

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ  
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ  
ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ  
КАФЕДРА ІНЖЕНЕРІЇ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**

на тему: «Підвищення ефективності прогнозування цін на акції  
за допомогою індикативних моделей та машинного навчання»

на здобуття освітнього ступеня магістра  
зі спеціальності 121 Інженерія програмного забезпечення  
(код, найменування спеціальності)  
освітньо-професійної програми «Інженерія програмного забезпечення»  
(назва)

*Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень. Використання  
ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання  
на відповідне джерело*

\_\_\_\_\_ Сергій САЧУК  
(підпис)

Виконав: здобувач вищої освіти групи ПДМ-63  
Сергій САЧУК

Керівник: \_\_\_\_\_ Ірина ЩЕРБИНА  
к.т.н., доцент

Рецензент: \_\_\_\_\_ Ім'я, ПРІЗВИЩЕ  
науковий ступінь,  
вчене звання

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**  
**Навчально-науковий інститут інформаційних технологій**

Кафедра Інженерії програмного забезпечення

Ступінь вищої освіти Магістр

Спеціальність 121 Інженерія програмного забезпечення

Освітньо-професійна програма «Інженерія програмного забезпечення»

**ЗАТВЕРДЖУЮ**

Завідувач кафедри

Інженерії програмного забезпечення

\_\_\_\_\_ Ірина ЗАМРІЙ

« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2023 р.

**ЗАВДАННЯ  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

\_\_\_\_\_ Сачуку Сергію Васильовичу

1. Тема кваліфікаційної роботи: «Підвищення ефективності прогнозування цін на акції за допомогою індикативних моделей та машинного навчання»

керівник кваліфікаційної роботи Ірина ЩЕРБИНА к.т.н., доцент,

затверджені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій від «19» жовтня 2023 р. №145.

2. Строк подання кваліфікаційної роботи «29» грудня 2023 р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: науково-технічна література, методи та методологія моделювання цін на акції.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

1. Огляд існуючих методів прогнозування цін на акції.

2. Дослідження методологій та моделей технічного аналізу та машинного навчання для прогнозування.

3. Реалізація та тестування системи.

5. Перелік графічного матеріалу: *презентація*

1. Задачі прогнозування цін на акції.

2. Розвиток підходів до прогнозування цін на акції.

3. Сфера застосування різних підходів до прогнозування цін на акції.

4. Огляд і аналіз існуючих індикативних моделей для прогнозування цін на акції.

5. Методи застосування машинного навчання для прогнозування цін на акції.

6. Технології та програмне забезпечення для прогнозування цін на акції.

6. Дата видачі завдання «19» жовтня 2023 р.

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз наявної науково-технічної літератури	19.10-05.11.23	
2	Вивчення матеріалів для аналізу розвитку підходів до прогнозування цін на акції	06.11-12.11.23	
3	Дослідження основних підходів до прогнозування цін на акції	13.11-19.11.23	
4	Дослідження методів прогнозування цін на акції з допомогою індикативних моделей	20.11-26.11.23	
5	Дослідження технологій машинного навчання	27.11-03.12.23	
6	Застосування машинного навчання для прогнозування цін на акції	04.12-10.12.23	
7	Оформлення роботи: вступ, висновки, реферат	11.12-20.12.23	
8	Розробка демонстраційних матеріалів	21.12-29.12.23	

Здобувач вищої освіти

\_\_\_\_\_ (підпис)

Сергій САЧУК

Керівник кваліфікаційної роботи

\_\_\_\_\_ Ірина ЩЕРБИНА





## РЕФЕРАТ

Текстова частина кваліфікаційної роботи на здобуття освітнього ступеня магістра: 89 стор., 21 рис., 2 табл., 70 джерел.

*Мета роботи* – підвищити ефективність прогнозування курсу акцій на фондових ринках за допомогою індикативних моделей та машинного навчання.

*Об'єкт дослідження* – процес прогнозування курсу акцій на фондових ринках.

*Предмет дослідження* – методи прогнозування курсу акцій на фондових ринках за допомогою індикативних моделей та машинного навчання.

*Короткий зміст роботи:* у роботі проведено огляд існуючих підходів та методів прогнозування цін на акції. Проаналізовано переваги та недоліки прогнозування на основі технічних індикативних моделей та машинного навчання. Реалізоване та протестоване програмне забезпечення для прогнозування ціни на основі кількох моделей.

**КЛЮЧОВІ СЛОВА:** МЕТОД, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ПРОГНОЗУВАННЯ, МОДЕЛЮВАННЯ МЕТОДУ

## ABSTRACT

Text part of the master's qualification work: 89 pages, 21 pictures, 2 tables, 70 sources.

*The purpose of the work* – to increase the effectiveness of stock market prediction using indicative models and machine learning.

*Object of research* – the process of predicting share prices on the stock markets.

*Subject of research* – methods of share price prediction on stock markets using indicative models and machine learning

*Summary of the work:* an overview of existing approaches and methods of predicting stock prices. Analyzed the advantages and disadvantages of the prediction based on the technical indicative models and machine learning. Implemented and tested software to predict share prices using some of the models.

KEYWORDS: METHOD, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, MACHINE LEARNING, PREDICTION, METHOD SIMULATION

## ЗМІСТ

ВСТУП.....	9
РОЗДІЛ 1 ДОСЛІДЖЕННЯ ОСНОВНИХ ЗАСАД ФУНКЦІОНУВАННЯ ФОНДОВОГО РИНКУ .....	11
1.1. Аналіз сучасних фінансових інструментів.....	11
1.2. Порівняння основних підходів до прогнозування курсу акцій.....	13
1.3. Визначення курсу акцій як даних часових рядів .....	16
1.4. Аналіз сутності алгоритмічної торгівлі.....	19
РОЗДІЛ 2 ДОСЛІДЖЕННЯ ВИКОРИСТАННЯ ІНДИКАТИВНИХ МОДЕЛЕЙ ТА МАШИННОГО НАВЧАННЯ .....	21
2.1. Визначення поняття та сфери застосування технічного аналізу .....	21
2.2. Дослідження застосування індикативних моделей .....	25
2.3. Дослідження застосування машинного навчання.....	44
2.4. Визначення рекурентних нейронних мереж .....	51
2.5. Особливості архітектури нейронної мережі LSTM.....	55
РОЗДІЛ 3 РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ .....	62
3.1. Підготовка історичних даних .....	64
3.2. Прогноз за допомогою ковзного середнього .....	66
3.3. Прогноз на основі моделі рекурентної нейронної мережі.....	67
3.4. Аналіз та порівняння результатів досліджень .....	68
ВИСНОВКИ.....	71
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ .....	73
ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ (Презентація).....	78
ДОДАТОК А ПРОГРАМНИЙ КОД.....	85



## ВСТУП

Фондовий ринок відомий своєю нестабільністю, динамічністю та нелінійністю. Точний прогноз курсу акцій надзвичайно складний через численні (макро- та мікро) фактори, такі як політика, глобальні економічні умови, несподівані події, фінансові показники компанії тощо.

Акції – вид пайових цінних паперів, які найбільше торгуються на фондових біржах [1]. Причиною цьому є їх приваблива прибутковість [2] [3], а також відносна ліквідність як активу. Вони з легкістю купуються чи продаються через фондові біржі [4].

В той же час, незважаючи на привабливий потенційний прибуток, інвестиції в у цінні папери мають високий ризик, що зумовлений невизначеністю і коливаннями на ринку [5]. Інвестори повинні розуміти природу конкретних акцій і фактори, які впливають на ціни акцій, щоб підвищити свої шанси на досягнення вищої прибутковості. Інвесторам потрібно приймати ефективні та зважені інвестиційні рішення у потрібний час [6], для чого їм необхідна точна та достатня кількість відповідної інформації [7], наприклад поточні процентні ставки центральних банків або настрої інвесторів.

Очевидно, що якби на ціну впливали декілька факторів, передбачити ціну на основі них було б доволі легко. Але їхня кількість велика і невизначена. Відтак через те, що деякі фактори можуть бути неврахованими, результат прогнозування може бути неточним, оскільки ці фактори матимуть важливе значення для пояснення руху цін на акції [8]. Більш того, аналізувати всі фактори вручну ще більша проблема [7] [9]. Тому було б доцільно розробити інструменти, які надавали би можливість для підтримки аналізу цих даних в рамках своєчасного реагування.

Прийняття правильного та своєчасного рішення породило низку проблем, оскільки потрібно зважити велику кількість інформації для прогнозування руху ціни на фондовому ринку. Ця інформація важлива для інвесторів, оскільки нестабільність фондового ринку може призвести не тільки до прибутковості, але і до значної втрати інвестицій. Таким чином, аналіз цієї великої кількості інформації

корисний для інвесторів, а також корисний для аналізу напрямку індексів фондового ринку [10].

Завдяки значному успіху машинного навчання у багатьох сферах в останні роки, його застосування у фінансах почало привертати все більше уваги та постійно вивчалися [7] [11] [10].

На фінансових ринках машинне навчання стало потужним аналітичним інструментом, який використовується для допомоги та ефективного управління інвестиціями. Воно широко використовується у фінансовому секторі, щоб створити новий механізм, який може допомогти інвесторам приймати кращі рішення як щодо інвестицій, так і в управлінні для досягнення кращих результатів своїх інвестицій у цінні папери.

Відтак, досліджено методів та методології застосування машинного навчання у прогнозуванні курсу акцій є дуже нагальною та перспективною проблемою.

У цій роботі буде досліджено, зокрема, такі теми:

- Фундаментальний та технічний аналіз цін на акції,
- Прогнозування цін на акції за допомогою технічних індикаторів,
- Прогнозування цін на акції за допомогою машинного навчання,
- Практичне застосування індикативних моделей та машинного

навчання до прогнозування курсу акцій.

# 1 ДОСЛІДЖЕННЯ ОСНОВНИХ ЗАСАД ФУНКЦІОНУВАННЯ ФОНДОВОГО РИНКУ

## 1.1. Аналіз сучасних фінансових інструментів

*Фінансовий інструмент* – це контракт на оборотні активи [12], такі як акції, облігації, векселі, валюти, свопи, ф'ючерси та опціони, який дає право частково або повністю володіти суб'єктом господарювання або вимагати активи суб'єкта господарювання [13]. Фінансові активи надають право на частку доходу, отриманого від реальних активів (наприклад, продаж зернових, оренда будівлі, надання послуг) [4].

*Акції акціонерного товариства.* Частка у статутному капіталі акціонерного товариства, також відома як акція, випускається публічною компанією та засвідчує право часткової участі у товаристві. Особа або група, відома як акціонери, виступатимуть співвласниками такого товариства. Якщо товариство захоче розширити бізнес, для фінансування може знадобитися більше капіталу. Одним із можливих варіантів залучити такого капіталу є випуск нових акцій після схвалення існуючими акціонерами (оскільки нові випуски акцій зменшують їхню частку власності) і подальшого їх продажу інвесторам. Котирована вартість акцій зростає, якщо компанія буде успішною. Таким чином, ефективність інвестицій в акції пов'язана як з успіхом, так і з реальними активами компанії [14].

*Фондовий ринок.* Акції публічних акціонерних товариств торгуються на фондовому ринку, також відомому як ринок акцій, який є публічним ринком, де трейдери та інвестори купують і продають акції компанії та деривативи шляхом обміну або обробки в електронній або фізичній формі [15]. Як правило, фінансові інструменти продаються на ринку капіталу, що складається з первинного та вторинного ринку. Первинний ринок - це місце, де цінні папери розповсюджуються вперше. Тут відбувається первинне розміщення акцій (IPO). Вторинний ринок відноситься до ринку для торгівлі між інвесторами. Зокрема, прикладами

вторинного ринку є біржі у Сполучених Штатах Америки NYSE та NASDAQ, Лондонська фондова біржа (LSE), Japan Exchange Group (JPX), Шанхайська фондова біржа (SSE) та інші.

*Фондовий індекс* представляє індекс певної групи акцій. Цей індекс обчислюється на основі цін визначених акцій, і його зміна може відображати загальну продуктивність акцій, перерахованих в індексі. Зокрема, фондовий індекс є середньозваженою ринковою вартістю ряду фірм у порівнянні з вартістю в базовий торговий день [14]. Наприклад, індекс Financial Times Stock Exchange 100 (FTSE 100) та індекс Standard & Poor's Composite 500 (S&P500). (S&P500 є одним із провідних індикаторів і важливим орієнтиром для 500 найбільш торгованих компаній [16]).

*Біржова торгівля.* Безпосередньо процес купівлі-продажу акцій компаній на організованих торгівельних майданчиках у вигляді стандартизованих угод називається біржовою торгівлею. Така торгівля акціями є великим викликом для інвесторів, оскільки на торгові рішення та ціни акцій може вплинути різноманітність і складність інформації, включаючи економічні умови, місцеву політику, міжнародну політику та соціальні чинники [17] [18]. Трейдери використовують багато різних методів торгівлі, наприклад денну торгівлю, позиційну торгівлю, свінг-трейдинг і скальпування [19].

Окрім акцій, до фінансових інструментів належать, зокрема, облігації, деривативи, пари іноземних валют та сировинні товари.

*Облігації,* також відомі як боргові цінні папери, випускаються зобов'язаним позичальником для здійснення визначених купонних платежів власнику, також відомому як власник облігації, протягом визначеного періоду. До боргових інструментів належать казначейські зобов'язання та облігації, муніципальні облігації, корпоративні облігації, боргові зобов'язання федеральних агентств та іпотечні цінні папери [14]. Більшість із цих інструментів обіцяють або фіксовані потоки доходу, або потоки доходу, які визначаються за спеціальною формулою. Ось чому їх іноді називають цінними паперами з фіксованим доходом.

*Деривативи* (похідні інструменти) – це цінні папери, виплати яких базуються на вартості інших активів, так званих базових активів, наприклад акцій, валют, облігацій, товарів тощо [14]. Деривативи як фінансові інструменти відіграють важливу роль на фінансових ринках, оскільки вони використовуються для хеджування ризиків, пов'язаних з операційною, фінансовою та інвестиційною діяльністю компаній [12]. Чотири популярні типи деривативів - це ф'ючерси, опціони, форварди та свопи.

*Курс іноземної валюти* – це ціна однієї валюти в перерахунку на іншу валюту. Валютний ринок – це формальна мережа, в якій група банків і брокерів може негайно обмінювати валюти або укладати контракт на обмін валют у майбутньому за визначеним курсом [14]. Контракти, якими торгують на біржових ринках, поділяються на три типи: спот, прямий форвард і своп [20].

*Сировинні товари* – це товари, які взаємозамінні з товарами того самого типу та сорту, які зазвичай використовуються як сировина (какао, чай, срібло) для виробництва товарів або послуг. Товари можна торгувати на основі поточних цін на спотовому ринку, також відомому як готівковий ринок, або за заздалегідь визначеною ціною на ф'ючерсному ринку [21]. Деякі товари можуть бути базовими активами деривативів. Торгівля товарами на спотовому ринку використовується для негайної поставки, але ф'ючерсний ринок використовується для торгівлі з поставкою в узгоджену дату в майбутньому [22].

У цій роботі буде досліджено застосування технічних індикаторів та машинного навчання у торгівлі на фондових біржах, зосереджуючись виключно на прогнозуванні акцій.

## **1.2. Порівняння основних підходів до прогнозування курсу акцій**

При аналізі курсу акції застосовуються двох основоположних підходи: фундаментальний і технічний аналізи, які, в свою чергу, знаходяться на протилежних кінцях спектру аналізу ринку.

*Фундаментальний аналіз* – це метод оцінки внутрішньої вартості акцій шляхом аналізу різноманітних внутрішніх і зовнішніх факторів, які можуть вплинути на вартість акцій або компанії [8]. Фундаментальні фактори включають бізнес-середовище, фінансові показники, економічні дані та соціальну та політичну поведінку [23].

*Технічний аналіз* – це метод прогнозування майбутніх цін на акції [8] за допомогою історичних даних. Цей метод зосереджений на аналізі тенденцій цін на цінні папери, таких як щоденні ціни відкриття, максимум, мінімум і ціни закриття. Технічний аналіз зосереджується на статистичному аналізі, розпізнаванні шаблонів на графіку курсу акцій, та застосуванні індикативних моделей.

Коротко підсумовуючи визначення та особливості застосування фундаментального та технічного аналізів, можна виділити наступні відмінності:

Фундаментальний аналіз:

- Оцінює акції компанії шляхом вивчення її внутрішньої вартості, включаючи, але не обмежуючись, матеріальні активи, фінансову звітність, ефективність управління, стратегічні ініціативи та поведінку споживачів; по суті всі основи компанії.
- Фундаментальний аналіз як показник для довгострокових інвестицій опирається як на історичні дані, так і на поточні дані, на основі яких вимірюються доходи, вартість активів, витрати, зобов'язання підприємств тощо.
- Загалом, результати фундаментального аналізу не змінюються з короткостроковими новинами.

Технічний аналіз:

- Аналізує кількісні дані функціонування фондового ринку, такі як ціни на акції, історичні доходи та обсяг історичних торгів; тобто кількісну інформацію, яка могла б ідентифікувати торгові сигнали та вловити моделі руху фондового ринку.
- Зосереджується на історичних і поточних даних, як і фундаментальний аналіз, але в основному він використовується для короткострокових торгових цілей.

- Через свою короткостроковість застосування новини можуть суттєво вплинути на його результати.
- Популярні методології технічного аналізу включають ковзну середню, рівні підтримки та опору, а також лінії тренду та канали.

Окрім фундаментального та технічного аналізу, розвиток штучного інтелекту посприяв використанню аналізу настроїв при прогнозуванні курсу акцій.

Аналіз настроїв, також відомий як аналіз думок, – це дослідження обробки природної мови для аналізу думок, настроїв, оцінок, ставлення, оцінки та емоцій людей до таких суб'єктів, як організації, продукти, послуги, питання, теми, особи, події та їх атрибути [24]. Аналіз настроїв відіграє важливу роль у багатьох застосуваннях, особливо у фінансах; новини можуть мати вплив на фондові ринки [7]. Наприклад, 16 липня 2019 року президент Трамп написав у Twitter, що США можуть бойкотувати додаткові імпорتنі китайські товари на суму 325 мільярдів доларів. Наступного дня CNBC News повідомило на своєму веб-сайті, що фондовий ринок зіткнувся з невеликими втратами після твітів Трампа про торговельну війну США та Китаю. Про хід торговельної угоди з Китаєм також повідомило виданню The Wall Street Journal. Обидва коментарі вплинули на акції, які закрилися на мінімальних цінах того дня. Наприклад, DJIA впав на 0,42%, а S&P500 впав на 0,65%. Ці зразки показують, що соціальні мережі можуть впливати на рух фондового ринку [4].

З цих причин багато дослідників [25] [26] намагалися застосувати аналіз настроїв до прогнозування акцій, щоб підвищити точність прогнозу за допомогою фінансових новин [27] [28] [29] і соціальних медіа [30] [7] [28].

При цьому, варто відзначити, що вплив фінансових новин та соціальних медіа помітно відрізняється. Новини є відносно об'єктивними через їхню опору на факти, але соціальні дані можуть ґрунтуватися на фактах або чутках, створених іншими інвесторами; таким чином, соціальні дані досить суб'єктивні [28].

У прогнозуванні цін на акції, окрім історичних цін, дослідження довели, що фінансові новини та соціальні медіа можуть підвищити точність прогнозування цін на акції [31] [32]. Аналіз настроїв стає важливим процесом, який використовується

для отримання фактів або настроїв із засобів масової інформації, і багато методів цього аналізу використовуються для прогнозування курсу акцій у існуючих дослідженнях.

Прикладом такого аналізу можна навести дослідження, в одному з авторів використовували інструмент *OpinionFinder* (OF) для проведення бінарних відмінностей між позитивними та негативними настроями щоденних каналів Twitter [25]. Вони також застосували інструмент аналізу настрою для аналізу текстового вмісту твітів, який отримав назву Google-профіль настрою (Google-Profile of mood states, GPOMS), який може вимірювати стан настрою людини за шістьма вимірами: спокійний, уважний, впевнений, життєвий, добрий і щасливий.

В іншому дослідженні [26], було створено словники настроїв, використовуючи словник настроїв Harvard IV-4 (HVD) і словник фінансових настроїв Loughran McDonald (LMD), щоб отримати дані новин із веб-сайту фінансових новин FINET Гонконгу.

Іншим підходом було запропоновано нову функцію «тема-сентимент», яка називається методом спільного почуття/теми (JST) [7]. Щоб отримати інформацію про настрої акцій із дошки повідомлень Yahoo Finance (Yahoo Finance Message Board), автори застосували два методи для визначення асоціацій настрою за темою: метод на основі JST і метод на основі аспектів.

Деякі дослідження використовують інформацію (особливо якісні дані, такі як твіти чи настрої інвесторів) від еліт, таких як 10 найбільших акціонерів або інвесторів для прогнозування цін на акції [26].

### **1.3. Визначення курсу акцій як даних часових рядів**

Виконуючи технічний аналіз, учасники торгів дивляться на свічкові діаграми, які відображають наступні дані про ціну:

- *Ціна відкриття* – це перша ціна будь-якої зареєстрованої акції на початку торгового дня біржі.



- *Висока та низька ціни* – це найвища та найнижча ціна акцій у цей день. Зазвичай, ці дані використовуються трейдерами для вимірювання волатильності акцій.

- *Ціна закриття* – ціна акції на кінець торгового дня.

- *Обсяг* – це кількість акцій або контрактів, які продаються на цінні папери на всіх ринках протягом певного періоду часу.

- *Скориговані ціни* закриття вважаються справжньою ціною цієї акції та показують вартість акції після розподілу дивідендів.

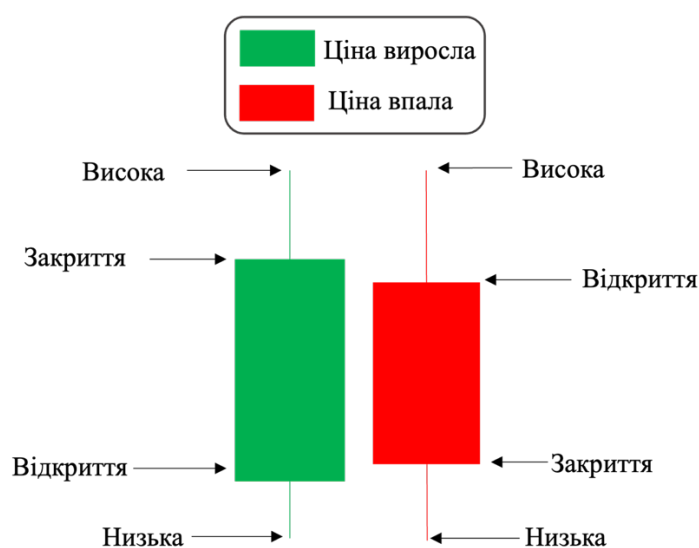


Рис. 1.1. Свічкова діаграма ціни

Незважаючи на волатильність, ціни на акції – це не просто випадково згенеровані числа. Їх можна аналізувати як послідовність даних у дискретний час; іншими словами, спостереження за часовими рядами, зроблені в послідовні моменти часу (зазвичай щодня). Прогнозування часових рядів, передбачення майбутніх значень на основі історичних значень, добре застосовується до прогнозування курсу акцій [33].

Дані часових рядів – це групи безперервних даних, зібраних протягом певного періоду часу. Такі дані збираються щорічно, щомісяця, щотижня, щодня або щогодини, хвилини чи секунди. Прикладами є щоденний обмінний курс української гривні до долара США між 1 січня 2023 року та 31 грудня 2023 року,

щомісячний рівень безробіття в Україні щороку, щоденна ціна закриття акцій тощо [4].

Дані часових рядів складаються з чотирьох компонентів [34]:

*Тренд* або віковий тренд – показує напрямок руху даних у довгостроковій перспективі. Тенденції можуть бути стабільними, зростаючими чи спадаючими протягом різних інтервалів часу.

*Цикл* – це моделі руху даних за періоди, довші за один рік. На ці коливання зазвичай впливають умови, пов'язані з економічним або діловим циклом [5]. Цикл схожий на сезон, але з більшою тривалістю коливань, не менше двох років. Природа циклічної зміни є періодичною і буде повторюватися; наприклад, зростання і падіння кількості батарей, проданих певною компанією за визначений період часу.

*Сезонність*, також відома як сезонні коливання, сезонні коливання або сезонний ефект, – це рух даних, викликаний впливом річного сезону або певного періоду, який повторюватиметься в один і той самий час року, як-от місячні та квартальні ефекти. Вплив може бути зумовлений природними умовами, бізнес-процедурами, соціальною та культурною поведінкою.

*Нерегулярність* або нерегулярна варіація – це короткочасні нерегулярні зміни в даних часового ряду, які, можливо, спричинені катастрофами, війнами чи страйками. Ця варіація зазвичай впливає на ділову активність у короткостроковій перспективі.

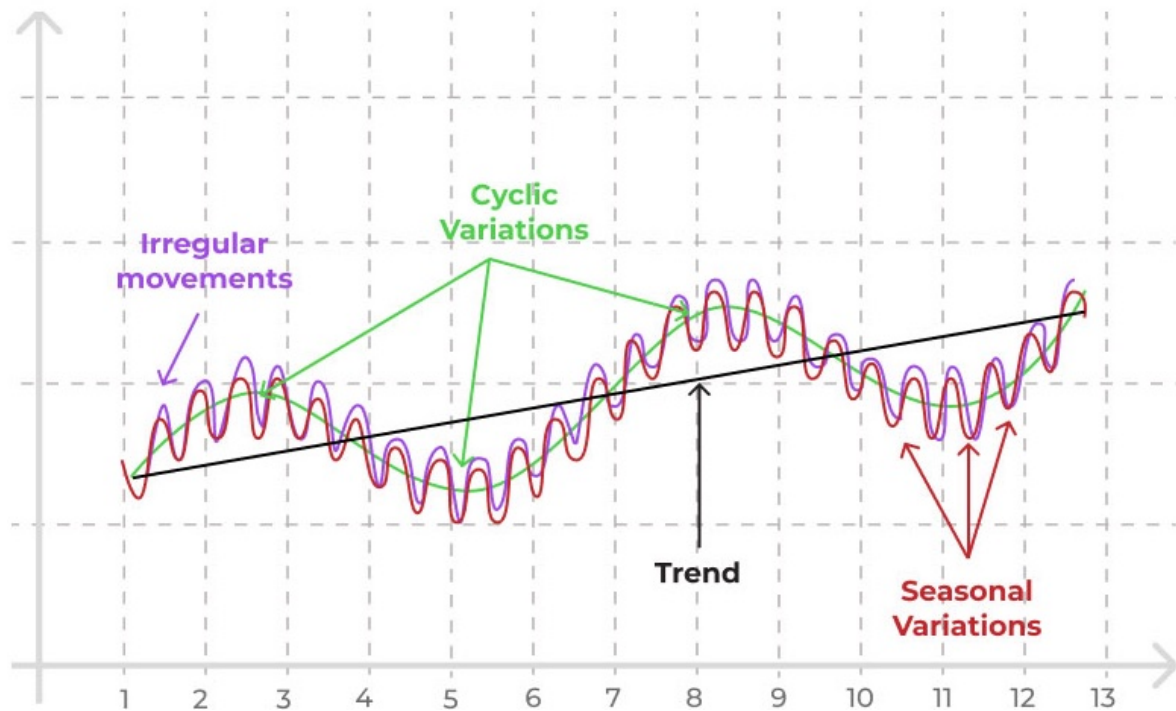


Рис. 1.2 Компоненти часових рядів

Аналіз часових рядів застосовувався в економіці та фінансових дослідженнях [9], наприклад, для економічного прогнозування, прогнозування продажів, аналізу фондового ринку та прогнозування прибутковості [35]. По суті, багато прикладів застосування машинного навчання були запропоновані та прийняті для швидкого вирішення проблем аналізу часових рядів [36].

#### 1.4. Аналіз сутності алгоритмічної торгівлі

Алгоритмічна торгівля – це метод здійснення торгівлі цінними паперами на фондових біржах за допомогою автоматизованих та завчасно запрограмованих торгових інструкцій з урахуванням часу, ціни та обсягу як ключових змінних [37]. Перевагою цього типу торгівлі є швидкість з якою приймаються та реалізуються торгові рішення, яка безперечно краща у порівнянні з людьми-торгівцями. Алгоритмічна торгівля вже набрала популярності як у інституційних трейдерів (інвестиційних банків, пенсійних фондів та ін.), так і серед роздрібних [38]. Беззаперечним лідером такий вид торгівлі є [37] на ринку курсів валют (Форекс)

Зокрема, дослідження 2019 року показало, що близько 92 % купівлі/продажу на цьому ринку здійснювалося за допомогою торгових алгоритмів, а не людьми. [39].

Алгоритмічні торгові системи змінили спосіб функціонування фондових ринків. Хоча алгоритмічна торгівля дає такі переваги, як зниження вартості, скорочення затримки та відсутність залежності від настроїв, вона також створює проблеми для роздрібних інвесторів, які не мають необхідних технологій для створення таких систем. Сьогодні часто спостерігаються події, коли через ці системи спрацьовують панічні продажі, і, отже, ринки надмірно реагують. У результаті стає складніше оцінити поведінку ринку. Оскільки нові алгоритми продовжують наповнювати ринки щодня, порівняння ефективності та точності цих алгоритмів створює ще одну проблему.

Цікавим аспектом цієї галузі досліджень щодо прогнозування фондового ринку є її приреченість на невдачу: якщо алгоритм може використовувати новий підхід для отримання високого прибутку, то будь-яке надання такого алгоритму іншим учасниками ринку зробить новий підхід марним. Таким чином, сучасні алгоритми, якими торгують на ринках, є запатентованими та конфіденційними. Дослідження або методологія таких алгоритмів зазвичай ніколи не публікуються.

## 2 ДОСЛІДЖЕННЯ ВИКОРИСТАННЯ ІНДИКАТИВНИХ МОДЕЛЕЙ ТА МАШИННОГО НАВЧАННЯ

### 2.1. Визначення поняття та сфери застосування технічного аналізу

Технічний аналіз – це вид аналізу, який використовується для оцінки інвестицій і виявлення торгових можливостей шляхом аналізу статистичних даних, зібраних під час торговельної діяльності, таких як обсяг торгів та рух цін. На відміну від фундаментального аналізу, який має своїм завданням оцінку внутрішньої вартості цінних паперів на основі мікроекономічних показників (продажі та прибутки) конкретного бізнесу, технічний аналіз зосереджується на вивченні руху ціни та обсягу торгів [40].

Методи технічного аналізу використовуються для того, щоб ретельного вивчити як співвідношення попиту і пропозиції на цінні папери можуть вплинути на зміну ціни, обсяг торгів та волатильності такого паперу. Цей аналіз ґрунтується на припущенні, що минула торгова діяльність і попередні цінові тренди цінного паперу у поєднанні з відповідними правилами інвестування і торгівлі можуть бути важливими індикаторами його майбутніх рухів.

Цей вид аналізу часто використовується для генерування короткострокових торгових сигналів, що досягається за допомогою різних інструментів, наприклад, побудови діаграм. Більш того, технічний аналіз може підвищити ефективність оцінки сили (слабкості) цінного паперу відносно ринку загалом, чи його відповідних секторів зокрема. Отримана в результаті інформація дає змогу аналітикам та іншим учасникам ринку покращити оцінку внутрішньої вартості цінного паперу.

У сучасному розумінні технічний аналіз вперше був представлений Чарльзом Доу та теорією Доу наприкінці 1800-х років [41]. Декілька видатних дослідників, зокрема Гамільтон В. П., Реа Р., Гулд Е., зробили подальший внесок у концепції теорії Доу, та допомогли сформуванню її основу.

З моменту започаткування і до нашого часу технічний аналіз суттєво еволюціонував та наразі включає сотні сигналів та шаблонів, які розроблялися роками досліджень учасниками фондового ринку. Цей вид аналізу частіше застосовується до дослідження цінових змін, але деякі аналітики відстежують не лише ціну, а й інші цифри, наприклад, обсяг торгів або відкритий інтерес. Фактично, технічний аналіз можна розглядати як дослідження сил попиту та пропозиції, які відображені в зміні ринкової ціни цінного паперу.

Варто відзначити, що професійні аналітики у своїй оцінці курсу цінних паперів часто використовують не лише технічний аналіз, а також поєднують його з іншими методами та формами дослідження. Непрофесійні учасники ринку можуть приймати рішення лише на основі графіків ціни і даних цінової статистики, але практикуючі аналітики акцій рідко обмежуються лише фундаментальним чи технічним аналізом.

Технічний аналіз можна застосувати до будь-якого фінансового інструменту з історичними даними торгівлі, включаючи акції, ф'ючерси, товари, фіксований дохід, валюти та інші цінні папери. В той же час, технічний аналіз набагато більш поширений на товарних і валютних ринках, де трейдери зосереджуються на короткострокових змінах цін.

У галузі існують сотні сигналів і шаблонів технічного аналізу для прогнозування тенденцій ціни, які були розроблені за роки досліджень та практичних спостережень. Також технічними аналітиками було розроблено численні типи торгових систем, які допомагають їм будувати певні прогнози та торгувати на основі руху цін відповідно до таких прогнозів.

Технічний аналіз базується на застосуванні різного типу індикаторів. Ці індикатори зосереджені, головним чином, на визначенні поточних тенденції на ринку, включаючи сили тенденцій та ймовірності їх продовження, визначення зон підтримки та опору та інше. Загалом, технічні аналітики вивчають наступні широкі групи або типи індикаторів:

- тенденції цін,
- шаблони діаграм,

- індикатори обсягу та імпульсу,
- осцилятори,
- ковзні середні,
- рівні підтримки та опору.

Як зазначалося вище, на відміну від фундаментального аналізу, який передбачає аналіз, в першу чергу, фінансової звітності підприємства для визначення справедливої вартості відповідного бізнесу, відтак – ціни акції, технічний аналіз припускає, що ціна цінного паперу вже відображає всю публічно доступну інформацію, і натомість зосереджується на статистичному аналізі змін ціни.

Чарльз Доу, один із засновників технічного аналізу, випустив ряд редакційних статей, в яких обговорюється теорія даного аналізу. У своїх працях він виходив із двох основоположних припущень, які були початком для подальшого формування основи торгівлі на фондових ринках із допомогою технічного аналізу:

1. Ринки ефективні та значення відображають фактори, що впливають на ціну цінного паперу, але
2. Навіть випадкові зміни ринкових цін відбуваються за певними моделями та тенденціями, які мають тенденцію повторюватися з часом [42].

У продовження праць Ч. Доу, на які до сьогодні опирається галузь технічного аналізу, професійні аналітики, зазвичай, виходить із таких трьох загальних припущень даної дисципліни:

- *Ринок дисконтує все.* Технічні аналітики вважають, що все, від широких ринкових факторів і ринкової психології до основ діяльності компанії, вже закладено у ціну акцій. Подібний висновок щодо цін на основі даної точки зору узгоджується з гіпотезою ефективних ринків. Єдине, що залишилося враховувати при торгівлі, це аналіз руху цін, які технічні аналітики розглядають як продукт співвідношення попиту та пропозиції на ринку для певної акції.

- *Ціна змінюється трендами.* Технічні аналітики вважають, що ціни демонструватимуть тенденції незалежно від часових рамок, які спостерігаються, навіть під час випадкових ринкових коливань. Тобто, курс акцій, швидше за все,

буде продовжувати поточний тренд, ніж рухатися хаотично та нерівномірно. Це припущення є базовим для побудови більшості технічних торгових стратегій.

- *Історичні тренди мають тенденцію повторюватися.* Повторюваний характер цінових змін часто пояснюють психологією ринку, тобто що ринок коливається і рухається тенденціями відповідно до основних емоцій, таких як страх чи збудження (азарт), відтак його можна відносно легко передбачувати. Технічний аналіз використовує моделі діаграм, щоб проаналізувати ці емоції та подальші рухи ринку, щоб зрозуміти тенденції. Незважаючи на те, що багато форм технічного аналізу використовуються вже більше 100 років, вони все ще не втратили своєї актуальності, оскільки відображають ті цінові закономірності, які часто повторюються [43].

В той же час, слід звернути уваги на обмеження та критику технічного аналізу. Деякі аналітики та академічні дослідники очікують, що гіпотеза ефективних ринків демонструє, чому вони не повинні очікувати, що будь-яка корисна інформація буде міститися в історичних даних про ціни та обсяги; однак, згідно з тими самими міркуваннями, основи бізнесу також не повинні надавати будь-якої інформації, яка є корисною [43]. Ці точки зору відомі як слабка форма та напівсильна форма гіпотези ефективних ринків.

Ще одна критика технічного аналізу полягає в тому, що історія точно не повторюється, тому дослідження цінових моделей має сумнівне значення і його можна ігнорувати. Відтак, ціни краще моделювати, припускаючи принцип випадкового блукання.

На додаток, деякі науковці та практики стверджують, що технічний аналіз працює в деяких випадках і лише тому, що він є пророцтвом, що самореалізується. Наприклад, багато технічних трейдерів розміщують стоп-лосс ордер (автоматичний продаж акції у разі падіння її ціни до певного заздалегідь визначеного рівня) нижче 200-денної ковзної середньої певної компанії. Якщо велика кількість трейдерів зробила це і акція досягне цієї відповідної ціни, буде велика кількість ордерів на продаж, які штовхнуть акції ще далі вниз, підтверджуючи рух, який трейдери очікували.



Згодом інші трейдери побачать зниження ціни і також продадуть свої позиції, посилюючи силу тренду. Цей короткостроковий тиск продажів можна вважати самореалізованим, але він не матиме великого впливу на те, де буде ціна активу через кілька тижнів чи місяців.

Відтак, якщо достатньо людей використовують однакові сигнали, вони можуть спричинити рух, передбачений сигналом, але в довгостроковій перспективі ця єдина група трейдерів не може керувати ціною.

Незважаючи на критику технічного аналізу, не має одностайної думки чи обґрунтування його неефективності. Навпаки, торгівці широко використовують такий аналіз або окремо, або у комплексі із фундаментальним аналізом та іншими способами спрогнозувати подальший курс акцій.

У науковій літературі виділяють велику кількість методів та алгоритмів прогнозування ціни з допомогою технічного аналізу. Розглянемо деякі з них, такі як:

- Лінійна регресія
- Ковзні середні
- Осцилятори

## **2.2. Дослідження застосування індикативних моделей**

Першим методом, який буде розглянуто у цій роботі буде використання **лінійної регресії часу та ціни**. Лінійна регресія відноситься до статистичних методів. Ці методи застосовувалися технічними та кількісними аналітиками до фінансового ринку із самого з моменту його створення. Деякі підходи та практики виявилися дійсно успішними, а інші – навпаки [44]. Головне завданням було знайти спосіб визначити цінові тенденції без помилок і людського фактору (упередженості, страхів та емоцій людини). Відтак, лінійна регресія є одним із підходів, який може бути успішним для інвесторів і доступним у більшості інструментів для створення діаграм.

В основі лінійна регресія лежить аналіз двох окремих змінних заради виявлення єдиного зв'язку між ними. В аналізі графіків це відноситься до змінних часу та ціни. Інвестори та трейдери, які використовують діаграми, розпізнають підйоми та падіння ціни, розташовані горизонтально від дня до дня, хвилини до хвилини або тижня до тижня, залежно від оцінюваного періоду часу. Саме різні ринкові підходи та універсальність роблять застосування лінійної регресії таким доступним та привабливим.

У статистиці використовується метод дзвоноподібної кривої, також відомий як нормальний розподіл, щоб оцінити певний набір точок даних. Дзвоноподібна крива представляє форму входжень різних точок даних. Основна маса точок зазвичай розташовується ближче до середини дзвоноподібної кривої, одна вони мають тенденцію із часом збиватися або відхилятися від сукупності. Незвичайні або рідкісні точки іноді далеко виходять за межі «нормальної» сукупності.

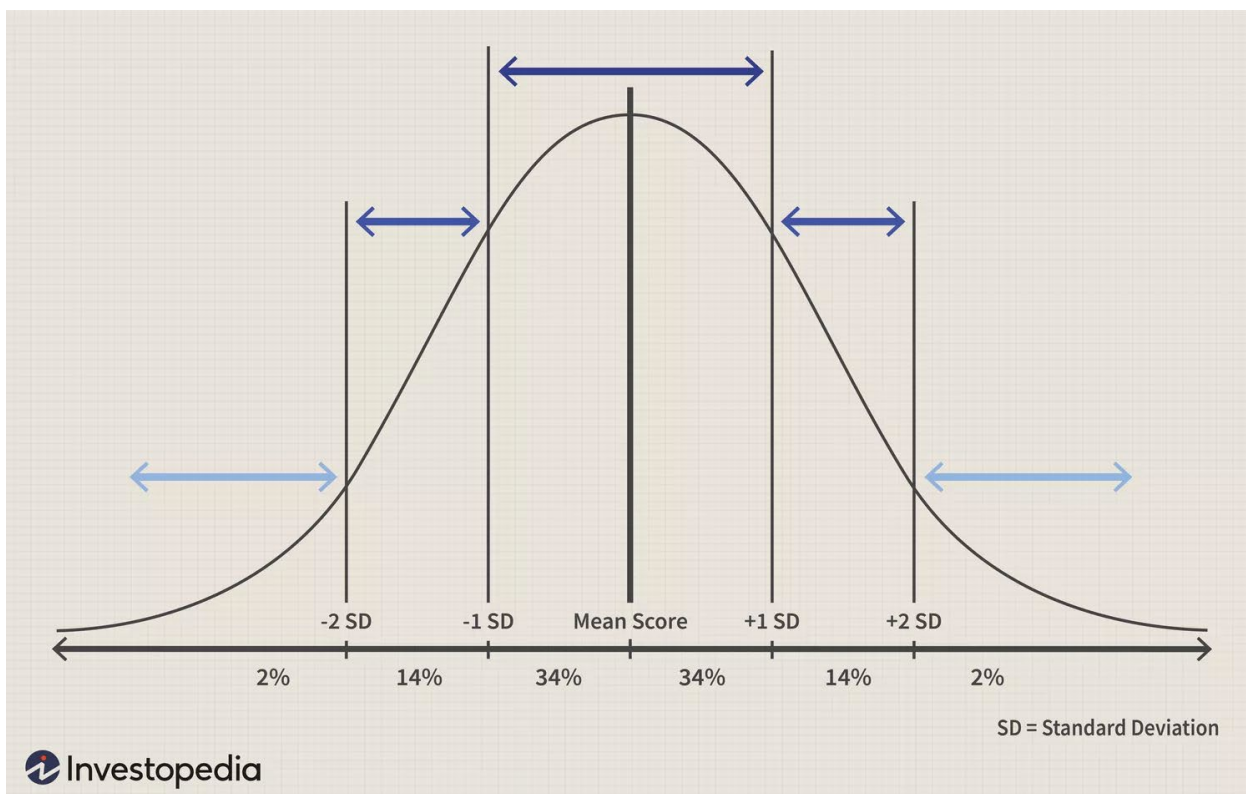


Рис. 2.1. Дзвоноподібна крива, нормальний розподіл, Investopedia

Для створення середньої оцінки прийнято усереднювати значення. Середнє значення не обов'язково представляє середину даних. Натомість, включає всі вихідні точки даних, на основі яких формується середнє значення. Після встановлення такого середнього значення, аналітики залишається визначити, як часто ціна показує відхилення від нього.

Якщо взяти одне позитивне та одне негативне стандартне відхилення, яке представлено першою темно-синьою стрілкою в центрі Рисунок 3, ми побачимо, що стандартне відхилення в одну сторону від середнього значення зазвичай становить 34% даних або 68% точок даних. Два стандартних відхилення включають приблизно 95% точок даних і є трьома темно-синіми стрілками, розміщеними разом. Вкрай рідкісні випадки зображені світло-блакитними стрілками, мають місце у хвостах дзвоноподібної кривої. Оскільки будь-яка точка даних, яка з'являється за межами двох стандартних відхилень, дуже рідкісна, часто припускають, що точки даних повертатимуться до середнього або регресують.

Застосування дзвоноподібної кривої до біржових діаграм можлива, коли її перевернути на бік. Це дозволить нам побачити, коли цінний папір готовий повернутися до середнього значення від стану перекупленості або перепроданості. До діаграми на Рисунку 4 також додано дослідження лінійної регресії. Це дає інвесторам лінію лінійної регресії, що проходять через середину наших цінових точок, та синій зовнішній канал. Інвестори на основі цього канал бачать поточну цінову тенденцію та середнє значення. Використовуючи змінну лінійну регресію, можна встановити вузький канал на рівні одного стандартного відхилення, або 68%, щоб створити зелені канали. Хоча дзвоноподібної кривої немає, видно, що ціна тепер відображає поділки дзвоноподібної кривої, зазначені на Рисунку 2.2.



Рис. 2.2. Ілюстрація торгівлі із середньою реверсією за допомогою чотирьох точок, ProphetCharts

Практичним застосування даного методу є підхід, що називається торгівля з допомогою середньої реверсії. Такий підхід допомагає легко торгувати, використовуючи чотири точки на графіку, як показано на Рисунку 2.2. Точка входу позначена № 1. Стає точкою входу за умови, коли ціна виходить за зовнішній синій канал і потім повертається всередину однієї лінії стандартного відхилення. Не просто покладаються на той факт, що ціна була за межею синього каналу, тому що вона може вийти за нього і пізніше. Натомість, необхідно щоб віддалена подія відбулася і ціна повернулася до середнього. Повернення назад у межах першого стандартного відхилення є підтвердженням регресії.

Під № 2 на Рисунку 2.2 відображена точка стоп-лосс (точка автоматичного продажу акції) у випадку, якщо причина перебування поза зовнішнім каналом продовжує негативно впливати на ціну. Встановлення ордеру стоп-лосс визначає межу дозволеного ризику торгів відповідно акцією.

Для прибуткового виходу з торгів встановлюються дві цілі для ціни: під № 3 і № 4. Перші очікування щодо торгівлі полягають у тому, щоб повернутися до

середньої лінії, і на Рисунку 2.2 планується продати половину наявних акцій (вийти з половини позиції) по ціні близько 26,50 доларів США або поточного середнього значення. Щодо другої цілі, вона працює за припущення про триваючий тренд, тому іншу ціль буде встановлено на протилежному кінці каналу для іншої лінії стандартного відхилення. В даному випадку, 31,50 доларів США. Цей метод визначає, яку потенційну винагороду може отримати інвестор.

Ціна з часом буде рухатися вниз і вгору, і канал лінійної регресії зазнаватиме змін. Старі ціни будуть відпадати і з'являтимуться нові. При цьому, зупинки та цілі мають залишатися незмінними, доки цільова середню ціну не буде досягнуто (див. Рисунок 2.3). На цьому етапі прибуток зафіксовано, а стоп-лосс слід перемістити до стартової ціни входу. За припущення, що даний ринок ефективний і ліквідний, подальша торгівля має відбуватися без істотного ризику.

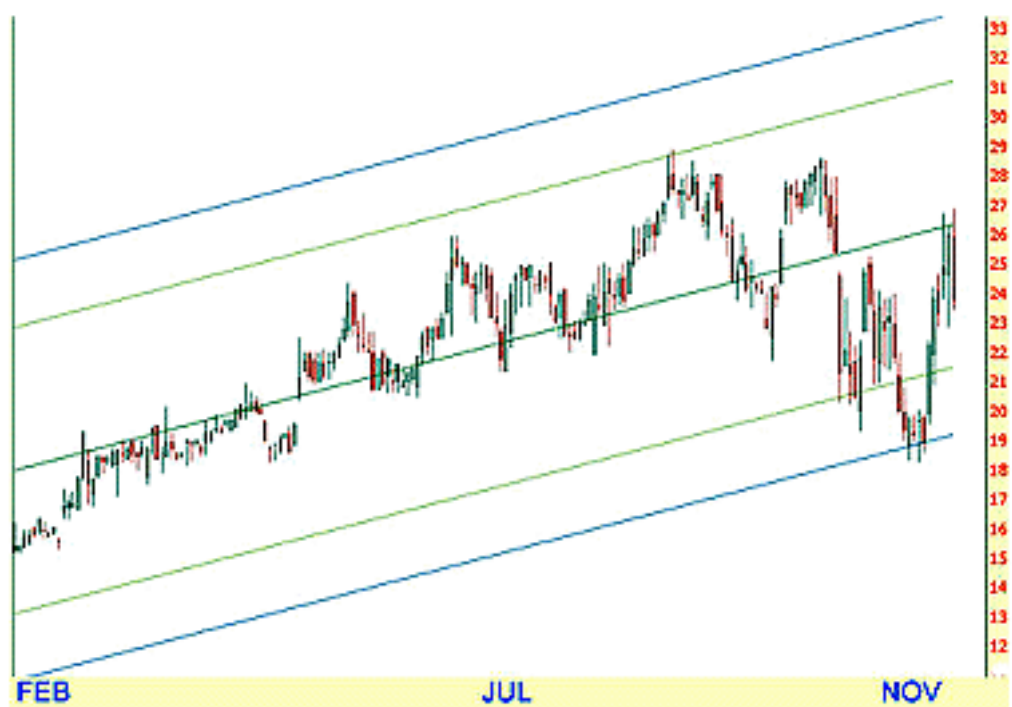


Рис. 2.3. Досягнення середньої ціни, ProphetCharts

Варто відзначити, що торги не повинні закриватися на певній ціні щоб ордер було виконано. Достатньо щоб він досяг ціни в будь-який момент протягом дня.

Технічні спеціалісти та кількісні торговці часто працюють з однією системою для конкретного цінного паперу або акції та виявляють, що ті самі

параметри не працюватимуть з іншими цінними паперами чи акціями. Перевага лінійної регресії полягає в тому, що параметри системи визначають ціна цінного паперу та період часу. Використання цих інструментів та правила є універсальними для різних цінних паперів і часових рамок.

Загалом, щодо лінійної регресії можна зробити наступні висновки:

- Лінійна регресія – це метод аналізу, при якому визначається єдиний зв'язок для двох окремих змінних та є корисним для кількісного та технічного аналізу на фінансовому ринку.
- Побудова курсів акцій за допомогою дзвоноподібної кривої (уздовж нормального розподілу) може допомогти торговцям визначити, якщо акція є перекупленою чи перепроданою.
- З допомогою лінійної регресії, учасник торгів може визначити ключові цінові точки: вхідну ціну, стоп-лосс ціну і ціну виходу.
- Системними параметрами визначення лінійної регресії є лише ціна акції та період часу, завдяки чому цей метод вважається універсальним.

Наступним видом індикативних моделей буде розглянуто **ковзні середі**.

У фінансах ковзне середнє – це фондовий індикатор, який зазвичай використовується в технічному аналізі. Причина обчислення ковзної середньої акції полягає в тому, щоб допомогти згладити дані про ціну шляхом створення постійно оновлюваної середньої ціни. [45]

Ковзні середні – це широко використовуваний індикатор для аналізу акцій, який застосовується для фільтрації шуму та відображення загальних трендів для вибраних періодів часу. [46]

Обчислення ковзної середньої пом'якшує вплив випадкових короткострокових коливань на ціну акції протягом певного періоду часу. З його допомогою можна визначити напрям тренду акції або визначити рівні опору та підтримки для неї. Вважається, що це індикатор, що слідує за трендом, або відстаючий індикатор, оскільки він будується на основі цін у минулому.

Затримка реагування на зміну ціни залежить від періоду: чим довший період для ковзного середнього, тим більша затримка. Наприклад, 200-денне ковзне

середнє буде мати набагато більший ступінь затримки у порівнянні із 20-денним ковзним середнім, оскільки воно враховує ціни за останні 200 днів.

Відтак, в залежності від цілей інвестування, в першу чергу щодо запланованої тривалості володіння цінним папером, інвестори можуть обрати періоди з різною тривалістю для розрахунку ковзних середніх. Довгострокові ковзні середні, зазвичай, більше підходять для довгострокових інвесторів, тоді як коротші ковзні середні використовуються для короткострокової торгівлі, тоді як, Внутрішньоденні торговці та довгострокові інвестори частіше стежать за 50-денними та 200-денними ковзними середніми показниками та вважають їх важливими сигналами для торгівлі.

Хоча неможливо достовірно передбачити майбутній рух конкретної акції, використання технічного аналізу та досліджень може допомогти зробити кращі прогнози. Якщо спостерігається зростання ковзного середнього, це вказує на те, що цінні папери перебувають у висхідному тренді. І навпаки, якщо ковзне середнє йде до низу, це вказує на те, що цінний папір перебуває у спадному тренді.

Подібним чином висхідний імпульс підтверджується бичачим перетином, який виникає, коли короткострокове ковзне середнє перетинає довгострокове ковзне середнє. І навпаки, низхідний імпульс підтверджується ведмежим перетином, який виникає, коли короткострокове ковзне середнє перетинає довгострокове ковзне середнє, що знаходиться нижче [47].

Виділяють три основні типи ковзних середніх:

- 1) Просте ковзне середнє (англ. SMA)
- 2) Експоненціальне ковзне середнє (англ. EMA)
- 3) Зважене ковзне середнє (англ. WMA)

*Просте ковзне середнє.* Просте ковзне середнє обчислюється шляхом взяття середнього арифметичного даного набору значень за визначений період. набір чисел, або цін акцій, додається разом, а потім ділиться на кількість цін у наборі. Математична модель для розрахунку простого ковзного середнього цінного паперу така:

$$SMA = \frac{P_1 + P_2 + P_3 + \dots + P_n}{n} \quad (2.1)$$

де:

$A$  = денна ціна закриття,

$n$  = кількість часових періодів.

Графік курсу акцій за 50 днів із використанням простого ковзного середнього має такий вигляд:

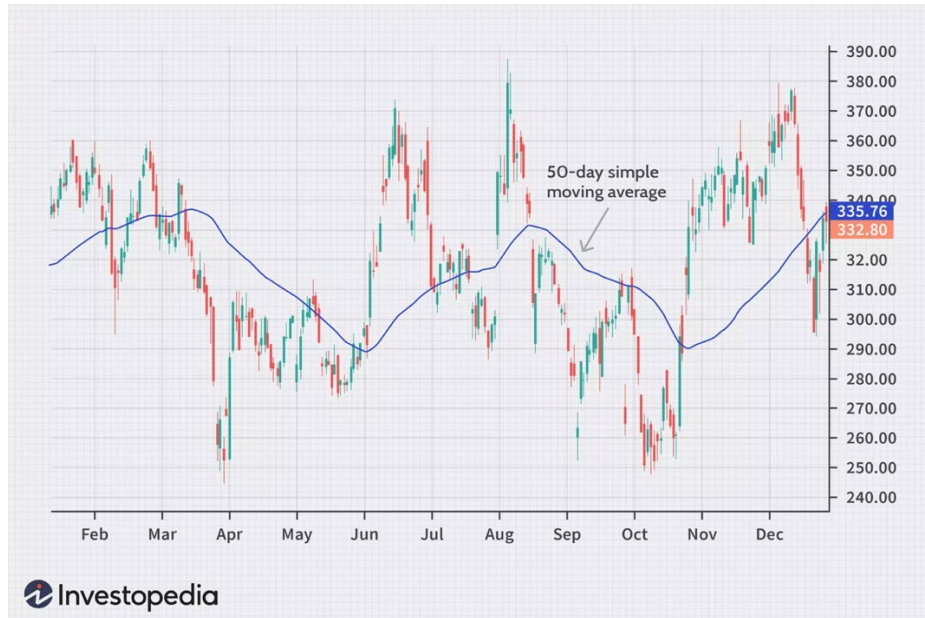


Рис. 2.4. 50-денне просте ковзне середнє, Investopedia

Приклад розрахунку SMA ціни акцій умовної компанії наведений нижче у таблиці 2.1.

Таблиця 2.1

#### Розрахунок простого ковзного середнього

Дата	Ціна закриття	5-денне ПКС
Січень 1	20	-
Січень 2	22	-
Січень 3	24	-
Січень 4	25	-
Січень 5	23	$\frac{20 + 22 + 24 + 25 + 23}{5} = 22,8$
Січень 6	22	$\frac{22 + 24 + 25 + 23 + 22}{5} = 23,2$
Січень 7	27	$\frac{24 + 25 + 23 + 22 + 27}{5} = 24,2$



*Експоненціальне ковзне середнє.* Це тип ковзного середнього, особливість якого у тому, що воно надає більшої значення та ваги останнім точкам даних. Відтак, реагування на останні зміни ціни є більш суттєвими, на відміну від простого ковзного середнього, яке застосовує однакову вагу до всіх спостережень за період. [48]

Для його обчислення необхідно спочатку визначити просте ковзне середнє за певний період. Далі обчислюється коефіцієнт згладжування за такою формулою:

$$\frac{2}{\text{вибраний період часу} + 1} \quad (2.2)$$

Наприклад, для 20-денного ковзного середнього коефіцієнт буде  $2/(20+1) = 0,0952$ . Коефіцієнт згладжування поєднується з попередній значенням експоненціального ковзного середнього щоб отримати поточне значення. Таким чином, такий тип ковзного середнього надає більшу вагу останнім цінам, тоді як просте ковзне середнє визначає однакову вагу всім значенням.

Загалом, формула розрахунку експоненціального ковзного середнього має такий виклад:

$$EMA_t = \left[ V_t \times \left( \frac{s}{1+d} \right) \right] + EMA_y \times \left[ 1 - \left( \frac{s}{1+d} \right) \right] \quad (2.3)$$

де:

$EMA_t$  – ЕМА сьогодні,

$V_t$  - значення сьогодні,

$EMA_y$  - ЕМА вчора,

$s$  = коефіцієнт згладжування,

$d$  = кількість днів.

Часто є найбільш котиrowаними та аналізованими короткостроковими середніми є 12- та 26-денні експоненціальні ковзні середні (ЕМА). Вони використовуються для створення таких індикаторів, як осцилятор процентної ціни (РРО) та розбіжність конвергенції ковзного середнього (MACD). Як індикатори довгострокових трендів загалом використовуються 50- та 200-денні ЕМА. У

випадку, коли ціна акцій перетинає 200-денну ковзну середню, це вважається технічним сигналом про те, що стався розворот.

Існують також невеликі варіації ЕМА. Наприклад такі, які отримані шляхом використання іншої ціни, аніж ціна відкриття: низької, високої або середньої ціни.

У якості порівняння простого та експоненціального ковзних середніх можна навести приклад на рисунку 2.5 нижче. Кількість періодів, що використовуються в кожному середньому, становить 15, але ЕМА швидше реагує на зміни цін, ніж SMA. ЕМА має вище значення, коли ціна зростає, ніж SMA, і падає швидше, ніж SMA, коли ціна знижується. Така чутливість до змін цін є основною причиною, чому деякі трейдери вважають за краще використовувати ЕМА замість SMA.



Рис. 2.5. Порівняння SMA та ЕМА, Investopedia

ЕМА певною мірою пом'якшує негативний вплив відставання ковзного середнього, оскільки воно «обіймає» цінову дію трохи тісніше та реагує швидше на зміну ціни. У цьому його перевага, і тому ЕМА частіше використовується для отримання сигналу входу в торгівлю [49].

Як і всі індикатори ковзного середнього, ЕМА набагато краще підходять для трендових ринків (короткострокова торгівля) та зазвичай використовуються в

поєднанні з іншими індикаторами, щоб підтвердити значні зміни ринку та оцінити їх достовірність.

Оскільки ковзні середні вважаються відстаючими індикаторами, тобто такими, що враховують лише дані за минулі періоди, часто використовують їх комбінацію для виявлення перетинів – так званий «золотий перетин».

Золотий перетин – це модель діаграми, на якій короткострокове ковзне середнє перетинає довгострокове ковзне середнє. Це бичача модель прориву, утворена в результаті перехрещення короткострокового ковзного середнього цінних паперів, такої як 15-денне ковзне середнє, що проривається вище її довгострокового ковзного середнього, такого як 50-денне ковзне середнє. Оскільки довгострокові індикатори мають більшу вагу, золотий перетин вказує на бичачий ринок на горизонті та підкріплюється великими обсягами торгів.

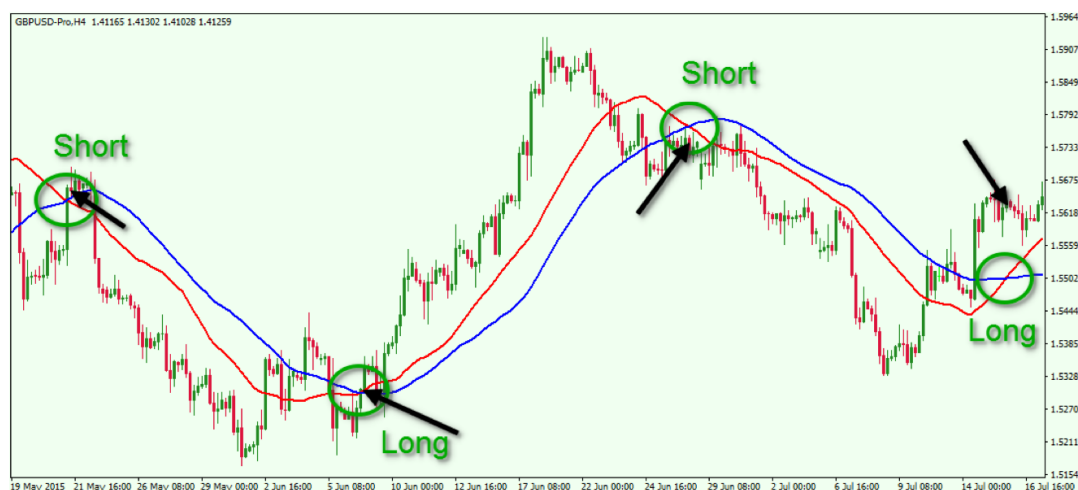


Рис. 2.6. Приклад перетину короткої та довгої SMA

Крім того, експоненціальне ковзне середнє виступає основою для іншого популярного індикатора – конвергенція-розбіжність ковзного середнього (англ. MACD).

*Конвергенція-розбіжність ковзного середнього (MACD)* – це індикатор моментуму, що слідує за трендом, який показує співвідношення між двома експоненціальними ковзними середніми (ЕМА) ціни цінного паперу. Лінія MACD розраховується шляхом віднімання 26-денного ЕМА від 12-денного ЕМА. [50]. В

результаті такого розрахунку з'являється лінія MACD. Крім того, до лінії MACD додатково наноситься «сигнальна лінія» – дев'ятиденне експоненціальне ковзне середнє лінії MACD. Сигнальна лінія може функціонувати як тригер для сигналів купівлі або продажу. Трейдери можуть купувати цінний папір, коли лінія MACD перетинає вище сигнальної лінії, і продавати цінний папір, коли лінія MACD перетинає нижче сигнальної лінії. Індикатори MACD можна інтерпретувати кількома способами, але більш поширеними методами є перехрещення, розбіжності та швидкі підйоми та падіння.

Формула MACD виглядає наступним чином:

$$MACD = EMA_{12period} - EMA_{26period} \quad (2.4)$$

де:

$EMA_{12period}$  – 12-денне ЕМА,

$EMA_{26period}$  – 26-денне ЕМА

Отже, ковзне середнє – це індикатор технічного аналізу, який використовується на фондовому ринку для згладжування цінових даних, яке досягається за рахунок створення постійно оновлюваної середньої ціни. Спадне ковзне середнє вказує на низхідний тренд, тоді як зростаюче ковзне середнє вказує на те, що цінні папери перебувають у висхідному тренді. Експоненціальне ковзне середнє, як правило, краще, ніж просте ковзне середнє, оскільки воно надає більшої ваги останнім цінам і показує чіткішу реакцію на нову інформацію та тренди.

Щодо критики застосування ковзних середніх, у літературі та на практиці немає однозначного відношення, чи слід приділяти більше уваги останнім дням періоду часу. Одна із позицій, що нові дані краще відображають поточну тенденцію цінних паперів. У той же час інші автори вважають, що в результаті надмірної ваги останніх дат утворюється упередженість, яка призводить до більшої кількості помилкових тривог.

Крім того, ковзні середні повністю покладаються на історичні дані. Якщо виходити з гіпотези ефективних ринків, а це означає, що поточні ринкові ціни вже

відображають всю наявну інформацію, використання історичних даних нічого не повинно сказати про майбутній напрямок цін на активи. За ефективного ринку ціна вже відповідає такій інформації.

Незважаючи на критику, застосування ковзних середніх є одним із базових підходів технічного аналізу, яким масово користуються трейдери та інвестори.

У якості висновків можна зазначити наступне:

- Ковзне середнє – це фондовий індикатор, який зазвичай використовується в технічному аналізі.
- Ковзне середнє допомагає вирівняти дані про ціну за певний період шляхом створення постійно оновлюваної середньої ціни.
- Просте ковзне середнє – це індикативна модель, яка обчислює середнє арифметичне даного набору цін за певну кількість днів у минулому.
- Експоненціальне ковзне середнє – це зважене середнє, яке надає більшого значення ціні акцій за останні дні, що робить його показником, який краще реагує на нову інформацію.

У даному дослідженні буде використано обидва індикатори – просте та експоненціальне ковзні середні для порівняння із результати застосування алгоритмів машинного навчання. Причиною цього є їх легкість обчислення та універсальність застосування для акцій різних компаній.

**Осцилятори.** Інша група індикаторів – осцилятори. Осцилятор – це інструмент технічного аналізу, який створює смуги високих і низьких значень між двома крайніми значеннями, а потім будує індикатор тренду, який рухається вгору-вниз у цих межах. Цей тренд індикатор використовується щоб виявити короткострокові умови надвеликого або над малого попиту. Інформацію про наближення значення осцилятора до верхнього крайнього значення технічні аналітики інтерпретують як те, що актив занадто активно купують (перекуплений актив). Коли це значення наближається до нижнього екстремуму, техніки вважають, що актив сильно збувають (перепроданий актив) [51].

Як і ковзні середні, осцилятори зазвичай не використовуються самостійно для прийняття торгових рішень, а у поєднанні з іншими індикаторами технічного

аналізу. Осцилятори вважаються найбільш доцільними тоді, коли аналітики не можуть легко знайти чітку цінову тенденцію по акціях конкретної компанії. Наприклад, така ситуація може мати місце коли акції торгуються «вбік» або горизонтально, тобто без суттєвого росту чи падіння. Найпоширенішими осциляторами є:

- Стохастичний осцилятор
- Індекс грошових потоків (MFI)
- Швидкість зміни ціни (ROC)
- Індекс відносної сили (RSI)

У технічному аналізі осцилятори вважаються одними із найважливіших технічних інструментів, які необхідно розуміти. Однак існують також інші технічні інструменти, такі як навички читання графіків і технічні індикатори, які аналітики вважають корисними для покращення їхньої торгівлі.

Інвестор, який використовує осцилятор, спочатку обирає два значення ціни; потім, помістивши інструмент між двома, осцилятор коливається, створюючи індикатор тренду. Згодом інвестори використовують індикатор тренду щоб прочитати поточні ринкові умови для цього конкретного активу. Коли інвестор бачить, що осцилятор рухається до вищого значення, інвестор сприймає актив як перекуплений. У протилежному сценарії, коли осцилятор має тенденцію до нижчого значення, інвестори вважають актив перепроданим.

Вважається, що осцилятори краще підходять для горизонтальних ринків з низькою волатильністю ціни і вважають їх більш ефективними, якщо використовувати разом із іншим технічним індикатором, який ідентифікує ринок як такий, що перебуває в конкретному в тренді або обмежений торговим діапазоном. Наприклад, індикатор перетину ковзного середнього можна використовувати для визначення того, чи перебуває ринок у тренді чи ні. Як тільки стане очевидним, що ринок перебуває не в тренді, у цьому випадку сигнали осцилятора стають значно ефективнішими і, як результат, кориснішими.

Загалом, можна зробити наступні висновки щодо осциляторів:

- Осцилятори – це індикатори імпульсу або моментуму, чиї коливання відбуваються в межах верхньої та нижньої смуг .
- Наближення значення осцилятора до цих смуг подають торгівцям сигнали, що акція перепродана або перекуплена.
- В технічному аналізі осцилятори часто поєднуються з іншими індикаторами, щоб сигналізувати про прориви або розвороти трендів, такими як ковзні середні.

Одним із найбільш застосовуваних осциляторів є індекс відносної сили.

*Індекс відносної сили (RSI)* – це індикатор імпульсу, який вимірює величину останніх змін ціни цінного паперу і швидкість таких змін, в результаті інформуючи про недооцінені або переоцінені цінові умови відповідного цінного паперу. RSI як осцилятор має вигляд лінійного графіка за шкалою від нуля до ста.

Хоча індикатор не новий, оскільки був представлений Дж. В. Вайлдером-молодшим у його фундаментальній книзі *«Нові концепції в технічних торгових системах»* [52], його актуальність досі не втрачена.

Як індикатор моментуму, індекс відносної сили порівнює силу цінного паперу в дні, коли ціни зростають, з її силою в дні, коли ціни падають. Пов'язування результатів цього порівняння з ціною діяльністю може дати трейдерам уявлення про те, як може працювати цінний папір. RSI, який використовується в поєднанні з іншими технічними індикаторами, може допомогти трейдерам приймати більш обґрунтовані торгові рішення.

Окрім як вказати, що на цінний папір надто великий чи низький попит (перекуплений чи перепроданий відповідно), RSI може також вказувати на цінні папери, які можуть бути готові корекційного відкату ціни або до розвороту тренду в цілому. Орієнтуючись на його сигнали можна приймати рішення щодо купівлі чи продажу. Зокрема, зазвичай показник RSI 70 або вище вказує, що цінний папір занадто активно торгується (стан перекупленості). Значення 30 або нижче вказує, на низьку інтенсивність торгів (стан перепроданості).

Ці вказівки можуть допомагати трейдерам визначити силу тренду та помітити потенційні розвороти тренду. Наприклад, якщо під час ряду послідовних коливань ціни під час висхідного тренду RSI не може досягти 70, але потім опускається нижче 30, тренд послабився і може бути стати моментом розвороту до низу.

Зворотне вірно для тренду спадання. Якщо спадний тренд не може досягти 30 або нижче, а потім навпаки піднімається вище 70, цей спадний тренд послабився і може розвернутися до підвищення. При такому використанні RSI додатково користуються такими технічними інструментами як ковзні середні та лінії тренду.

Математична модель RSI складається із двох частин:

$$RSI_{step\ one} = 100 - \left[ \frac{100}{1 + \frac{Average\ gain}{Average\ loss}} \right] \quad (2.5)$$

де:

Average gain. – середній прибуток,

Average loss. – середній збиток

Середній прибуток або збиток, які використовуються в цьому розрахунку, є середнім відсотковим приростом або збитком протягом певного періоду.

Періоди з цінними втратами враховуються як нуль у розрахунках середнього прибутку. Періоди з підвищенням ціни враховуються як нуль у розрахунках середнього збитку.

Стандартна кількість періодів, які використовуються для розрахунку початкового значення RSI, становить 14. Наприклад, ринок закотився вище сім днів з останніх 14 із початковим середнім приростом 1%. Решта сім днів завершилися зниженням із початковою середньою втратою -0,8%.

Перший розрахунок RSI виглядатиме так:



$$55,55 = 100 - \left[ \frac{100}{1 + \frac{\left(\frac{1\%}{14}\right)}{\left(\frac{0,8\%}{14}\right)}} \right]$$

Коли буде доступно 14 періодів даних, можна виконати другий розрахунок. Його мета полягає в тому, щоб згладити результати так, щоб RSI лише наближався до 100 або до нуля на сильно трендовому ринку.

$$RSI_{step\ two} = 100 - \left[ \frac{100}{1 + \frac{(Previous\ Average\ Gain \times 13) + Current\ Gain}{(Previous\ Average\ Loss \times 13) + Current\ Loss}} \right] \quad (2.6)$$

де

Previous average gain. – попередній середній прибуток,

Previous average loss. – попередній середній збиток,

Current gain – поточний прибуток,

Current loss – поточний збиток.

Після обчислення RSI додається під графіком ціни акцій компанії, як показано нижче на Рисунку 2.7. RSI зростатиме, коли кількість і розмір днів зростання збільшуватимуться; буде зменшуватиметься, коли кількість та розмір днів падіння збільшуватимуться.



Рис. 2.7. Графік RSI, Investopedia

Як видно на наведеній вище діаграмі, індикатор RSI може протягом тривалого часу залишатися в області перекупленості (overbought на Рисунку 2.7), поки акції перебувають у тренді росту. RSI також може протягом тривалого часу залишатися на території перепроданості (oversold на Рисунку 2.7), коли акція перебуває у тренді падіння. Це може тлумачитися не правильно недосвідченими учасниками ринку, але використання індикатору у контексті переважаючої тенденції прояснює ці проблеми.

Варто відзначити різницю між даного індикатора та індикатора MACD, описаного вище. Обидва індикатори – індикатори моменту. RSI вимірює імпульс зміни ціни по відношенню до останніх максимальних і мінімальних значень ціни, тоді як MACD вимірює зв'язок між двома ЕМА. Тому вони є не стільки альтернативними один до одного, скільки доповнюючими для аналітиків, які часто використовуються разом, щоб отримати більш повну технічну картину ринку.

Завданням обох індикаторів вимірювати імпульс активу. Однак вони іноді дають суперечливі показники, оскільки вимірюють різні фактори. Наприклад, RSI

може вказувати на те, що цінні папери у надмірному попиті на стороні покупки, демонструючи показники вище 70 протягом тривалого періоду часу. У той же час, індикатор MACD може вказувати на те, що імпульс купівлі акції все ще в процесі росту. Спільною рисою обох індикаторів є те, що обидва можуть сигналізувати про майбутню зміну тренду шляхом відображення відхилення від ціни: ціна продовжує зростання, в цей час індикатор стає нижче, або навпаки.

Щодо недоліків індикатора RSI варто вказати наступне. Цей індикатора порівнює ведмежий і бичачий цінові імпульси. Результати відображаються в осциляторі, розміщеному під ціновим графіком. Як і у більшості технічних індикаторів, його сигнали є найбільш надійними тоді, коли вони відповідають довгостроковому тренду.

Досить рідко зустрічаються справжні сигнали розвороту, і їх важко відрізнити від помилкових сигналів. Наприклад, хибним позитивним результатом буде перехресне підвищення, а потім раптове падіння акцій. Помилковим негативним сигналом буде ситуація, коли спостерігається ведмежий перетин, яка має сигналізувати про низхідний тренд, але акції раптово прискорюються і починають рухатись в протилежному напрямку – вгору.

Оскільки індикатор відображає імпульс, якщо актив має значний імпульс в будь-якому напрямку, він може залишатися в стані перекупленості або перепроданості протягом тривалого часу. Таким чином, RSI найбільш корисний на ринку, що коливається (так званий «торговий діапазон»), де ціна активу почергово рухається у бичачому чи ведмежому напрямку.

Отже, щодо індикатора RSI можна зазначити такі особливості:

- Індекс відносної сили був презентований в минулому столітті, але ще досі є популярним осцилятором моментуму.
- RSI надає технічним торговцям сигнали про ведмежий і бичачий імпульс цін, і його часто відображають під графіком ціни цінного паперу.
- Цінний папір, зазвичай, вважається у стані перекупленості тоді, коли показник RSI вище 70, і у стані перепроданості при показнику нижче 30.

- Технічні торговці часто розглядають як сигнал до покупки або продажу момент перетинання лінії RSI нижче лінії перекупленості або вище лінії перепроданості.
- RSI найбільш ефективний, коли ринок в торговому діапазоні, але не у трендових ринках.

### **2.3. Дослідження застосування машинного навчання**

Машинне навчання – це галузь штучного інтелекту (ШІ) та інформатики, яка зосереджується на використанні даних і алгоритмів для імітації способу навчання людей, поступово покращуючи його точність. [53]

Технологічний прогрес у обчислювальних потужностях і сховищах за останні кілька десятиліть дозволив створити на основі машинного навчання ряд інноваційних продуктів, зокрема безпілотні автомобілі чи система рекомендацій Netflix.

Машинне навчання є ключовою складовою зростаючої області науки про дані. Застосовуючи статистичні методи, алгоритми вивчаються для здійснення класифікацій або прогнозів та виявлення важливих концепцій у процесі інтелектуального аналізу даних. Ця інформація стає основою для ухвалення рішень у практичному та бізнес-контексті, впливаючи на ключові показники розвитку. За ростом обсягів Big Data збільшується і попит на фахівців з обробки даних. Їм доведеться визначати найбільш актуальні питання бізнесу та відповідні дані для їх вирішення.

Алгоритми машинного навчання зазвичай створюються за допомогою фреймворків, які прискорюють розробку рішень, таких як TensorFlow і PyTorch.

Оскільки машинне та глибоке навчання часто використовуються як взаємозамінні терміни, важливо звернути увагу на тонкі відмінності між ними. Машинне навчання, глибоке навчання та нейронні мережі – це всі підрозділи штучного інтелекту. Проте, глибоке навчання є підгалуззю нейронних мереж, які у свою чергу є підгалуззю машинного навчання.

Машинне і глибоке навчання різняться у методах навчання алгоритмів. «Глибоке» машинне навчання може користуватись наборами даних з мітками, відоме як контрольоване навчання, щоб опрацювати інформацію в межах свого алгоритму, але воно не обов'язково вимагає наявності міток у наборі даних. Глибоке навчання працює із неструктурованими даними у вигляді тексту або зображень, його можливості включають автоматичне визначення характеристик, що відрізняють різні категорії даних одна від одної. Це зменшує потребу у втручанні людини й дозволяє використовувати більші обсяги даних. Таким чином, глибоке навчання можна вважати розширеним підходом до машинного навчання, орієнтованим на масштабування [54].

У класичному, або «неглибокому», машинному навчанні люди відіграють більш важливу роль у процесі навчання. Експерти визначають набір функцій, які допомагають розрізняти вхідні дані, і для цього зазвичай використовуються більш структуровані дані.

Нейронні мережі, або штучні нейронні мережі (ШНМ), складаються з послідовних шарів вузлів, включаючи вхідний, один або кілька прихованих та вихідний шари. Кожен вузол, або штучний нейрон, зв'язаний з іншими і має вагу та поріг. Якщо вихід конкретного вузла перевищує встановлене порогове значення, цей вузол активується, передаючи дані на наступний рівень мережі. Якщо ж ні, він не пересилає дані далі.

У понятті «глибокий» в глибокому навчанні враховується лише кількість шарів у нейронній мережі. Наприклад, нейронну мережу із більш ніж трьох шарів, що включають вхідні та вихідні, можна вважати алгоритмом глибокого навчання або глибокою нейронною мережею. Звичайна нейронна мережа з трьома шарами, що включають лише вхідний, прихований та вихідний, є базовою формою нейронної мережі.

Глибоке навчання та нейронні мережі прискорюють розвиток у галузях, таких як розпізнавання та обробка мовлення, комп'ютерне бачення тощо.

Процес навчання алгоритму машинного навчання складається з трьох ключових складових [55].

1) *Процес прийняття рішень.* Прогнозування та класифікація є, зазвичай, основними задачами, для яких використовуються алгоритми машинного навчання. Обробляючи певні вхідними даних, які можуть бути з мітками або без них, алгоритм створює оцінку шаблону в наборі даних.

2) *Функція помилок.* Функція помилок оцінює прогноз моделі. Якщо є відомі приклади, функція помилок може зробити порівняння, щоб оцінити точність моделі.

3) *Процес оптимізації моделі.* Процес оптимізації моделі полягає у тому, щоб, якщо модель може краще відповідати точкам даних у навчальному наборі, вагові коефіцієнти будуть налаштовані для зменшення розбіжності між відомим прикладом і оцінкою моделі. Алгоритм буде циклічно проводити процес «оцінки та оптимізації», автоматично оновлюючи ваги, доки не буде досягнуто певної точності.

Моделі машинного навчання поділяться на чотири основні категорії:

- 1) Контрольоване навчання;
- 2) Неконтрольоване навчання; та
- 3) Напівконтрольоване навчання; та
- 4) Машинне навчання з підкріпленням

*Контрольоване машинне навчання.* Контрольоване навчання, що також називається керованим машинним навчанням, ґрунтується на використанні мічених наборів даних для тренування алгоритмів з метою класифікації даних або точного прогнозування результатів. Коли моделі надходять вхідні дані, вони самостійно коригують свої параметри, поки не буде досягнуто потрібний рівень точності. Цей процес становить частину перехресної перевірки, що дозволяє переконатися, що модель не перенавчена або не підганяється під даний набір. Контрольоване навчання сприяє розв'язанню різноманітних практичних завдань масштабного рівня, таких як класифікація спаму в окремій папці в поштовому ящику. Серед методів, що застосовуються у цьому типі навчання, - нейронні мережі, машина опорних векторів, лінійна регресія, логістична регресія, наївна байєсівська регресія, випадковий ліс та інші.

*Неконтрольоване машинне навчання.* Неконтрольоване навчання, відоме також як неконтрольоване машинне навчання, використовує алгоритми для аналізу та кластеризації наборів даних без використання відміток. Ці методи виявляють приховані шаблони або групи даних без прямого втручання людини. Його здатність виявляти схожості та відмінності в інформації робить його підходящим для дослідницького аналізу даних, стратегій перехресного маркетингу, клієнтської сегментації, а також для розпізнавання зображень і патернів. Цей метод також використовується для скорочення кількості функцій у моделі шляхом процесу зменшення розмірності. Сингулярне розкладання і аналіз головних компонентів є двома популярними методами для досягнення цієї мети. Інші алгоритми, що застосовуються в неконтрольованому навчанні, включають ймовірнісні методи кластеризації, метод k-середніх для кластеризації і нейронні мережі.

*Напівконтрольоване навчання.* Ця категорія машинного навчання знаходиться між контрольованим та неконтрольованим навчанням. Під час навчання використовується обмежений набір даних з мітками для керування класифікацією та визначенням ознак у великому наборі даних без міток. Напівконтрольоване навчання є вирішенням проблеми нестачі мічених даних для алгоритмів контрольованого навчання. Такий підхід також допомагає у випадках, коли додавання міток для достатньої кількості даних є занадто витратним процесом.

*Машинного навчання з підкріпленням.* Навчання з підкріпленням у машинному навчанні - це модель, схожа на контрольоване навчання, але алгоритм не отримує інформацію з вибіркового даних. Цей підхід вчиться в процесі, роблячи помилки та отримуючи навички через випробування й успішні результати. Послідовність успішних кроків підсилюється для створення оптимальної рекомендації або стратегії щодо конкретної проблеми.

Зазвичай застосовуються різні алгоритми машинного навчання, серед яких:

- **Лінійна регресія:** цей метод прогнозує числові значення, використовуючи лінійні залежності між різними факторами. Наприклад, це може бути прогноз цін на житло на основі минулих даних по конкретному регіону.

- **Логістична регресія:** це контрольований метод, який робить прогнози для категоричних змінних, таких як «так/ні» відповіді на певні запитання. Використовується, наприклад, для контролю якості на виробництві або класифікації спаму.

- **Дерева рішень:** використовуються для прогнозування числових значень або класифікації даних. Це послідовні рішення, які можна представити у вигляді деревоподібної структури. Однією з переваг є легкість перевірки порівняно з нейронними мережами.

- **Випадкові ліси:** цей метод передбачає значення або категорію шляхом поєднання результатів кількох дерев рішень.

- **Кластеризація:** цей метод, що базується на неконтрольованому навчанні, відкриває закономірності в даних для їх групування. Це дозволяє виявити відмінності між елементами даних, які можуть залишитися непоміченими людиною.

- **Нейронні мережі:** ці штучні мережі імітують принцип роботи людського мозку за допомогою багато зв'язаних між собою обчислювальних вузлів. Вони ефективно розпізнають шаблони та грають важливу роль у програмах, таких як мовлення та генерація зображень, розпізнавання зображень, переклад мови.

Прикладів застосування машинного навчання на сьогодні велика кількість і постійно відкриваються нові сфери та горизонти можливо застосування. Наразі до основних прикладів можна віднести наступне:

- Розпізнавання мовлення;
- Обслуговування клієнтів з допомогою чат-ботів;
- Комп'ютерний зір;
- Механізми рекомендацій;
- Виявлення шахрайства;
- Автоматизована торгівля акціями.

*Розпізнавання мовлення.* Також відоме як автоматичне розпізнавання мовлення (ASR). Це комп'ютерне розпізнавання мовлення або перетворення мови в текст з використанням обробки природної мови (NLP). Багато мобільних



пристроїв включають у свої системи розпізнавання мовлення для здійснення голосового пошуку, наприклад, Siri, або надають можливість надиктовування текстових повідомлень.

*Обслуговування клієнтів:* онлайн чат-боти замінюють людей-агентів на шляху клієнта, змінюючи наше уявлення про залучення клієнтів на веб-сайтах і в соціальних мережах. Чат-боти відповідають на поширені запитання (FAQ) про такі теми як доставка, або надають персоналізовані поради, перехресні продажі продуктів або пропонують розміри для користувачів. Приклади включають віртуальних агентів на сайтах електронної комерції; боти для обміну повідомленнями, використовуючи Slack і Facebook Messenger; і завдання, які зазвичай виконують віртуальні та голосові помічники.

*Комп'ютерний зір:* ця технологія штучного інтелекту дозволяє комп'ютерам отримувати значущу інформацію з цифрових зображень, відео та інших візуальних даних, а потім виконувати відповідні дії. Завдяки згортковим нейронним мережам (convolutional neural networks) комп'ютерний зір застосовується для встановлення тегів фотографій у соціальних мережах, радіологічної візуалізації в охороні здоров'я та безпілотних автомобілів в автомобільній промисловості.

*Механізми рекомендацій:* використовуючи минулі дані про споживання, алгоритми ШІ можуть допомогти виявити тенденції даних, які можна використовувати для розробки ефективніших стратегій перехресних продажів. Цей підхід використовується роздрібними онлайн-магазинами, щоб давати покупцям релевантні рекомендації щодо продуктів під час оформлення замовлення.

*Виявлення шахрайства:* банки та інші фінансові установи можуть використовувати машинне навчання для виявлення підозрілих транзакцій. Контрольоване навчання може навчити модель, використовуючи інформацію про відомі шахрайські транзакції. Виявлення аномалій може ідентифікувати транзакції, які виглядають нетиповими та потребують подальшого дослідження.

*Автоматизована торгівля акціями:* створені для оптимізації портфелів акцій високочастотні торгові платформи на основі ШІ здійснюють тисячі або навіть мільйони угод на день без втручання людини.

Протягом останніх років машинне навчання застосовувалося в багатьох галузях досліджень, особливо у фінансах та економіці [56]. Багато дослідників використовували алгоритми машинного навчання для створення інструментів для аналізу історичних фінансових даних та іншої пов'язаної інформації (наприклад, економічних умов) для підтримки прийняття інвестиційних рішень. Наприклад, [28] використовували алгоритми машинного навчання для підтримки прийняття рішень про інвестиції в акції, використовуючи дані фінансових новин і дані соціальних медіа, тоді як Чоу та Нгуен [3] спрогнозували ціни акцій будівельних компаній на Тайвані, використовуючи багатообіцяючу модель нелінійного прогнозування. [4]

Що ще важливіше, використання історичних або часових рядів фінансових даних, ретельний вибір відповідних моделей, даних і функцій є важливими для отримання точних результатів. Точні результати залежать від ефективної інфраструктури, збору відповідної інформації та застосованих алгоритмів [57]. Що краща якість даних, то точніший результат машинного навчання.

Завдяки великому успіху машинного навчання за останні роки, він змінив спосіб використання інвесторами інформації та пропонує оптимальні аналітичні можливості для всіх типів інвестування. Таким чином, машинне навчання є важливим інструментом допомоги фінансовим інвестиціям.

Узагальнюючи методи машинного навчання, які використовуються та застосовуються для прогнозування прибутку від активів або пошуку моделі чи розподілу прибутку від активів, ці методи можна поділити на методи кластеризації, прогнозування, класифікації та інші (наприклад, оптимізацію портфеля).

Відповідно до наукової літератури, було запропоновано багато алгоритмів і методів машинного навчання для прогнозування курсу акцій, які показують різну продуктивність (точність і відсоток помилок. Порівняння показує, що багато мереж глибокого навчання показали хороші результати, створюючи низький відсоток помилок (наприклад, ANN, RNN, LSTM, стекова довгострокова пам'ять (SLSTM) і двонаправлена довга короткочасна пам'ять (BLSTM)), тоді як поєднання

історичних щоденних цін на акцій та даних соціальних медіа можуть забезпечити точність до 70% [11].

#### **2.4. Визначення рекурентних нейронних мереж**

Рекурентна нейронна мережа (РНМ) - це один з типів штучної нейронної мережі, яка працює з послідовними даними або часовими рядами. Ці алгоритми глибокого навчання переважно застосовуються для проблем, для яких важливий порядковий або часовий аспект, таких як розпізнавання мовлення та розпізнавання підписів на зображеннях, переклад мови обробка природної мови тощо. Вони використовуються в таких відомих програмах, Google Translate, голосовий пошук, голосовий асистент Siri. Рекурентні нейронні мережі, схоже до нейронних мереж прямого зв'язку та згорткових нейронних мереж, використовують навчальні дані для тренування. Що робить їх особливими, це їх здатність «пам'ятати» – вони використовують інформацію з попередніх входних даних, щоб впливати на поточні входні та вихідні дані. Традиційні глибокі нейронні мережі припускають, що входи та виходи є незалежними один від одного, але рекурентні нейронні мережі враховують попередні елементи у послідовності для генерації виходу. Однонаправлені рекурентні нейронні мережі не можуть враховувати майбутні події при прогнозуванні результатів даної послідовності.

Рекурентні мережі також відрізняються тим, що вони спільно використовують параметри на кожному рівні мережі. Тоді як у мереж прямого зв'язку кожен вузол має власні ваги, у рекурентних нейронних мережах ваги на кожному рівні є однаковими. Однак ці ваги все ще коригуються за допомогою процесів зворотного поширення та градієнтного спуску для полегшення процесу навчання з підкріпленням.

Для визначення градієнтів, рекурентні нейронні мережі використовують алгоритм зворотного поширення в часі (ВРТТ), що відрізняється від звичайного зворотного поширення, оскільки цей метод спеціалізується на послідовних даних. Основні принципи ВРТТ подібні до традиційного зворотного поширення, де

модель навчається шляхом обчислення помилок від виходу до входу мережі для налаштування параметрів. Однак ВРТТ відрізняється тим, що він сумує помилки на кожному кроці часу, в той час як мережі прямого зв'язку не потребують цього, оскільки вони не використовують однакові параметри на всіх рівнях.

Через цей процес РНМ, як правило, стикаються з двома проблемами, відомими як вибухові градієнти та затування градієнтів. Ці проблеми визначаються розміром градієнта, який є нахилом функції втрат уздовж кривої помилок. Коли градієнт занадто малий, він продовжує зменшуватися, оновлюючи вагові параметри, поки вони не стануть незначними, тобто. 0. Коли це відбувається, алгоритм більше не навчається. Вибухові градієнти виникають, коли градієнт занадто великий, створюючи нестабільну модель. У цьому випадку ваги моделі виростуть занадто великими, і в кінцевому підсумку вони будуть представлені як NaN. Одним із рішень цих проблем є зменшення кількості прихованих шарів у нейронній мережі, дещо зменшуючи складність моделі РНМ.

Через цей процес рекурентні нейронні мережі часто стикаються з двома важливими проблемами, відомими як проблема затування градієнтів та проблема вибухових градієнтів. Ці проблеми пов'язані з розміром градієнта, який представляє нахил функції втрат вздовж кривої помилок. Коли градієнт занадто малий, він продовжує зменшуватися при оновленні вагових параметрів, поки вони не стають незначними (тобто, дорівнюють 0). Це призводить до того, що алгоритм припиняє навчання. Коли ж градієнт надто великий, виникають вибухові градієнти, що призводить до нестабільності моделі. У такому випадку ваги моделі ростуть занадто швидко, і, в кінцевому підсумку, можуть стати NaN (не визначеними). Одним із способів вирішення цих проблем є зменшення складності моделі нейронної мережі за рахунок зменшення кількості прихованих у ній шарів.

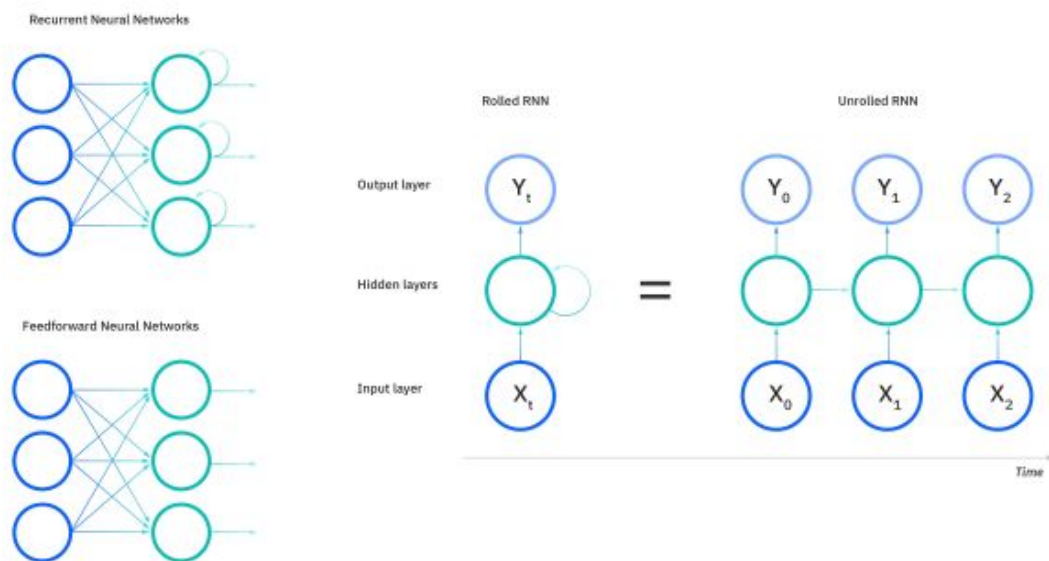


Рис. 2.8. Рекурентні мережі та мережі прямого зв'язку

Мережі прямого зв'язку виконують відображення одного вхідного сигналу на один вихідний сигнал. Хоча візуалізація рекурентних нейронних мереж у вищенаведених діаграмах може здаватися такою ж, рекурентні мережі фактично не обмежені цією структурою. Навпаки, у них може бути різна довжина для вхідних та вихідних даних, і різні типи рекурентних мереж використовуються для різних завдань, таких як машинний переклад, класифікація настроїв та генерація музики.

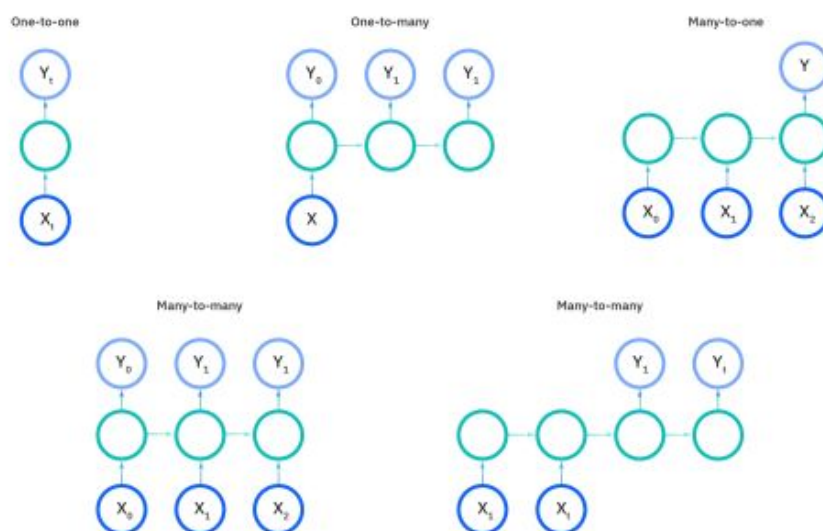


Рис. 2.9. Типи рекурентних мереж

У нейронних мережах важливо визначити функції активації. Функція активації визначає, чи потрібно активувати нейрон [58]. Нелінійні функції зазвичай перетворюють вихід певного нейрона на значення між 0 і 1 або -1 і 1.

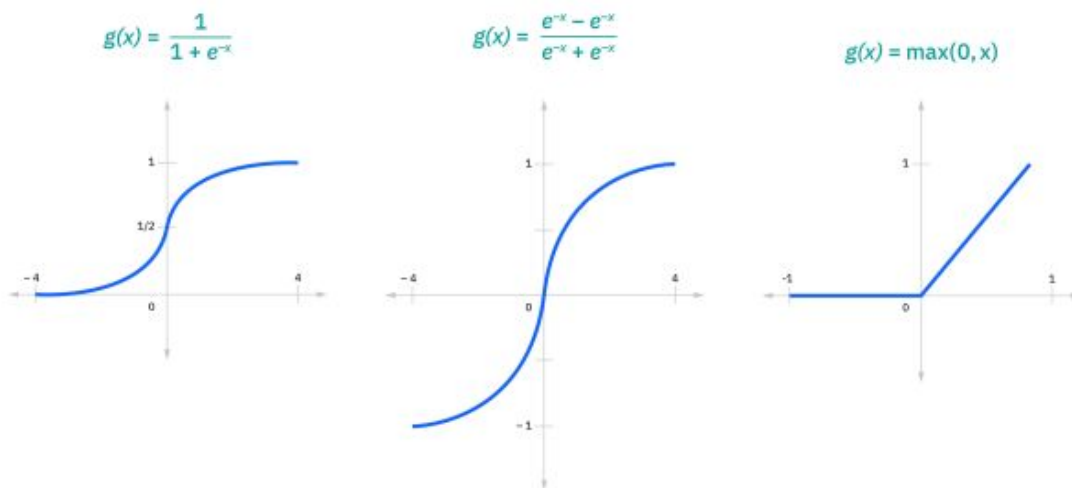


Рис. 2.10. Функції активації нейронів

Існують різні варіації або архітектури рекурентних нейронних мереж. Як приклад, можна навести такі:

*Двонаправлені рекурентні нейронні мережі (BRNN)*. Це різновид мережевої архітектури РНМ. У порівнянні з однонаправленими РНМ, які базуються лише на попередніх вхідних даних для прогнозування поточного стану, двонаправлені РНМ використовують і майбутні дані для підвищення своєї точності.

*Довга короткочасна пам'ять (LSTM)*. Це популярна архітектура РНМ, яку представили З. Гохрайтер та Ю. Шмідхубер як відповідь на проблему викликану затуханням градієнта. У своїй роботі [59], вони досліджують питання довгострокових залежностей. Якщо попередній стан, що впливає на поточний прогноз, не знаходиться у недавньому минулому, модель РНМ може виявити складнощі у точному прогнозуванні поточного стану. Наприклад, якщо ми хочемо передбачити наступні слова у реченні «В Аліси алергія на горіхи», інформація про алергію на горіхи допомагає розуміти, що їжа, яку не можна їсти, містить горіхи.

Але якщо ця інформація була представлена декілька речень тому, РНМ могли бути затребувані чи навіть ускладнені у зв'язку з цією інформацією. Щоб вирішити цю проблему, в мережах LSTM є «комірки» (нейрон) у прихованих шарах, що мають три вентиля: вхідний, вихідний і забуття. Ці механізми контролюють потік інформації, необхідний для прогнозування виходу мережі. Наприклад, якщо займенники статі, такі як «вона», повторювалися декілька разів у попередніх реченнях, це може бути виключено зі стану цієї комірки.

*Закритті рекурентні блоки (GRU).* Ця архітектура рекурентної нейронної мережі подібна до LSTM у тому, що вона також призначена для вирішення проблеми обмеження короткочасної пам'яті в моделях РНМ. Замість використання інформації для контролю «стану комірки», вона оперує прихованими станами та має два вентиля замість трьох: вентиль скидання та вентиль оновлення. Так само, як вентилялі у LSTM, ці два вентиля контролюють, скільки та які саме дані зберігаються.

## **2.5. Особливості архітектури нейронної мережі LSTM**

Для даного дослідження було обрано мережу LSTM через її ефективність у прогнозуванні курсів акцій, доведено різними науковцями як зазначено вище. Далі буде наведено більш детально особливості нейрону такої мережі та алгоритм її роботи.

LSTM є надзвичайно потужним алгоритмом для часових рядів. Він може фіксувати історичні тенденції та прогнозувати майбутні значення з високою точністю.

Типовий нейрон LSTM має такий вигляд:

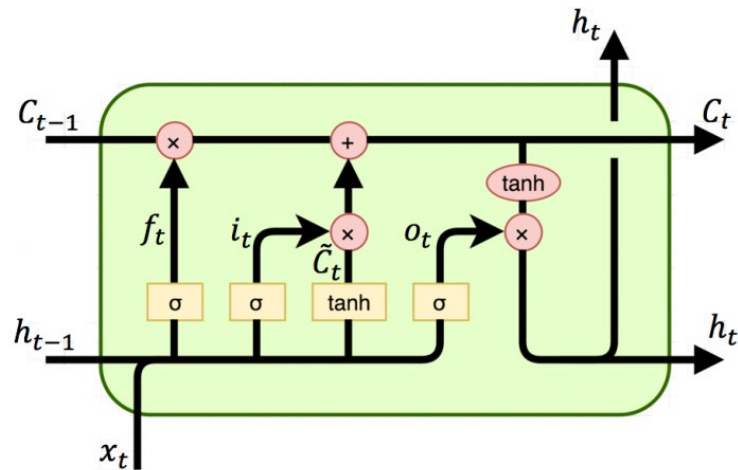


Рис. 2.11. Типовий нейрон LSTM

Умовні позначення:

$f_t$  – вентиль забуття;

$i_t$  – вхідний вентиль;

$o_t$  – вихідний вентиль;

$C_{t-1}$  – попередній стан комірки;

$C_t$  – новий стан;

$x_t$  – поточні вхідні дані;

$h_{t-1}$  – попередні вихідні дані;

$h_t$  – нові вихідні дані.

Ключовим компонентом у LSTM як архітектури рекурентної нейронної мережі є стан комірки ( $C_t$ ), який відповідає за внутрішню короткострокову та довгострокову пам'ять [60].



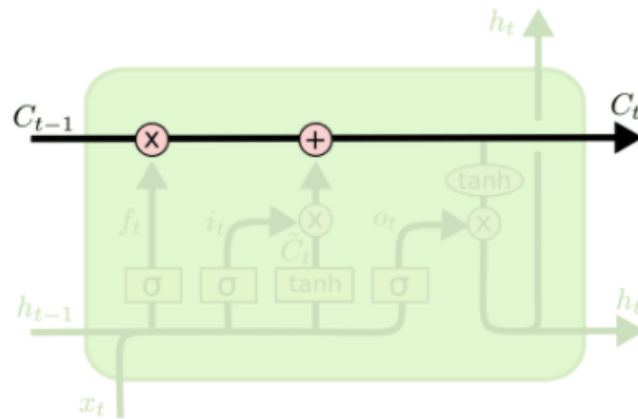


Рис. 2.12. Вектор стану комірки LSTM

Для контролю та керування станом комірки модель LSTM містить три вентиля/шари. Вентилі можна розглядати як фільтри, які пропускають інформацію (запам'ятовують) або виводять (забувають).

*Вентиль забуття.* Як випливає з назви, вентиль забуття вирішує, яку інформацію викинути з поточного стану комірки. У математичній моделі застосовується сигмоїдну функцію для виведення/повернення значення між  $[0, 1]$  для кожного значення з попереднього стану комірки ( $C_{t-1}$ ); де «1» означає «повне проходження», тоді як «0» означає «повне фільтрування».

Розраховується за такою формулою:

$$f_t = \sigma(W_f * [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2.7)$$

де:

$f_t$  – вентиль забуття;

$x_t$  – поточні вхідні дані;

$h_{t-1}$  – попередні вихідні дані.

$W, b$  – матриці та вектор параметрів (вага, та упередження відповідно)

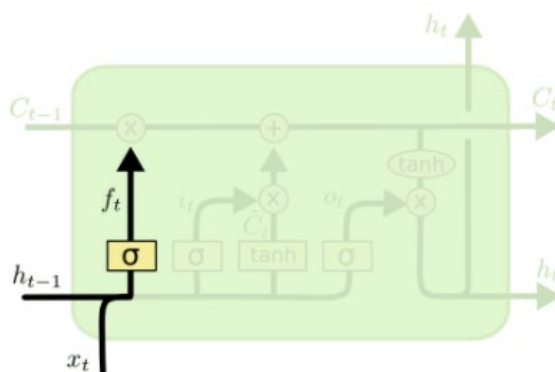


Рис. 2.13. Вектор забуття комірки LSTM

*Вхідний вентиль.* Використовується для вибору, яка нова інформація буде додана та збережена в поточному стані комірки. У цьому шарі реалізована сигмоїдна функція для зменшення значень у вхідному векторі ( $i_t$ ), а потім функція  $\tanh$  здавлює (squashes each value between) кожне значення між  $[-1, 1]$  ( $C_t$ ). Поелементне матричне множення  $i_t$  та  $C_t$  представляє нову інформацію, яку потрібно додати до поточного стану комірки.

Формули для обчислення:

$$i_t = \sigma(W_i * [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2.8)$$

де:

$i_t$  – вхідний вентиль;

$x_t$  – поточні вхідні дані;

$h_{t-1}$  – попередні вихідні дані;

$W, b$  – матриці та вектор параметрів (вага, та упередження відповідно)

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C * [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (2.9)$$

де:

$C_t$  – новий стан;

$x_t$  – поточні вхідні дані;

$h_{t-1}$  – попередні вихідні дані;

$W, b$  – матриці та вектор параметрів (вага, та упередження відповідно)

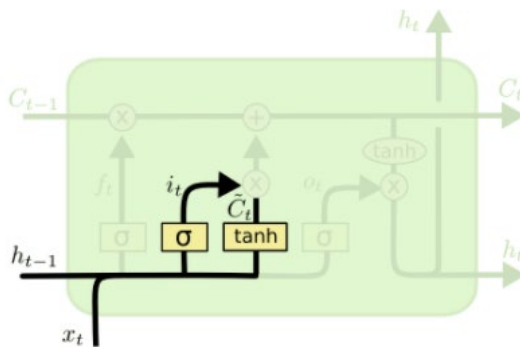


Рис. 2.14. Вхідний вентиль LSTM

Далі відбувається оновлення старого стану комірки,  $C_{t-1}$ , у новий стан комірки  $C_t$ . На попередніх етапах вже було вирішено, що саме необхідно зробити, і на цьому кроці це безпосередньо реалізується. Необхідно помножити старий стан на  $f_t$ , забуваючи інформацію, яку ми вирішили забути раніше. Далі треба додати  $i_t * \tilde{C}_t$ . Це нові кандидати на нові значення, масштабовані настільки, наскільки ми вирішили оновити кожну значення стану.

Формула для розрахунку:

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (2.10)$$

де:

$f_t$  – вентиль забуття;

$i_t$  – вхідний вентиль;

$C_{t-1}$  – попередній стан комірки;

$C_t$  – новий стан.

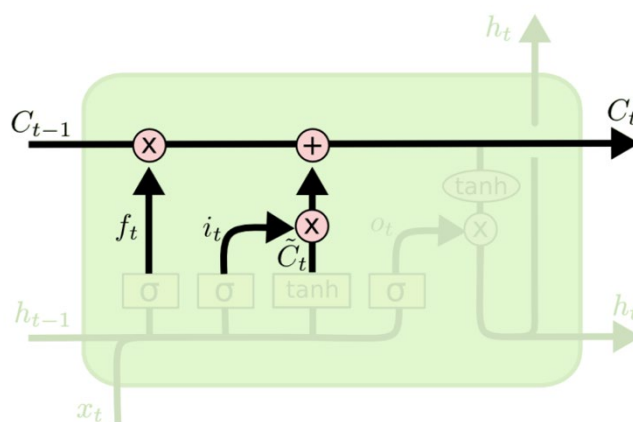


Рис. 2.15. Вектор зміни стану комірки

*Вихідний вентиль.* На фінальному етапі необхідно вирішити, що буде на виході. Вихідний вентиль реалізовано для керування вихідним сигналом, що переходить до наступного стану комірки. Подібно до вхідного вентиля, вихідний вентиль застосовує сигмоїдну функцію, а потім функцію  $\tanh$ , щоб відфільтрувати небажану інформацію, зберігаючи лише ту, яку вирішено пропустити.

Формули для розрахунку:

$$o_t = \sigma(W_o * [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (2.11)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (2.12)$$

де:

$o_t$  – вихідний вентиль;

$C_t$  – новий стан;

$x_t$  – поточні вхідні дані;

$h_{t-1}$  – попередні вихідні дані;

$h_t$  – нові вихідні дані;

$W, b$  – матриці та вектор параметрів (вага, та упередження відповідно).

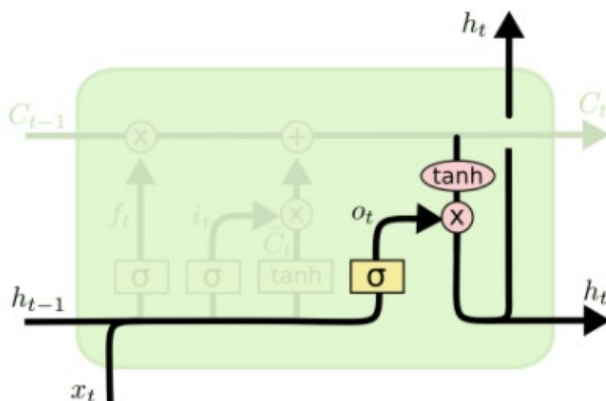


Рис. 2.16. Вектор вихідного вентиля

Як вже зазначалося, описаний стандартний нейрон LSTM. Але не всі LSTM такі ж, як наведені вище. Часто використовують різні модифікації. Одним із популярних варіантів LSTM є додавання «вічкових з'єднань», що дає можливість шарам вентилів дивитися на стан комірки [61].

Іншим варіантом є використання пов'язаних вентилів забуття та вхідного вентиля. Замість того, щоб окремо вирішувати, що забути, а яку нову інформацію додати, ці рішення приймаються разом. Забування відбувається лише тоді, коли прийнято рішення замінити його місце чимось іншим. При цьому нові значення вводяться в стан лише тоді, коли забувається щось старе.

### 3 РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ

У дослідженні буде використано базові індикатори технічного аналізу як просте ковзне середнє (50-денне SMA) та експоненціальне ковзне середнє (50-денне EMA) для прогнозування цін на акції. Крім того, буде використовуватися стандартна архітектура LSTM (довгої короткочасної пам'яті) штучних нейронних мереж для побудови прогностичної моделі і порівняння її ефективності із показниками технічного аналізу. Ефективність застосування такої нейронної мережі комерційно доведено провідними технологічними компаніям, які використовують її у своїх продуктах останні роки [62] [63], так і через його часту вживаність та перспективність метод машинного навчання для часових рядів.

Крім того, для порівняння а також прикладу застосування обраних індикативних моделей 50-денне SMA та 50-денне EMA також розраховувалось 200-денна SMA як довгостроковий індикатор. Перетин відповідних індикаторів із 200-денна SMA буде орієнтиром для входження чи виходу із торгів.

Для розробки програмного забезпечення було вирішено застосовувати мову програмування Python та наступні бібліотеки:

- Matplotlib.pyplot
- NumPy
- Pandas
- Sklearn.preprocessing
- Keras

Мова Python було обрана поміж її конкурентів, таких як R, Julia, Java, Lisp та інших, як один з лідерів для вирішення задач штучного інтелекту та машинного навчання зокрема [64]. Наразі Python є найпоширенішою мовою програмування серед спеціалістів із обробки даних. Високий рівень популярності цієї мови значною мірою пояснюється його адаптивністю та полегшеним використанням.

Ще однією суттєвою перевагою Python є наявність багатьох загальнодоступних ресурсів. Це найкраща мова для машинного навчання постачається

разом із величезною кількістю бібліотек і фреймворків, які полегшують процеси написання алгоритмів і навчання моделей машинного навчання. Розробники можуть заощадити час, використовуючи спеціалізовані бібліотеки для машинного навчання, подібні до бібліотек із нашої таблиці вище, замість написання коду з нуля. Мова також має потужну й активну мережу прихильників, які постійно розширюють асортимент ресурсів та їх актуальність.

Matplotlib застосовувався для візуалізації результатів прогнозування. Matplotlib – це комплексна бібліотека для створення статичних, анімованих та інтерактивних візуалізацій на Python. Перевагою цієї бібліотеки є її легкість в роботі та, в той же час широка функціональність [65].

Бібліотеку NumPy було обрано для здійснення математичних розрахунків та роботи із масивами даних. NumPy була створена у 2005 році Тревісом Оліфантом [66]. Це проект з відкритим вихідним кодом, і ви можна вільно використовувати.

pandas застосовано як швидкий, потужний, гнучкий і простий у використанні інструмент аналізу та обробки даних з відкритим кодом, побудований на основі мови програмування Python [67]. З допомогою цієї бібліотеки було здійснено зчитування даних курсу акцій дослідної компанії із документу формату CSV, здійснено очистку даних, а також побудовано датафрейми – двовимірні структури даних цін у вигляді двовимірного масиву.

Пакет Sklearn.preprocessing із scikit-learn застосовувався для стандартизації набору даних [68]. Стандартизація наборів даних є загальною вимогою для багатьох моделей машинного навчання. Інакше моделі можуть погано опрацювати дані, якщо окремі ознаки більш-менш не схожі на стандартні дані з нормальним розподілом: значення Гауссового розподілу з нульовим середнім і одиничною дисперсією.

Також було використано бібліотеку Keras, яка надає зручний та простий програмний інтерфейс на мові Python для доступу до бібліотеки TensorFlow. TensorFlow – це наскрізна платформа з відкритим кодом для машинного навчання. По суті, це багатофункціональна система для керування всіма аспектами

машинного навчання; зокрема для розробки та навчання моделей машинного навчання.

### 3.1. Підготовка історичних даних

У даному дослідженні було використано дані по цінах акцій компанії Apple, яка є однією із найбільших технологічних гігантів. Варто відзначити, що ця компанія не лише створила зрілу бізнес-модель і має ефективний менеджмент, а й має суттєві конкурентні переваги від випуску інноваційних продуктів або послуг. Останні сприяють зниженню передбачуваної волатильності акцій Apple, що робить прогнози відносно легшими, особливо для моделі LSTM, на відміну від інших акцій з високою волатильністю.

Було використано вибірку ціни акцій Apple (тикер AAPL) на час закриття біржі NADAQ за останній 5 років (від 30.11.2018 до 30.11.2023). Історичні цінові дані було отримано з допомогою сервісу Yahoo Finance [69] у форматі CSV, який містив масив цін (відкриття, високу, низьку, закриття, скориговану закриття та обсяг) на конкретну дату обраного періоду. Необхідно переконатись, що дата відсортована по даті, порядок даних є вирішальним у моделюванні часових рядів.

В ході дослідження було визначено основні показники оцінки ефективності прогнозування. Оскільки прогнозування цін на акції є, по суті, проблемою регресії, RMSE (середньоквадратичне відхилення) і MAPE (середня відносна абсолютна помилка, %) будуть показниками оцінки поточної моделі. Обидва є корисними показниками точності прогнозу.

$$MAPE = \frac{1}{N} \times \sum_{t=1}^N \left| \frac{At - Ft}{At} \right| \quad (3.1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \times \sum_{t=1}^N (At - Ft)^2} \quad (3.2)$$

де

$N$  = кількість моментів часу,

$At$  = фактична / фактична ціна акцій,

$Ft$  = передбачене/прогнозне значення.



RMSE показує різницю між прогнозованими та справжніми значеннями, тоді як MAPE (%) вимірює цю різницю відносно справжніх значень. Наприклад, значення MAPE 12% вказує на те, що середня різниця між прогнозованою ціною акцій і фактичною ціною акцій становить 12%.

На першому етапі, було здійснено зчитування даних із CSV файлу, після чого їх було розділено на тренувальний набір для навчання моделі, та тестовий набір для перевірки результатів, отриманий в результаті застосування прогностичної моделі. Як тренувальний набір використовуватимуться найстаріші 80% даних і останні 20% як набір для тестування. Таким чином, буде достатньо даних як для навчання, так і подальшого співставлення з метою перевірки відхилення прогнозованих результатів від фактичної ціни.

Далі було здійснено нормалізацію даних. Це процес організації даних у пов'язану таблицю. Завдяки цьому, значно збільшується цілісність та продуктивність запиту. Нормалізація виконує ряд функцій, зокрема використовується для очищення бази даних від невикористаних даних та зменшення невідповідності даних. Було заставано метод `StandardScaler` із пакету `Sklearn.preprocessing`, який виконує видалення середнього значення та масштабування до одиничної дисперсії. При цьому, слід звернути увагу на наступні моменти:

- використовується `StandardScaler`, а не, наприклад, `MinMaxScaler`. Причина в тому, що ціни на акції постійно змінюються, і немає справжніх мінімальних або максимальних значень;
- дані про ціну акцій у необробленому форматі не можна використовувати безпосередньо в моделі LSTM; нам потрібно перетворити його за допомогою нашої попередньо визначеної функції `extract_seqX_outcomeY`. Наприклад, щоб передбачити 51-шу ціну, ця функція створює вхідні вектори з 50 попередніх точок даних і використовує 51-шу ціну як кінцеве значення.

Важливим етапом дослідження для ілюстрації результатів та виявлення шаблонів було здійснення візуалізація даних за допомогою побудови лінійних

діаграм. З отриманих даних було побудовано діаграми ковзних середніх (простого та експоненціального), а також виданих нейронною мережею.

### 3.2. Прогноз за допомогою ковзного середнього

Механізми усереднення дозволяють прогнозувати (часто на один крок вперед), представляючи майбутню ціну акцій як середнє значення цін акцій, які спостерігалися раніше. Було використано дві техніки усереднення: просте ковзне середнє та експоненціальне ковзне середнє. Оцінка отриманих результатів відбувалась як якісно (візуальний огляд), так і кількісно (середня квадратична помилка).

Просте ковзне середнє (SMA) обчислює середнє значення діапазону цін акцій (закриття) за певну кількість періодів у цьому діапазоні. Розрахунок буде здійснено відповідно до формули:

$$SMA = \frac{P_1 + P_2 + \dots + P_n}{N} \quad (3.1)$$

де

$P_n$  = ціна акцій на момент часу  $n$ ,

$n$  = кількість моментів часу.

На відміну від SMA, який надає однакової ваги всім точкам історичних даних, експоненціального ковзного середнього (ЕМА, скорочення від Exponential Moving Average), застосовує вищу вагу до останніх, найбільш актуальних цін. Величина вагового коефіцієнта залежить від кількості періодів часу. Формула для розрахунку ЕМА наступна:

$$EMA_t = \left[ V_t \times \left( \frac{s}{1+d} \right) \right] + EMA_y \times \left[ 1 - \left( \frac{s}{1+d} \right) \right] \quad (3.2)$$

де:

$EMA_t$  – ЕМА сьогодні,

$V_t$  - значення сьогодні,

$EMA_y$  - ЕМА вчора,

$s$  = коефіцієнт згладжування,

$d$  = кількість днів.

Для даного дослідження зі створення моделей SMA використовується наведений нижче код Python для обчислення 50-денних SMA та ЕМА.

### 3.3. Прогноз на основі моделі рекурентної нейронної мережі

Моделі довго короткочасної пам'яті (LSTM) є надзвичайно потужними моделями часових рядів. Вони можуть передбачити довільну кількість кроків у майбутнє.

Побудова та правильне налаштування моделі LSTM може бути досить складною задачею. Для цілей цього дослідження було застосовано бібліотеку Keras, за допомогою якої можна використовувати широкий функціонал TensorFlow по нейронних мережах з легкими базовими налаштуваннями.

Спочатку було визначено наступні гіперпараметри, рекомендовані для моделі LSTM для прогнозування курсу акцій: `units = 50`, `optimizer = "adam"`, `epochs = 15`, `batch_size = 20`.

Зокрема, встановлення `optimizer` – вибір алгоритму. Використано алгоритм Адама. Це метод стохастичного градієнтного спуску, який базується на адаптивній оцінці моментів першого та другого порядку. Цей метод є «обчислювально ефективним, має невеликі вимоги до пам'яті, інваріантний до діагонального масштабування градієнтів і добре підходить для проблем, які є великими з точки зору даних/параметрів» [70]. `Epochs` визначає кількість разів повного проходження всіх наборів даних через алгоритм. Кожна епоха складається з багатьох етапів оновлення ваги. Для оптимізації процесу навчання використовується градієнтний спуск, який є ітераційним процесом. Він покращує параметри внутрішньої моделі за багато кроків, а не відразу. Таким чином, набір даних проходить через алгоритм кілька разів, щоб він міг оновити ваги на різних етапах для оптимізації навчання. `batch_size` – визначає кількість навчальних зразків, які потрібно враховувати одночасно для оновлення ваг мережі.

В результаті, було створено LSTM із двома прихованими шарами та «лінійною» функцією активації на виході. Дані, отримані в результаті

застосування цієї моделі було перевірено на нашому тестовому наборі даних та візуально (на лінійній діаграмі) та кількісно з розрахунками показників ефективності, вказаних вище.

### 3.4. Аналіз та порівняння результатів досліджень

В результаті обчислення показників ефективності простого (SMA) та експоненціального ковзних середніх (EMA), останнє виходить вперед із кращими показниками  $RMSE = 8.48$  і  $MAPE = 5.31\%$ , що є не принциповим, але покращенням порівняно з SMA  $9.64$  і  $5.31\%$  для  $RMSE$  і  $MAPE$  відповідно. Графіки трендів, створений на основі EMA, також передбачає, що вона перевершує SMA (Рис. 3.1 та Рис. 3.2 внизу). В цей же час, необхідно відзначити, що обидва індикатори дають відчутно інші прогнози ціни, ніж фактичні значення, а також із певним запізненням.

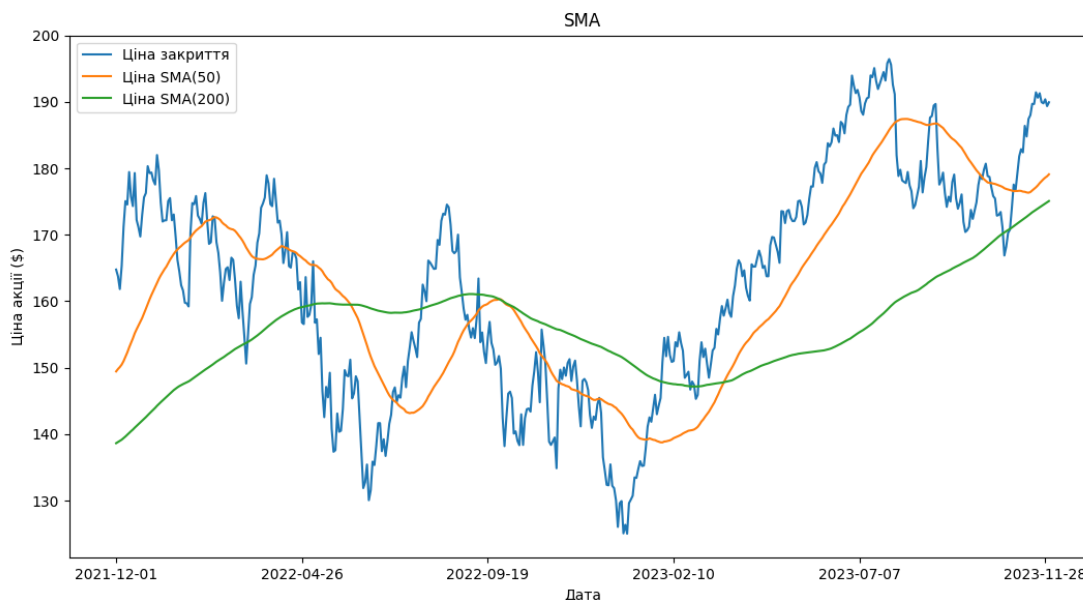


Рис. 3.1. Фактична ціна та просте ковзне середнє (50 та 200 днів)

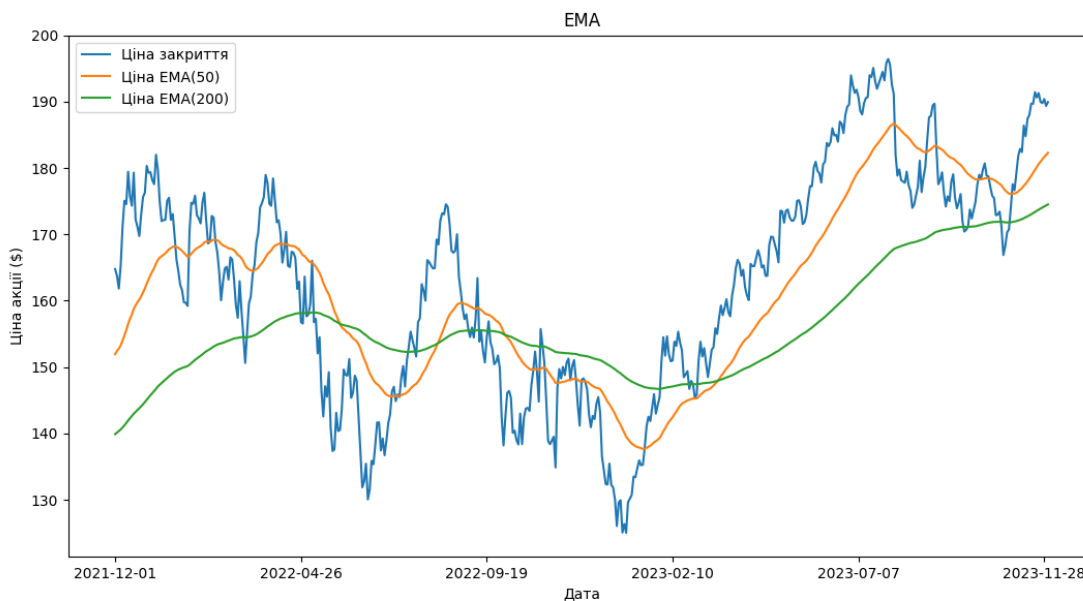


Рис. 3.2. Фактична ціна та експоненціальне ковзне середнє (50 та 200 денне)

Щодо результатів моделі LSTM, то після у порівняння із тестовим набором даних ця модель досягла  $RMSE = 3.58$  і  $MAPE = 1.68 \%$ , що є суттєвим покращенням порівняно з показниками SMA та EMA. Графік трендів показує дуже близьке накладання прогнозованої та фактичної ціни закриття для нашого тестового набору.

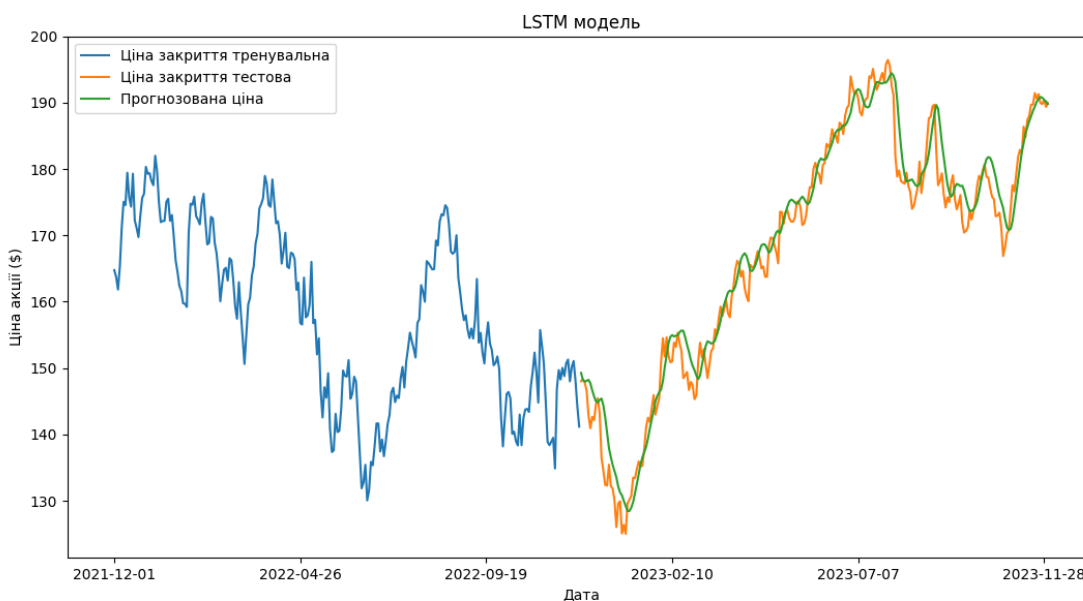


Рис. 3.3. Прогноз по моделі LSTM

Результати показників ефективності по усіх моделях зведено у наступну таблицю нижче.

Таблиця 3.1

## Порівняльна таблиця показників ефективності моделей

Індикатор	RMSE	MAPE
Просте ковзне середнє (SMA)	9.64	5.31 %
Експоненціальне ковзне середнє (EMA)	8.48	4.58 %
Довга короткочасна пам'ять (LSTM)	3.58	1.68 %

Згідно з таблиці та наведеної візуалізації через лінійні діаграми, очевидно, що модель LSTM показала значно кращий результат. Більш того, на відміну від ковзних середніх, які можуть бути орієнтиром на один(кілька) кроків вперед, або які необхідно застосовувати лише в комбінації з іншими індикативними моделями, шукаючи перетини або підтвердження зміни трендів, представлена рекурентна нейронна мережа може прогнозувати напрямок руху ціни на багато днів вперед з досить високим збігом із фактичною ціною.

## ВИСНОВКИ

Інвестиції в акції зацікавили багатьох інвесторів у всьому світі. Однак прийняття рішення є важким і складним завданням, оскільки задіяно багато факторів. Для успішного інвестування інвестори прагнуть спрогнозувати майбутню ситуацію на фондовому ринку. Навіть невелике підвищення ефективності прогнозування може бути дуже прибутковим. Хороша система прогнозування допоможе інвесторам зробити інвестиції більш точними та прибутковими, надаючи допоміжну інформацію, таку як майбутній напрямок курсів акцій.

Окрім історичних цін, інша пов'язана інформація також може впливати на ціни акцій, наприклад політика, економічне зростання, фінансові новини та настрої із соціальних мереж. Багато досліджень довели, що аналіз настроїв (настрою) має великий вплив на майбутні ціни. Таким чином, поєднання технічного та фундаментального аналізів може дати високоефективний прогноз.

Було проаналізовано існуючі підходи до прогнозування курсу акцій в межах технічного аналізу. Традиційні методи здебільшого передбачають використання індикативних моделей і залучення експертів для їх тлумачення і ґрунтуються на суб'єктивних висновках.

У цій роботі досліджувалися та порівнювалися сучасні алгоритми і методи технічного аналізу та машинного навчання, які використовуються у фінансах, особливо для прогнозування курсу акцій. Було розглянуто ряд алгоритмів і методів машинного навчання з точки зору типів введення, цілей, переваг і недоліків. Для прогнозування курсу акцій було вибрано декілька з них для ілюстрації їхніх характеристик, точності та отриманої помилки.

У ході дослідження було визначено показники для оцінки ефективності прогнозування курсу акцій та перелік факторів, які впливають на цю оцінку. Далі було розроблено програмне забезпечення, за допомогою якого проведено тестування моделі на основі машинного навчання та здійснено порівняння із базовими індикативними моделями.

Експериментальні дослідження здійснювались на основі цін акцій однієї з найбільших технологічних компаній у світі – Apple, стала бізнес модель та ефективний менеджмент якої забезпечують низькою волатильністю та більш передбачувану ефективність у прогнозуванні.

Враховуючи вказані у Розділі 3 результати досліджень, можна стверджувати, що виявлено перевагу LSTM порівняно з традиційними моделями ковзного середнього. Використання машинного навчання також дозволяє уникнути впливу людського фактору, оскільки машини позбавлені почуттів страху та жадібності, притаманних людям. Крім того, враховуючи те, що розрахунки здійснюються комп'ютерами і торги можуть бути повністю автоматизованими, можна підвищити швидкість прийняття рішень та безпосереднього здійснення транзакцій.

Однак, необхідно обережно підходити до узагальненого застосування такої моделі щодо інших акцій, враховуючи вказані вище особливості компанії Apple, а також оскільки, на відміну від інших стаціонарних часових рядів, дані фондового ринку є менш сезонними та більш хаотичними.



## ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Lin, F.-L., Yang, S.-Y., Marsh, T., and Chen, Y.-F. (2018). Stock and bond return relations and stock market uncertainty: evidence from wavelet analysis. *International Review of Economics & Finance*, 55:285–294..
2. He, J., Cai, L., Cheng, P., and Fan, J. (2015). Optimal investment for retail company in electricity market. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 11(5):1210–1219.
3. Chou, J.-S. and Nguyen, T.-K. (2018). Forward Forecast of Stock Price Using Sliding-Window Metaheuristic-Optimized Machine-Learning Regression.
4. Obthong, M., Tantisantiwong, N., Jeamwatthanachai, W. and Wills, G., 2020. A survey on machine learning for stock price prediction: Algorithms and techniques.
5. Hyndman, R. J. and Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: principles and practice*. OTexts.
6. Ijegwa, A. D., Rebecca, V. O., Olusegun, F., and Isaac, O. O. (2014). A predictive stock market technical analysis using fuzzy logic. *Computer and information science*, 7(3):1.
7. Nguyen, T. H., Shirai, K., and Velcin, J. (2015). Sentiment analysis on social media for stock movement prediction. *Expert Systems with Applications*, 42(24):9603–9611.
8. Selvin, S., Vinayakumar, R., Gopalakrishnan, E.A., Menon, V.K. and Soman, K.P., 2017, September. Stock price prediction using LSTM, RNN and CNN-sliding window model. In *2017 international conference on advances in computing, communications and informatics (icacci)* (pp. 1643-1647). IEEE.
9. Sharma, A., Bhuriya, D., and Singh, U. (2017). Survey of stock market prediction using machine learning approach. In *2017 International conference of Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA)*, volume 2, pages 506–509. IEEE.
10. Kim, S. and Kang, M. (2019). Financial series prediction using Attention LSTM. arXiv preprint arXiv:1902.10877.
11. Attigeri, G. V., MM, M. P., Pai, R. M., and Nayak, A. (2015). Stock market prediction: A big data approach. In *TENCON 2015-2015 IEEE Region 10 Conference*, pages 1–5. IEEE.
12. Lehmann, M. (2017). Financial instruments. In *Encyclopedia of Private International Law*, pages 739–747. Edward Elgar Publishing Limited.
13. Staszkievicz, P. and Staszkievicz, L. (2014). *Finance: A Quantitative Introduction*. Academic Press.
14. Bodie, Z., Kane, A., and Marcus, A. J. (2013). *Investments and portfolio management*. McGraw Hill Education (India) Private Limited.

15. Göçken, M., Özçalıcı, M., Boru, A., and Dosdoğru A.T. (2016). Integrating metaheuristics and artificial neural networks for improved stock price prediction. *Expert Systems with Applications*, 44:320–331.
16. Althelaya, K. A., El-Alfy, E.-S. M., and Mohammed, S. (2018a). Evaluation of bidirectional LSTM for short and long-term stock market prediction. In *2018 9th International Conference on Information and Communication Systems (ICICS)*, pages 151–156. IEEE.
17. Hadavandi, E., Ghanbari, A., and Abbasian-Naghneh S. (2010) Developing an Evolutionary Neural Network Model for Stock Index Forecasting.
18. Naranjo, R., Arroyo, J., and Santos, M. (2018). Fuzzy modeling of stock trading with fuzzy candlesticks. *Expert Systems with Applications*, 93:15–27.
19. Mann, J. and Kutz, J. N. (2016). Dynamic mode decomposition for financial trading strategies. *Quantitative Finance*, 16(11):1643–1655.
20. Brown, B. (2017). *The forward market in foreign exchange: a study in market-making, arbitrage and speculation*. Routledge.
21. Roncoroni, A., Fusai, G., and Cummins, M. (2015). *Handbook of multi-commodity markets and products: structuring, trading and risk management*. John Wiley & Sons..
22. Whalley, J. (2016). *Developing Countries and the Global Trading System: Volume 1 Thematic Studies from a Ford Foundation Project*. Springer.
23. Beyaz, E., Tekiner, F., Zeng, X.J. and Keane, J., 2018, June. Comparing technical and fundamental indicators in stock price forecasting. In *2018 IEEE 20th International Conference on High Performance Computing and Communications; IEEE 16th International Conference on Smart City; IEEE 4th International Conference on Data Science and Systems (HPCC/SmartCity/DSS)* (pp. 1607-1613). IEEE.
24. Medhat, W., Hassan, A., Hoda Korashy, H. (2014) Sentiment analysis algorithms and applications: A survey. *Ain Shams Engineering Journal* Volume 5, Issue 4, December 2014, Pages 1093-1113.
25. Bollen, J., Mao, H. and Pepe, A., 2011. Modeling public mood and emotion: Twitter sentiment and socio-economic phenomena. In *Proceedings of the international AAAI conference on web and social media* (Vol. 5, No. 1, pp. 450-453).
26. Li, X., Xie, H., Chen, L., Wang, J., and Deng, X. (2014). News impact on stock price return via sentiment analysis. *Knowledge-Based Systems*, 69:14–2.
27. Dang, M. and Duong, D., 2016, September. Improvement methods for stock market prediction using financial news articles. In *2016 3rd National foundation for science and technology development conference on information and computer science (NICS)* (pp. 125-129). IEEE.
28. Jeong, Y., Kim, S. and Yoon, B., 2018, August. An algorithm for supporting decision making in stock investment through opinion mining and machine

- learning. In *2018 Portland International Conference on Management of Engineering and Technology (PICMET)* (pp. 1-10). IEEE.
29. Nam, K. and Seong, N., 2019. Financial news-based stock movement prediction using causality analysis of influence in the Korean stock market. *Decision Support Systems*, 117, pp.100-112.
  30. Mittal, A. and Goel, A., 2012. Stock prediction using twitter sentiment analysis. *Stanford University, CS229 (2011 <http://cs229.stanford.edu/proj2011/GoelMittal-StockMarketPredictionUsingTwitterSentimentAnalysis.pdf>)*, 15, p.2352
  31. Zhang, J., Cui, S., Xu, Y., Li, Q. and Li, T., 2018. A novel data-driven stock price trend prediction system. *Expert Systems with Applications*, 97, pp.60-69.
  32. Shah, D., Isah, H. and Zulkernine, F., 2018, December. Predicting the effects of news sentiments on the stock market. In *2018 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)* (pp. 4705-4708). IEEE.
  33. Li, K.. Predicting Stock Prices Using Machine Learning. URL: <https://neptune.ai/blog/predicting-stock-prices-using-machine-learning>.
  34. Yaffee, R.A. and McGee, M., 2000. *An introduction to time series analysis and forecasting: with applications of SAS® and SPSS®*. Elsevier.
  35. Montgomery, D.C., Jennings, C.L. and Kulahci, M., 2015. *Introduction to time series analysis and forecasting*. John Wiley & Sons.
  36. Siami-Namini, S. and Namin, A.S., 2018. Forecasting economics and financial time series: ARIMA vs. LSTM. *arXiv preprint arXiv:1803.06386*.
  37. The New Investor, UCLA Law Review. URL: <https://ssrn.com/abstract=2227498>.
  38. Business and finance. The Economist. URL: [https://web.archive.org/web/20080622165320/http://www.economist.com/finance/displaystory.cfm?story\\_id=E1\\_VQSVPR](https://web.archive.org/web/20080622165320/http://www.economist.com/finance/displaystory.cfm?story_id=E1_VQSVPR).
  39. R. Kissell, *Algorithmic Trading Methods Applications Using Advanced Statistics, Optimization, and Machine Learning Techniques*, 2nd Edition - September 4, 2020.
  40. Hayes, A., 2023. Technical Analysis: What It Is and How to Use It in Investing. *investopedia.com*.
  41. John J. Murphy. "Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications," Page 23. Penguin, 1999.
  42. CFA Institute Research Foundation. Technical Analysis: Modern Perspectives, Page 1, <https://www.cfainstitute.org/-/media/documents/book/rf-lit-review/2016/rflrv11n11.ashx>. (дата звернення 11.12.2023).
  43. CMT Association. "Technical Analysis: Three Premises.", <https://cmtassociation.org/kb/technical-analysis-three-premises/> (дата звернення 11.12.2023).
  44. E. NORRIS. The Linear Regression of Time and Price. URL: <https://www.investopedia.com/articles/trading/09/linear-regression-time->

- price.asp#:~:text=Using%20linear%20regression%2C%20a%20trader,making%20the%20method%20universally%20applicable.
45. J. FERNANDO. Moving Average (MA): Purpose, Uses, Formula, and Examples. URL: <https://www.investopedia.com/terms/m/movingaverage.asp>
  46. Attia, J., 2019. Evaluating the Effectiveness of Common Technical Trading Models. *arXiv preprint arXiv:1907.10407*.
  47. Fidelity. Moving Average Trading Signal. URL: <https://www.fidelity.com/viewpoints/active-investor/moving-averages> (дата звернення 11.12.2023).
  48. J. CHEN. What is EMA? How to Use Exponential Moving Average With Formula. URL: <https://www.investopedia.com/terms/e/ema.asp>.
  49. The Wall Street Journal. "Does Chart Analysis Really Work?", (2022). URL: <https://www.wsj.com/articles/BL-MBB-12285> (дата звернення 09.12.2023).
  50. B. DOLAN/ What Is Moving Average Convergence/Divergence (MACD)? URL: <https://www.investopedia.com/terms/m/macd.asp>.
  51. J. CHEN. Oscillator: What They Are and How They Work. URL: <https://www.investopedia.com/terms/o/oscillator.asp>.
  52. J. Welles Wilder Jr. "New Concepts in Technical Trading Systems." Trend Research, 1978.
  53. Machine learning. URL: <https://www.ibm.com/topics/machine-learning>.
  54. Lex Fridman, MIT lecture. URL: <https://www.youtube.com/watch?v=O5xeyoRL95U>.
  55. What Is Machine Learning (ML), UC Berkeley, (2020) URL: <https://ischoolonline.berkeley.edu/blog/what-is-machine-learning/>.
  56. Xu, R. and Wunsch, D., 2005. Survey of clustering algorithms. *IEEE Transactions on neural networks*, 16(3), pp.645-678.
  57. Alpaydin, E., 2020. *Introduction to machine learning*. MIT press.
  58. What are neural networks? URL: <https://www.ibm.com/topics/neural-networks>.
  59. Hochreiter, S. and Schmidhuber, J., 1997. Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8), pp.1735-1780.
  60. Understanding LSTM Networks. URL: <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>.
  61. Gers, F.A. and Schmidhuber, J., 2000, July. Recurrent nets that time and count. In *Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on Neural Networks. IJCNN 2000. Neural Computing: New Challenges and Perspectives for the New Millennium* (Vol. 3, pp. 189-194). IEEE.
  62. With QuickType, Apple wants to do more than guess your next text. It wants to give you an AI., WIRED. URL: <https://web.archive.org/web/20170324175239/https://www.wired.com/2016/06/apple-bringing-ai-revolution-iphone/>.

63. Recurrent Neural Networks, Jürgen Schmidhuber, (2017). URL: <https://web.archive.org/web/20210505202602/https://people.idsia.ch/~juergen/rnn.html>.
64. Best Language for Machine Learning 2023. URL: <https://atlasiko.com/blog/ai/best-language-for-machine-learning/>.
65. Matplotlib URL: <https://matplotlib.org/>.
66. NumPy Introduction. URL: [https://www.w3schools.com/python/numpy/numpy\\_intro.asp#:~:text=What%20is%20NumPy%3F,in%202005%20by%20Travis%20Oliphant](https://www.w3schools.com/python/numpy/numpy_intro.asp#:~:text=What%20is%20NumPy%3F,in%202005%20by%20Travis%20Oliphant).
67. Pandas URL: <https://pandas.pydata.org/>.
68. Scikit-learn. URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessing.html>.
69. Yahoo Finance. URL: <https://finance.yahoo.com/quote/AAPL/chart?p=AAPL>.
70. Kingma, D.P. and Ba, J., 2014. Adam: A method for stochastic optimization. *arXiv preprint arXiv:1412.6980*.

# ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ

## (Презентація)



ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ  
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ  
ТЕХНОЛОГІЙ



Кафедра інженерії програмного забезпечення

### МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

#### «Підвищення ефективності прогнозування цін на акції за допомогою індикативних моделей та машинного навчання»

Виконав: студент групи ПДМ – 63, Сачук Сергій Васильович

Керівник: к.т.н., доц., доц. кафедри ІІЗ, Щербина Ірина Сергіївна

Київ - 2023

### МЕТА, ОБ'ЄКТ ТА ПРЕДМЕТ ДОСЛІДЖЕННЯ

**Мета роботи:** підвищити ефективність прогнозування курсу акцій на фондових ринках за допомогою індикативних моделей та машинного навчання.

**Об'єкт дослідження:** процес прогнозування курсу акцій на фондових ринках.

**Предмет дослідження:** методи прогнозування курсу акцій на фондових ринках за допомогою індикативних моделей та машинного навчання.

## АКТУАЛЬНІСТЬ РОБОТИ

**NASDAQ** щодня понад 30 млн торгівельних операцій на суму понад 200 млрд. дол. США.

Недоліки поточних підходів до прогнозування курсу акцій:

### Фундаментальний аналіз

- Передбачає залучення фінансових експертів для аналізу фінансових показників, якості менеджменту, та бізнес-моделі компанії (внутрішня цінність);
- Не підходить для короткострокового прогнозування
- Не враховує вплив настроїв соціальні мереж
- **Людський фактор: експертиза та контроль емоцій (страх та жадібність)**

### Технічний аналіз

- Передбачає залучення фінансових експертів для вибору та застосування аналітичних методів;
- Велика різноманітність та відсутність універсальних методів прогнозування, зокрема щодо різних періодів, капіталізації компанії та волатильності акцій;
- Часто необхідна швидкість прийняття рішень;
- **Людський фактор: експертиза та контроль емоцій (страх та жадібність)**

3

## ІНДИКАТОРИ ТЕХНІЧНОГО АНАЛІЗУ

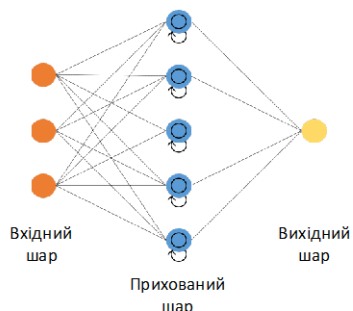
Приклади найбільш поширених індикаторів у прогнозуванні курсу акцій:

Індикатор	Переваги	Недоліки
<b>Просте ковзне середнє (SMA)</b>	Простий та швидкий для визначення поточних ціни та тренду (низхідний чи висхідний).	Однакова вага усіх спостережень за період. Покладається лише на історичні дані. Необхідно поєднувати з іншими індикаторами
<b>Експоненціальне ковзне середнє (EMA)</b>	Надає більшу вагу до найбільш актуальних спостережень за період. Більш точно відображає поточний тренд та торгові сигнали ніж SMA. Базовий для багатьох індикаторів.	Як у SMA, за виключенням більш суттєвої ваги найбільш актуальним даним у періоді.
Сходження/Розходження ковзного середнього (MACD)	Передбачає зміну трендів, можливих різких падінь чи росту. Дозволяє оцінити відносну силу (занадто багато продано чи придбано за період)	Короткострокове прогнозування. Помилкові сигнали зміни тренду. Не передбачає усі сигнали зміни.
Індекс відносної сили (RSI)	Оцінює швидкість та величину змін ціни. Показує відносну силу акції, діапазон справедливої ціни	Рідко передбачає зміну тренду. Ефективний в межах поточного тренду

4

## ПРОГНОЗУВАННЯ З МАШИННИМ НАВЧАННЯМ

Приклад рекурентної нейронної мережі

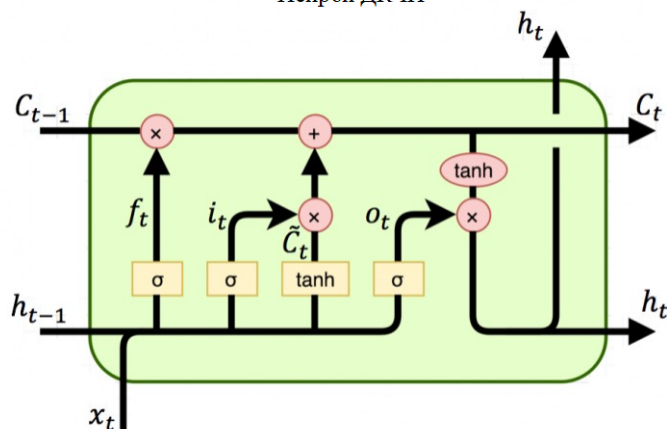


Параметри	Проста рекурентна мережа	Керований рекурентний блок	Довга короткочасна пам'ять
Структура	Проста	Проміжна (середня) складність	Найскладніша
Тренування	Може бути складним	Більш складне	Найскладніше
Тип задач	Підходить для простих задач	Середньої складності	Для складних задач
Прихований стан	Одинарний	Одинарний	Множинний (комірка пам'яті)
Вентилі	Жодного	Оновлення, скидання	Вхідний, вихідний, забуття
Здатність зберігати довгострокову залежність	Обмежена	Проміжна (середня)	Сильна

5

## ДОВГА КОРОТКОЧАСНА ПАМ'ЯТЬ (ДКЧП)

Нейрон ДКЧП



- $f_t$  – вентиль забуття;
- $i_t$  – вхідний вентиль;
- $o_t$  – вихідний вентиль;
- $C_{t-1}$  – попередній стан комірки;
- $C_t$  – новий стан;
- $x_t$  – поточні вхідні дані;
- $h_{t-1}$  – попередні вихідні дані;
- $h_t$  – нові вихідні дані.

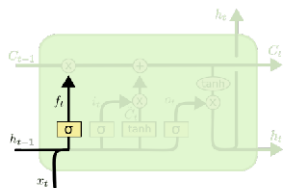
6



## СХЕМА ТА МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ДКЧП

### 1 етап.

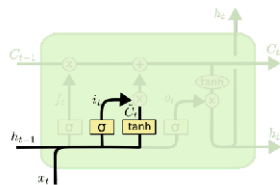
Вирішення, яка інформація має бути забута із комірки пам'яті, оскільки надійшла нова.



$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

### 2 етап.

Вирішення, яка інформація буде збережена у комірці стану.

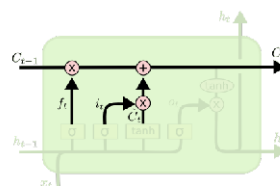


$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$$

### 3 етап. Безпосереднє

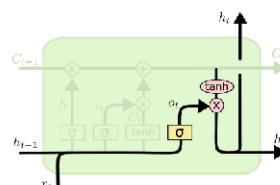
оновлення комірки стану.



$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$$

### 4 етап.

Вихід відфільтрованої інформації.



$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t)$$

$W, U, b$  – матриці та вектор параметрів (вага, уточнення та упередження відповідно)

7

## ПОКАЗНИКИ ОЦІНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ

**Середньоквадратичне відхилення** (Root Mean Square Error, RMSE) як один із стандартних способів оцінки моделі у передбаченні кількісних даних:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} * \sum_{t=1}^N (A_t - F_t)^2} \quad ; (1)$$

**Середня відносна абсолютна помилка** (Mean absolute percentage error, MAPE, у %)

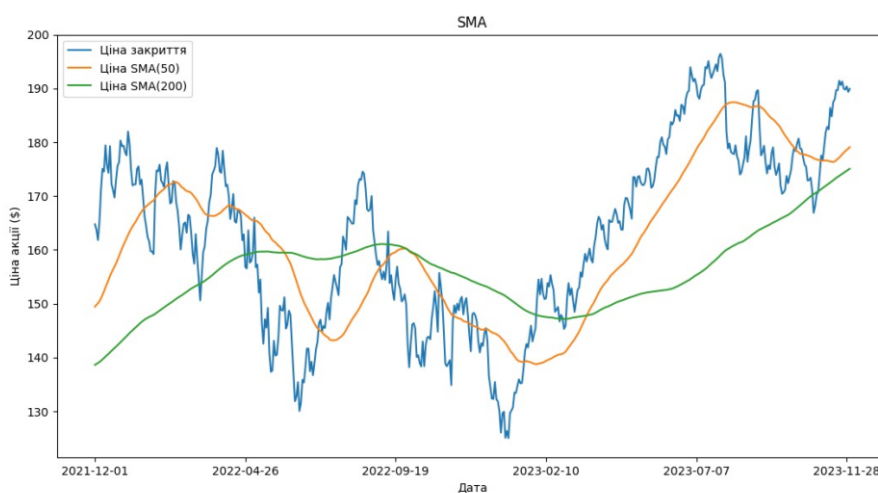
$$MAPE = \frac{1}{N} * \sum_{t=1}^N \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \quad , (2)$$

де  $N$  – кількість точок у часі,  $A_t$  – актуальна ціна акції,  $F_t$  – прогнозована ціна акції.

8

## РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

### Просте ковзне середнє (SMA)



Умовні позначення:

MAPE - середня відносна абсолютна помилка,

RMSE - середньоквадратичне відхилення

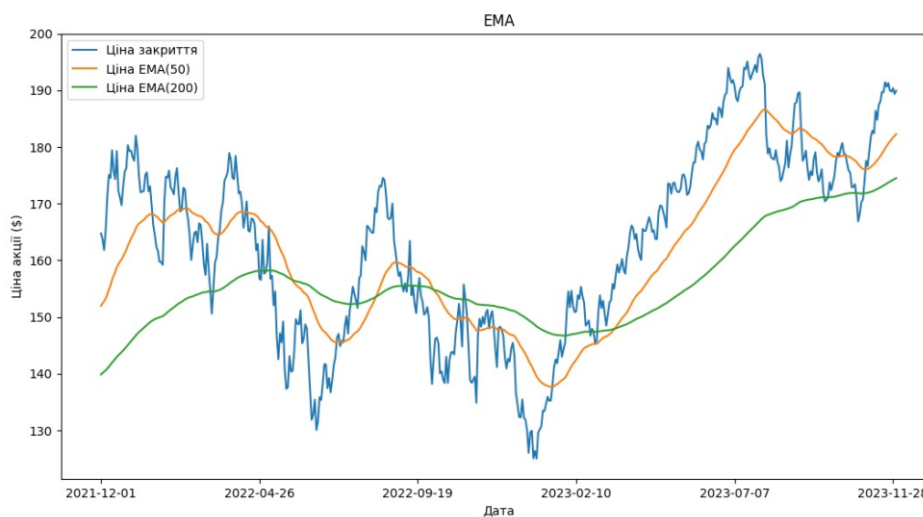
(для обох значень менше – краще)

RMSE	9.64
MAPE (%)	5.31

9

## РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

### Експоненціальне ковзне середнє (EMA)



Умовні позначення:

MAPE - середня відносна абсолютна помилка,

RMSE - середньоквадратичне відхилення

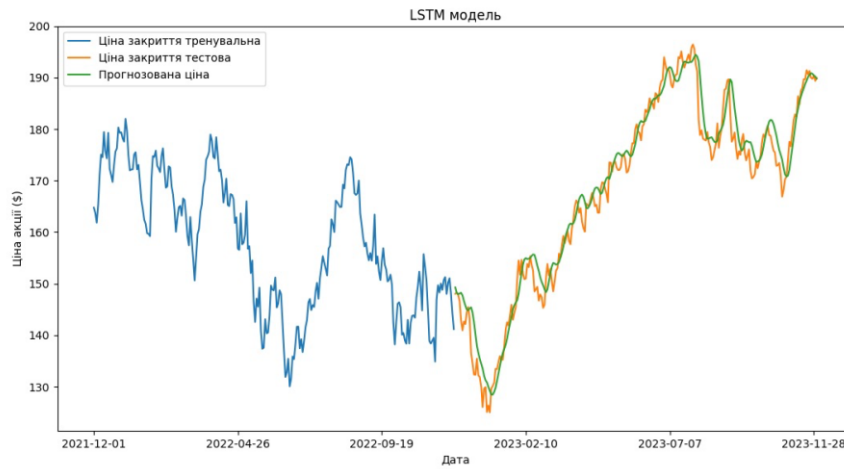
(для обох значень менше – краще)

RMSE	8.48
MAPE (%)	4.58

10

## РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

### Довга короткочасна пам'ять (LSTM)



Умовні позначення:  
 MAPE - середня відносна абсолютна помилка,  
 RMSE - середньоквадратичне відхилення  
 (для обох значень менше – краще)

RMSE	3.58
MAPE (%)	1.68

11

## РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

### Підсумкова таблиця результатів

	RMSE	MAPE %
Просте ковзне середнє (SMA)	9.64	5.31
Експоненціальне ковзне середнє (EMA)	8.48	4.58
Довга короткочасна пам'ять (LSTM)	<b>3.58</b>	<b>1.68</b>

Умовні позначення:  
 MAPE - середня відносна абсолютна помилка,  
 RMSE - середньоквадратичне відхилення  
 (для обох значень менше – краще)

12

## ВИСНОВКИ

1. Проаналізовано існуючі підходи до прогнозування курсу акцій в межах технічного аналізу. Традиційні методи здебільшого передбачають використання індикативних моделей і залучення експертів для їх тлумачення і ґрунтуються на суб'єктивних висновках.
2. Проаналізовано найбільш вживані індикатори для аналізу цінових трендів. Визначено, що жоден з індикаторів не є універсальним та має певну спрямованість, що змушує використовувати їх у комплексі, або для різних часових діапазонів і акцій різної волатильності.
3. Визначено показники для оцінки ефективності прогнозування курсу акцій та перелік факторів, які впливають на цю оцінку.
4. Розроблено програмне забезпечення, за допомогою якого проведено тестування моделі на основі машинного навчання та здійснено порівняння із базовими індикативними моделями.
5. Експериментальні дослідження охоплюють дані ціни акцій компанії за 5 років, на основі яких перевірено підвищену ефективність прогнозування курсу акцій із застосуванням машинного навчання.
6. Використання машинного навчання також дозволяє уникнути впливу людського фактору, підвищити швидкість прийняття рішень та здійснення транзакцій.

13

## ПУБЛІКАЦІЇ ТА АПРОБАЦІЯ РОБОТИ

### Тези доповідей на конференціях:

1. Сачук С.В., Підвищення ефективності прогнозування цін на акції на фондовому ринку за допомогою штучного Інтелекту // IV науково-практична конференція «Проблеми комп'ютерної інженерії», 1 грудня 2023 року, Державний університет телекомунікації, Київ, Україна. *(опубліковано, с. 41-43).*

### Статті:

1. Сачук С.В., Підвищення прогнозування курсу акцій на основі рекурентних нейронних мереж *(стаття ще не опублікована).*

## ДОДАТОК А

### ПРОГРАМНИЙ КОД

```

import matplotlib.pyplot as plot
import numpy as np
import pandas
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
import keras

### Зчитування даних
share_prices = pandas.read_csv("~/Documents/Neptune/AAPL_last_5.csv", index_col="Date")

### Розподіл на тестові та тренувальні дані
test_ratio = 0.2
training_ratio = 1 - test_ratio

train_size = int(training_ratio * len(share_prices))
test_size = int(test_ratio * len(share_prices))

train_prices = share_prices[:train_size][["Close"]]
test_prices = share_prices[train_size:][["Close"]]

### Обчислення 50-денних SMA та EMA ###
window_size = 50

window_sma_var = f"{window_size}day_SMA"
window_ema_var = f"{window_size}day_EMA"

### SMA 200 ###
share_prices["200SMA"] = share_prices["Close"].rolling(200).mean()
### EMA 200 ###
share_prices["200EMA"] = share_prices["Close"].ewm(span=200,min_periods=0,adjust=False,ignore_na=False).mean()

### Збереження SMA ###
share_prices[window_sma_var] = share_prices["Close"].rolling(window_size).mean()

### Збереження EMA ###
share_prices[window_ema_var] = (share_prices["Close"].ewm(span=window_size, adjust=False).mean())

##### Обчислення метрик: Root Mean Squared Error (RMSE) та Mean Absolute Percentage Error (MAPE) % #####
def calc_rmse(y_current, y_predicted):
    rmse = np.sqrt(np.mean((y_current - y_predicted) ** 2))
    return rmse

def calc_mape(y_current, y_predicted):
    y_predicted, y_current = np.array(y_predicted), np.array(y_current)
    mape = np.mean(np.abs((y_current - y_predicted) / y_current)) * 100
    return mape

### Безпосереднє обчислення метрик
def calc_performance_metrics(var):

```

```

### RMSE
rmse = calc_rmse(
    np.array(share_prices[train_size:]["Close"]),
    np.array(share_prices[train_size:][var]),
)
### MAPE
mape = calc_mape(
    np.array(share_prices[train_size:]["Close"]),
    np.array(share_prices[train_size:][var]),
)
return rmse, mape

rmse_sma, mape_sma = calc_performance_metrics(var=window_sma_var)
rmse_ema, mape_ema = calc_performance_metrics(var=window_ema_var)

### Побудова графіка динаміки цін на акції для SMA та EMA ###
def plot_share_trend_predicted(var1, var2, cur_title, stockprices=share_prices):
    fig = plot.figure(figsize = (20,10))

    size = train_size - test_size
    #plt.plot(np.asarray(train.index), np.asarray(train["Close"]), label = "Train Closing Price")
    plot.plot(np.asarray(stockprices[size:].index), np.asarray(stockprices[size:]["Close"]), label = "Ціна закриття")
    plot.plot(np.asarray(stockprices[size:].index), np.asarray(stockprices[size:][var1]), label = "Ціна SMA(50)")
    plot.plot(np.asarray(stockprices[size:].index), np.asarray(stockprices[size:][var2]), label = "Ціна EMA(50)")

    plot.plot(np.asarray(stockprices[size:].index), np.asarray(stockprices[size:]["200SMA"]), label = "Ціна SMA(200)")
    plot.plot(np.asarray(stockprices[size:].index), np.asarray(stockprices[size:]["200EMA"]), label = "Ціна EMA(200)")

    plot.title("SMA та EMA")
    plot.xlabel("Дата")
    plot.gca().xaxis.set_major_locator(plot.AutoLocator())
    plot.ylabel("Ціна акції ($)")
    plot.legend(loc="upper left")
    plot.show()

def plot_share_trend_predictedSMA(var1, cur_title, stockprices=share_prices):
    fig = plot.figure(figsize = (20,10))

    size = train_size - test_size
    #plt.plot(np.asarray(train.index), np.asarray(train["Close"]), label = "Train Closing Price")
    plot.plot(np.asarray(stockprices[size:].index), np.asarray(stockprices[size:]["Close"]), label = "Ціна закриття")
    plot.plot(np.asarray(stockprices[size:].index), np.asarray(stockprices[size:][var1]), label = "Ціна SMA(50)")
    plot.plot(np.asarray(stockprices[size:].index), np.asarray(stockprices[size:]["200SMA"]), label = "Ціна SMA(200)")

    plot.title("SMA")
    plot.xlabel("Дата")
    plot.gca().xaxis.set_major_locator(plot.AutoLocator())
    plot.ylabel("Ціна акції ($)")
    plot.legend(loc="upper left")
    plot.show()

def plot_share_trend_predictedEma(var1, cur_title, stockprices=share_prices):
    fig = plot.figure(figsize = (20,10))

```

```

size = train_size - test_size

plot.plot(np.asarray(stockprices[size:].index), np.asarray(stockprices[size:][:"Close"]), label = "Ціна закриття")
plot.plot(np.asarray(stockprices[size:].index), np.asarray(stockprices[size:][var1]), label = "Ціна ЕМА(50)")
plot.plot(np.asarray(stockprices[size:].index), np.asarray(stockprices[size:][:"200ЕМА"]), label = "Ціна ЕМА(200)")

plot.title("ЕМА")
plot.xlabel("Дата")
plot.gca().xaxis.set_major_locator(plot.AutoLocator())
plot.ylabel("Ціна акції ($)")
plot.legend(loc="upper left")
plot.show()

### Метрики SMA та ЕМА
plot_share_trend_predictedSMA(var1=window_sma_var,cur_title="SMA")
plot_share_trend_predictedEMA(var1=window_ema_var,cur_title="EMA")

##### LSTM #####
units_per_layer = 50
optimizer = "adam"
epochs = 15
batch_size = 20

# Масштабування даних
scaler = StandardScaler()
scaled_data = scaler.fit_transform(share_prices[:"Close"])
scaled_data_train = scaled_data[: train_prices.shape[0]]

## Розділення даних цін на акції на навчальну послідовність X і наступне вихідне значення Y
def extract_sequenceX_outcomeY(data_set, N, offset):
    X, y = [], []

    for i in range(offset, len(data_set)):
        X.append(data_set[i - N : i])
        y.append(data_set[i])

    return np.array(X), np.array(y)

X_train, y_train = extract_sequenceX_outcomeY(scaled_data_train, window_size, window_size)

### Побудова моделі LSTM ###
def build_LSTM_model(X_train, layer_units=units_per_layer):
    inp = keras.Input(shape=(X_train.shape[1], 1))

    x = keras.layers.LSTM(units=layer_units, return_sequences=True)(inp)
    x = keras.layers.LSTM(units=layer_units)(x)
    out = keras.layers.Dense(1, activation="linear")(x)
    model = keras.Model(inp, out)

    model.compile(loss="mean_squared_error", optimizer=optimizer)

    return model

```

```

model = build_LSTM_model(X_train, layer_units=units_per_layer)

history = model.fit(
    X_train,
    y_train,
    epochs=epochs,
    batch_size=batch_size,
    verbose=1,
    validation_split=0.1,
    shuffle=True)

# Прогнозування цін на основі моделі LSTM #
def preprocess_test_data(data=share_prices, scaler=scaler, window_size=window_size, test=test_prices):
    raw = data["Close"][len(data) - len(test) - window_size:].values
    raw = raw.reshape(-1,1)
    raw = scaler.transform(raw)

    X_test = [raw[j-window_size:i, 0] for i in range(window_size, raw.shape[0])]
    X_test = np.array(X_test)

    X_test = np.reshape(X_test, (X_test.shape[0], X_test.shape[1], 1))
    return X_test

X_test = preprocess_test_data()

predicted_price_ = model.predict(X_test)
predicted_price = scaler.inverse_transform(predicted_price_)

# Збереження прогнозованих даних
test_prices["Predictions_lstm"] = predicted_price # to get first 500 predicted prices

# Оцінка ефективності LSTM
rmse_lstm = calc_rmse(np.array(test_prices["Close"]), np.array(test_prices["Predictions_lstm"]))
mape_lstm = calc_mape(np.array(test_prices["Close"]), np.array(test_prices["Predictions_lstm"]))

# Побудова графіка фактичних цін та результатів прогнозу моделі LSTM
def plot_share_trend_lstm(train, test):
    fig = plot.figure(figsize = (20,10))
    plot.plot(np.asarray(train[train_size-test_size:].index), np.asarray(train[train_size-test_size:].index), label = "Ціна
закриття тренувальна")
    plot.plot(np.asarray(test.index), np.asarray(test["Close"]), label = "Ціна закриття тестова")
    plot.plot(np.asarray(test.index), np.asarray(test["Predictions_lstm"]), label = "Прогнозована ціна")
    plot.title("LSTM модель")
    plot.xlabel("Дата")
    plot.axis("tight")
    plot.gca().xaxis.set_major_locator(plot.AutoLocator())
    plot.ylabel("Ціна акції ($)")
    plot.legend(loc="upper left")
    plot.show()

plot_share_trend_lstm(train_prices, test_prices)

```



```
### Log results ###  
print(f"===== SMA =====")  
print(f"RMSE_SMA: {rmse_sma}")  
print(f"MAPE_SMA (%): {mape_sma}")  
  
print(f"===== EMA =====")  
print(f"RMSE_EMA: {rmse_ema}")  
print(f"MAPE_EMA (%): {mape_ema}")  
  
print(f"===== LSTM =====")  
print(f"RMSE_LSTM: {rmse_lstm}")  
print(f"MAPE_LSTM (%): {mape_lstm}")
```