може вирішити загальну послідовність завдань.

Ідея полягає в тому, щоб використовувати один LSTM для читання вхідної послідовності, один часовий крок за раз, щоб отримати уявлення великого вектора фіксованою розмірності, а потім використовувати інший LSTM для вилучення вихідної послідовності з цього вектора. Другий LSTM - це, по суті, рекурентна мовна модель нейронної мережі, за винятком того, що вона залежить від вхідної послідовності.

Здатність LSTM успішно навчатися на даних з великими часовими залежностями робить його природним вибором для цього додатка через значне тимчасового лага між входами і відповідними вихідними даними. Можна досягти успіху в довгих пропозиціях, якщо змінити порядок слів у вихідному реченні, але не в цільових пропозиціях в навчальному та тестовому наборі. Таким чином, ведено безліч короткострокових залежностей, які значно спростили завдання оптимізації. Простий трюк з перестановкою слів у вихідному реченні - один з ключових технічних досягнень.

RNN кодер зчитує вихідне речення і перетворює його на розширене векторне представлення фіксованої довжини, яке, в свою чергу, використовується як початковий прихований стан "декодера" RNN, який генерує цільове речення. Пропонується слідувати цьому елегантному рецепту, замінивши кодер RNN нейронною мережею глибокої згортки (CNN). Природно використовувати CNN як "кодер зображення", попередньо

підготувавши його до завдання класифікації зображень і використовуючи останній прихований шар як вхід до декодера RNN, який генерує речення.

Підсумовуючи це, RNN добре підходять для обробки даних послідовностей для прогнозів, але страждають від короткочасної пам'яті. LSTM та GRU були створені як метод пом'якшення короткочасної пам'яті за допомогою механізмів, званих воротами. Гейтс - це просто нейронні мережі, які регулюють потік інформації, що протікає через ланцюжок послідовностей. LSTM та GRU використовуються в сучасних додатках для глибокого навчання, таких як розпізнавання мови, синтез мови, розуміння природної мови тощо.

18.4 РОЗРОБКА СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ

19. 4.1 Збір даних

Перший етап для проведення фінансового аналізу – є отримання даних. Джерелом даних в системі є Yahoo Finance. Вибір зупинився на Yahoo Finance, тому що воно є безкоштовним, добре документований та широко поширений серед інженерів які працюють з даними. Як результат, існує бібліотека написана на мові програмування Python – yfinance. yfinance - це популярна бібліотека з відкритим кодом, розроблена Раном Аруссі як засіб доступу до фінансових даних, доступних на Yahoo Finance. Цей пакет (бібліотека) не просто допомагає отримати доступ до інформації про ціну акцій, він також надає безліч інших фінансових та нефінансових даних, що стосуються всіх компаній, перелічених у США.

Yahoo Finance - це медіа-компанія, яка є частиною Yahoo, яка з 2017 року належить Verizon Media. Цей ресурс надає фінансові новини, дані та коментарі, включаючи котирування акцій, прес-релізи та фінансові звіти. Також пропонує деякі онлайн-інструменти для управління особистими фінансами. На додаток до розміщення вмісту партнерів з інших веб-сайтів, він публікує оригінальні розповіді команди співробітників журналістів. Позиція в списку SimilarWeb займає 15-е місце серед найбільших веб-сайтів новин та засобів масової інформації.

20. 4.2 Попередня обробка даних

Для проекту взято інформацію о цінах акцій компанії Nike за останні п'ять років, а саме починаючи з першого квітня 2016 року до першого квітня 2021 року. Вибір пав на компанію Nike у зв'язку з тим, що ця компанія досить популярна серед населення та має цікаву криву росту ціни акцій, с точки зору

аналізу та прогнозування цієї ціни.

Дані потрібно розділити на навчальний набір та тестовий. За п'ять років зібралось 1200 записів за кожен день. Першу частину в чотири роки а саме 960 буде навчальний набір, і п'ята частина в 240 записів тестовий набір.

Для того щоб завантажити набір даних потрібно виконати наступні строчки коду:

Лістинг 4.1 – Завантаження даних в програму

```
import numpy as np
import pandas as pd
import yfinance as yf

data = yf.download("NKE", start="2016-03-01", end="2021-03-01")
data.to_csv("data.csv")

df = pd.read_csv('data.csv')
print(df.head())
```

Наступний крок це є аналіз отриманих даних.

1	Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
2	29-02-16	62.46	62.68	61.58	61.59	58.09516	7720600
3	01-03-16	61.97	63.1	61.75	62.92	59.3497	7438300
4	02-03-16	62.52	62.89	61.5	62.22	58.68942	8465800
5	03-03-16	62.05	62.2	60.92	61.47	58.13146	7924400
6	04-03-16	61.42	61.54	60.38	61.26	57.93287	7279400
7	07-03-16	61.07	61.14	58.79	59.25	56.03203	12829600
8	08-03-16	59.03	60.6	58.71	59.81	56.56162	9307900
9	09-03-16	59.58	59.62	57.95	58.33	55.162	12766900
10	10-03-16	58.7	59.04	57.97	58.88	55.68213	9402600
11	11-03-16	59.13	60.44	59.13	60.08	56.81695	8834400

Рисунок 4.1 – Ціни на акції компанії Nike

У наборі даних є кілька змінних - дата, відкрита, висока, низька, остання, закрита, загальна кількість торгівлі.

Стовпці Відкрити та Закрити представляють початкову та кінцеву ціни,

за якими торгуються акції в певний день.

Високий, Низький і Останній представляють максимальну, мінімальну та останню ціну акції за день.

Загальна кількість торгів - це кількість акцій, куплених або проданих за день, а оборот - оборот певної компанії на певну дату.

Ще одне важливе, на що слід звернути увагу, - це те, що ринок зачинений у вихідні та святкові дні. Зверніть увагу ще раз на наведену вище таблицю, деякі значення дат відсутні - 02.10.2018, 10.06.2018, 10.07.2018. З цих дат 2-е - державне свято, тоді як 6-е та 7-е припадають на вихідні.

Розрахунок прибутку чи збитку зазвичай визначається ціною закриття акції на день, отже, потрібно розглядати ціну закриття як цільову змінну. Давайте побудуємо цільову змінну, щоб зрозуміти, як вона формується в наших даних:



Рисунок 4.2 – Графік цін на акції компанії Nike

21. 4.3 Метод «Рухоме середнє»

У статистиці рухоме середнє - це розрахунок для аналізу точок даних шляхом створення серії середніх значень різних підмножин повного набору

даних. Його також називають рухомим середнім або ковзаючим середнім і є типом фільтра кінцевої імпульсної характеристики. Варіації включають: прості та кумулятивні або зважені форми.

Враховуючи ряд чисел і фіксований розмір підмножини, перший елемент рухоме середнє отримується шляхом взяття середнього значення початкової фіксованої підмножини ряду чисел. Потім підмножина модифікується шляхом "зміщення вперед", тобто виключаючи перше число ряду та включаючи наступне значення у підмножину.

Застосуємо цю техніку на нашому наборі даних. Першим кроком є створення фрейму даних, який містить лише стовпці "Дата" та "Закрити ціну", а потім розділити його на набори навчання та тестування та перевірки для прогнозів, а також перевірити RMSE, використовуючи фактичні значення.

Середньоквадратична похибка (RMSE) - це стандартне відхилення залишків (помилки прогнозування). Залишки - це показник того, наскільки далеко від лінії регресії знаходяться точки даних; RMSE - це показник розподілу цих залишків. Іншими словами, це говорить вам про те, наскільки сконцентровані дані навколо лінії, яка найкраще підходить. Середньоквадратична похибка зазвичай використовується в кліматології, прогнозуванні та регресійному аналізі для перевірки експериментальних результатів.

Лістинг 4.2 – Побудова набору прогнозуючого набору

```
preds = []
for i in range(0, valid.shape[0]):
    a = train['Close'][len(train)-248+i:].sum() + sum(preds)
    b = a/248
    preds.append(b)
```

Лістинг 4.3 – Отримання результатів прогнозування

```
rms=np.sqrt(np.mean(np.power((np.array(valid['Close'])-
preds),2)))
print('\n RMSE value on validation set:')
print(rms)
```

Результат перевірки є 28.45086. Просто перевірка RMSE не допомагає нам зрозуміти, як працює модель. Потрібно візуалізувати отримані дані, щоб отримати більш інтуїтивне розуміння. Отже, тут є графік прогнозованих значень разом із фактичними значеннями.

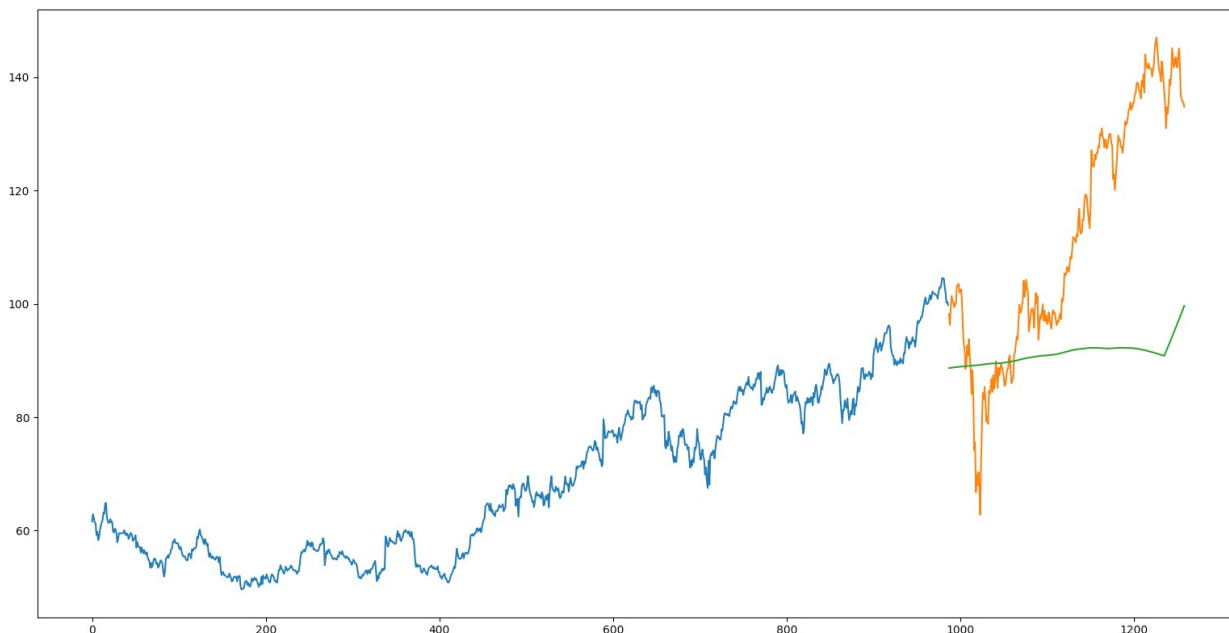


Рисунок 4.3 – Результати прогнозування методом рухоме середнє

Значення RMSE наближається до 105, але результати не надто багатообіцяючі (як можна зрозуміти за графіком). Прогнозовані значення мають той самий діапазон, що і спостережувані значення в навчальному наборі (спочатку спостерігається тенденція мінімальних змін, а потім різке збільшення).

22. 4.3 Метод «Лінійна регресія»

Найбільш основним алгоритмом машинного навчання, який можна реалізувати на цих даних, є лінійна регресія. Модель лінійної регресії повертає рівняння, яке визначає взаємозв'язок між незалежними змінними та залежною змінною.

Рівняння для лінійної регресії можна записати так:

Для нашого твердження про проблему ми не маємо набору незалежних змінних. Натомість у нас є лише дати. Давайте використовуватимемо стовпець дати для вилучення таких функцій, як - день, місяць, рік, пн/пт тощо, а потім підберемо модель лінійної регресії.

Спочатку ми відсортуємо набір даних за зростанням, а потім створимо окремий набір даних, щоб будь-яка нова створена функція не впливала на вихідні дані.

Лістинг 4.4 – Підготовка даних для аналізу

```
#setting index as date values
df['Date'] = pd.to_datetime(df.Date, format='%Y-%m-%d')
df.index = df['Date']

#sorting
data = df.sort_index(ascending=True, axis=0)

#creating a separate dataset
new_data = pd.DataFrame(index=range(0, len(df)), columns=['Date', 'Close'])

for i in range(0, len(data)):
    new_data['Date'][i] = data['Date'][i]
    new_data['Close'][i] = data['Close'][i]
```

Далі потрібно отримати параметри такі як: «Рік», «Місяць», «Тиждень», «День», «День тижня», «День року», «Кінець місяця», «Початок місяця», «Кінець кварталу», «Початок кварталу», «Кінець року» та «Початок року», потрібно скористатися функцією `add_datapart`.

Лістинг 4.5 – Отримання параметрів

```
from fastai.tabular.core import add_datepart
add_datepart(new_data, 'Date')
new_data.drop('Elapsed', axis=1, inplace=True) #elapsed will be the time stamp
```

Окрім цього, можна додати додатковий набір параметрів, які, на нашу думку, будуть доречні для прогнозів. Наприклад, гіпотеза полягає в тому, що перший та останній дні тижня можуть потенційно вплинути на ціну закриття акцій набагато більше, ніж в інші дні. Тож не важко створити функцію, яка визначає, чи є даний день понеділком, п'ятницею чи вівторком/середою//четвергом. Це можна зробити за допомогою наступних рядків коду:

Лістинг 4.6 – Отримання додаткових параметрів

```
new_data['mon_fri'] = 0
for i in range(0, len(new_data)):
    if (new_data['Dayofweek'][i] == 0 or new_data['Dayofweek']
        '[i] == 4):
        new_data['mon_fri'][i] = 1
    else:
        new_data['mon_fri'][i] = 0
```

Якщо день тижня дорівнює 0 або 4, значення стовпця буде 1, інакше 0. Аналогічним чином, можна створити кілька ще додаткових параметрів.

Значення RMSE вище, а саме 121, ніж у попередньої техніки, що наочно показує, що лінійна регресія мала слабкі результати. Давайте розглянемо графік і зрозуміємо, чому лінійна регресія не показала добрі результати.

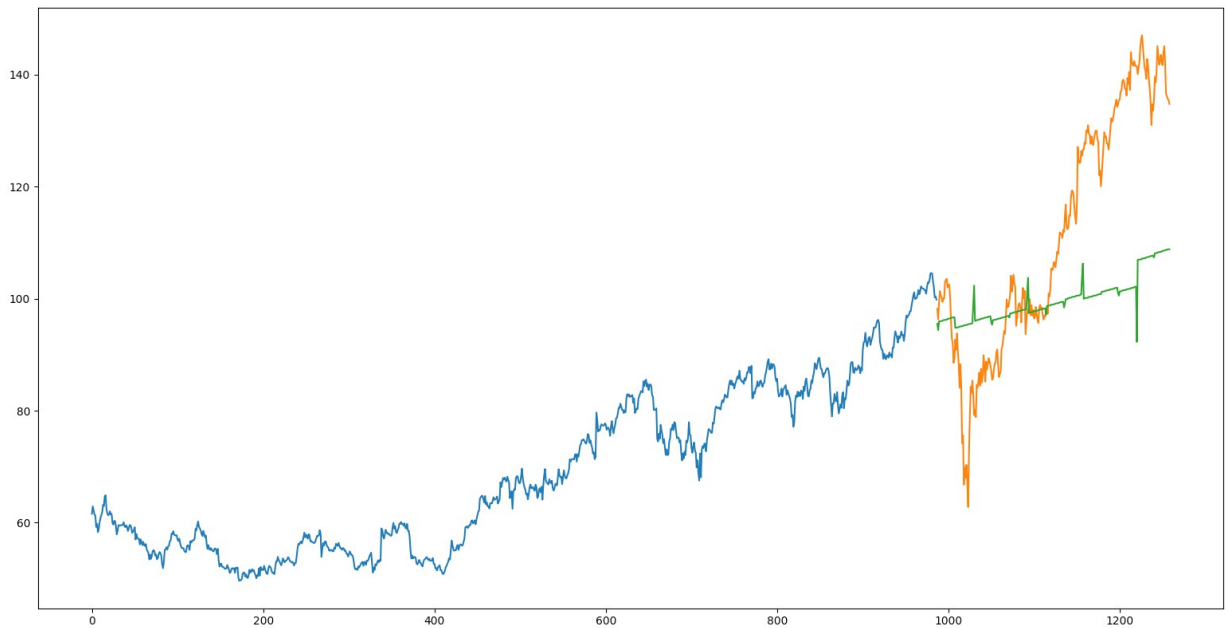


Рисунок 4.4 – Результати прогнозування методом лінійна регресія

Лінійна регресія - це простий прийом, який досить легко інтерпретувати, але є кілька очевидних недоліків. Однією з проблем використання алгоритмів регресії є те, що модель переставляє стовпець дати та місяця. Замість того, щоб враховувати попередні значення з точки прогнозування, модель буде враховувати значення з тієї ж дати місяць тому, або тієї ж дати/місяця рік тому.

Як видно з графіку вище, за січень 2016 року та січень 2017 року відбулося падіння ціни акцій. Модель передбачала те саме на січень 2018 року. Техніка лінійної регресії може добре працювати при таких проблемах, як продажі на «чорну п'ятницю», де незалежні функції корисні для визначення цільового значення.

23. 4.1 Метод «Довга короткочасна пам'ять»

ДКЧП широко використовуються для вирішення проблем прогнозування послідовності і виявились надзвичайно ефективними. Причина, по якій вони працюють настільки добре, полягає в тому, що ДКЧП може зберігати минулу інформацію, яка є важливою, і забувати інформацію,

яка не є такою. ДКЧП має три архітектури:

- традиційна ДКЧП: така архітектура додає інформацію до стану комірки
- вічкова ДКЧП: видаляє інформацію, яка більше не потрібна моделі
- згорткова ДКЧП: така архітектура вибирає інформацію, яка відобразатиметься як вихідна.

На даний момент, давайте застосуємо ДКЧП як чорний ящик і перевіримо його ефективність на наших конкретних даних.

Лістинг 4.6 – Побудова моделі ДКЧП

```
model = Sequential()
model.add(LSTM(units=50, return_sequences=True, input_shape=
(x_train.shape[1],1)))
model.add(LSTM(units=50))
model.add(Dense(1))

model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam')
model.fit(x_train, y_train, epochs=1, batch_size=1, verbose=
2)
```

Значення RMSE дорівнює 11 – це дуже чудовий результат. Модель ДКЧП може бути налаштована на різні параметри, такі як зміна кількості шарів ДКЧП, додавання значення відсіву або збільшення кількості епох. Але чи достатньо прогнозів LSTM, щоб визначити, чи буде ціна акцій зростати чи знижуватися? Звичайно, ні.

Але потрібно розуміти, що на ціну акцій впливають новини про компанію та інші фактори, такі як демонетизація або злиття компаній. Існують також певні нематеріальні фактори, які часто неможливо передбачити заздалегідь.

24.ВИСНОВКИ

В ході виконання кваліфікаційної роботи було розроблено програму для прогнозування напрямку росту цін на фондовому ринку. Проаналізовано предметну область фінансових ринків. Зроблено аналіз інструментів інвесторів у наші дні, а саме технічний та фундаментальний аналіз. Це дало змогу правильно зрозуміти як об'єднати інструменти трейдерів та методи мишиного навчання.

Був здійснений вибір алгоритмів машинного навчання різних типів складностей. Після аналізу існуючих засобів вибір пав на три алгоритми, а саме: рухоме середнє, лінійна регресія та довга короткочасна пам'ять.

Для роботи з запропонованими алгоритмами створено дві вибірки даних з ціною на акції компанії Nike: навчальна вибірка , яка містить 1008 записів, та тестова вибірка, яка містить 252 записи. За допомогою навчальної вибірки було проведено навчання моделі машинного навчання. Дані про ціни на компанію, які використовувалися для здійснення навчання та тестування, було отримано з надійного сервісу Yahoo Finance.

Отриманні результати тестування показали, що для передбачення напрямку ціни (вгору/вниз) на наступний день, підійде алгоритм «Довга короткочасна пам'ять». Останні два алгоритма показали результати на які не можна покладатися у достроковій перспективі. Для більш детального розуміння результатів було розроблено метод для візуалізації даних на графіку.

25. ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/5-trends-drive-the-gartner-hype-cycle-for-emerging-technologies-2020/>
2. <https://spectrum.ieee.org/tech-talk/semiconductors/processors/core-processor-chiplets-isscc-news>
3. <https://spectrum.ieee.org/tech-talk/semiconductors/processors/israeli-edgeai-startup-gets-60million-preps-for-mass-production>
4. <https://spectrum.ieee.org/semiconductors/processors/cerebrass-giant-chip-will-smash-deep-learnings-speed-barrier>
5. <https://spectrum.ieee.org/semiconductors/devices/how-the-father-of-finfets-helped-save-moores-law>
6. <https://spectrum.ieee.org/tech-talk/computing/hardware/image-neural>
7. Abramovici M. Digital System Testing and Testable Design / M. Abramovici, M.A. Breuer and A.D. Friedman.- Comp. Sc. Press. – 1998. – 652 p.
8. Hahanov V. Cyber Physical Computing for IoT-driven Services. New York. Springer. 2018.
9. ГОСТ 20911–89. Техническая диагностика. Термины и определения.
10. ГОСТ 27.002-89. Надежность в технике. Основные понятия. Термины и определения.
11. [Vladimir Hahanov](#); [Svetlana Chumachenko](#); [Eugenia Litvinova](#); [Abdullayev Vugar Hacimahmud](#); [Anastasia Hahanova](#); [Tetiana Soklakova](#). [Cyber Social Computing. 2018 IEEE East-West Design & Test Symposium \(EWDTS\)](#). 2018.
12. M. Karavay, V. Hahanov, E. Litvinova, H. Khakhanova and I. Hahanova, "Qubit Fault Detection in SoC Logic," 2019 IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS), Batumi, Georgia, 2019, pp. 1-7.
13. Tanimoto T.T., An elementary mathematical theory of classification and prediction, IBM Report. (November 1958), cited in: G. Salton, Automatic

Information Organization and Retrieval (McGraw-Hill, 1968) p. 238.

14. Temma S., Sugii M. and Matsuno H., "The Document Similarity Index based on the Jaccard Distance for Mail Filtering," 2019 34th International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications (ITC-CSCC), JeJu, Korea (South), 2019, pp. 1-4.

15. Verma N. K., Dutta E. and Yan Cui, "Hausdorff distance and global silhouette index as novel measures for estimating quality of biclusters," 2015 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), Washington, DC, 2015, pp. 267-272.

16. [Бляшке](#). [Круг и шар](#). Метрика Хаусдорфа. – М.: Наука, 1967.

17. Jaccard P. Distribution de la flore alpine dans le Bassin des Dranses et dans quelques regions voisines // Bull. Soc. Vaudoise sci. Natur. — 1901. — V. 37, Bd. 140. — S. 241—272.