

**Київський національний університет імені Тараса Шевченка**

**Економічний факультет**

**Кафедра економічної кібернетики**

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА**

**«Прогнозування динаміки цін на фондовому ринку Європи з використанням методів глибинного навчання»**

студента 4 курсу

спеціальності 051 «Економіка»

ОПП «Економічна кібернетика»

денної форми навчання

Скічка Кирила Ігоровича

**Науковий керівник:**

Кандидат економічних наук, доцент кафедри  
економічної кібернетики

Шпирко Віктор Васильович

Засвідчую, що в цій роботі немає запозичень із  
праць інших авторів без відповідних посилань

Студент \_\_\_\_\_

(підпис)

Роботу допущено до захисту перед ЕК  
рішенням кафедри економічної кібернетики  
від 05.06.2024 р., протокол № 15

Завідувач кафедри:

доктор економічних наук, професор

Ляшенко Олена Ігорівна \_\_\_\_\_

(підпис)

КИЇВ – 2024

## РЕФЕРАТ

Кваліфікаційна робота бакалавра містить: 49 ст., 15 рис., 4 табл., 25 джерел

Ключові слова: глибинне навчання, фондовий ринок Європи, мережа з довгою короткочасною пам'яттю, обробка природньої мови, прогнозування, попередня обробка даних.

Об'єкт дослідження: європейські фондові ринки, зокрема акції компаній, що торгуються на цих ринках.

Мета дослідження: розробка ефективної моделі прогнозування цін на акції європейських фондових ринків із використанням методів глибокого навчання

Методи дослідження: методи збору та аналізу інформації, економічний аналіз, методи глибокого навчання, методи попередньої обробки даних, техніки покращення моделей.

Наукова новизна, теоретична значимість дослідження: наукова новизна роботи полягає в комплексному підході до прогнозування цін на фондових ринках із використанням методів глибокого навчання, з урахуванням економіко-політичних подій завдяки методам обробки природньої мови.

Практична цінність: практична новизна полягає в розробці рекомендацій та технік покращення моделей прогнозування, що можуть бути використані інвесторами та аналітиками для підвищення точності прогнозів та зменшення ризиків.

## RESUME

Taras Shevchenko National University of Kyiv,

Faculty of Economics, Department of Economic Cybernetics

Key words: deep learning, European stock market, LSTM network, natural language processing, forecasting, data preprocessing

The graduation research of student – European stock markets, including shares of companies traded on these markets deals with development of an effective model for forecasting stock prices on European stock markets using deep learning methods.

The work is interesting for recommendations and techniques for improving forecasting models that can be used by investors and analysts to improve forecast accuracy and reduce risks.

Pages 49, tables 4, bibliog. 25, append. 15.

## Зміст

ВСТУП .....	5
РОЗДІЛ 1. ФОНДОВИЙ РИНОК ЄВРОПИ: АНАЛІЗ РИНКОВОЇ КОН'ЮНКТУРИ.....	8
1.1 Історичний аспект розвитку європейського фондового ринку .....	8
1.2 Наслідки повномасштабного вторгнення в Україну в 2022 році на кон'юнктуру європейського фондового ринку .....	10
1.3. Сучасний стан європейського фондового ринку та перспективи його зростання.....	12
Висновки до розділу 1 .....	14
Розділ 2. ПРОГНОЗУВАННЯ ТРЕНДІВ ТА ЦІН НА ФОНДОВИХ РИНКАХ: ОГЛЯД СУЧАСНИХ МЕТОДІВ ТА ПОШУК ОПТИМАЛЬНОГО ПІДХОДУ	16
2.1. Приклади сучасних методів глибокого навчання для прогнозування трендів та цін на фондових ринках .....	16
2.2. Огляд основних недоліків в методах глибокого навчання та розробка рекомендацій для прогнозування трендів та цін на фондових ринках .....	19
2.3. Процес попередньої обробки даних, розробка архітектури алгоритму, та його тренування на тестових даних .....	21
Висновки до розділу 2 .....	27
Розділ 3. РЕЗУЛЬТАТИ ПРОГНОЗУВАННЯ ТРЕНДІВ ТА ЦІН НА ФОНДОВИХ РИНКАХ ОБРАНИМ АЛГОРИТМОМ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ. АНАЛІЗ ПОМИЛОК ТА РЕКОМЕНДАЦІЇ ДЛЯ ПОКРАЩЕННЯ ТОЧНОСТІ АЛГОРИТМУ .....	29
3.1. Результати прогнозування трендів та цін на фондових ринках обраним алгоритмом глибинного навчання.....	29
3.2 Робота над помилками та рекомендації щодо покращення точності алгоритму .....	32
3.3 Результати прогнозування трендів та цін на фондових ринках обраним алгоритмом глибинного навчання з врахуванням рекомендацій та використанням методів щодо покращення .....	35
Висновки до розділу 3 .....	40
ВИСНОВКИ.....	42
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	44

## **ВСТУП**

### **Актуальність теми дослідження**

Сучасний розвиток фінансових ринків відбувається під впливом значних глобальних змін та інновацій. Фондові ринки стали ключовими елементами світової економіки, забезпечуючи інвестиційні можливості та сприяючи економічному зростанню. Водночас, підвищення волатильності та невизначеності на ринках створює нові виклики для інвесторів і аналітиків. У зв'язку з цим, питання прогнозування цін на фондових ринках набуває особливої актуальності. Використання методів глибокого навчання, зокрема LSTM (довгокороткочасної пам'яті), для аналізу та прогнозування фінансових трендів є важливим напрямком досліджень, що дозволяє підвищити точність передбачень і знизити ризики. Актуальність дослідження підкреслюється також стрімким розвитком фінансових технологій та штучного інтелекту, що відкриває нові горизонти для вдосконалення методів аналізу фінансових даних.

### **Об'єкт та предмет дослідження**

Об'єктом дослідження є європейські фондові ринки, зокрема акції компаній, що торгуються на цих ринках. Предметом дослідження виступають методи глибокого навчання для прогнозування цін на акції, а також різні техніки покращення моделей прогнозування.

### **Мета та завдання дослідження**

Метою дослідження є розробка ефективної моделі прогнозування цін на акції європейських фондових ринків із використанням методів глибокого навчання, зокрема LSTM. Для досягнення цієї мети були поставлені такі завдання:

- Аналіз історичного розвитку європейських фондових ринків.
- Вивчення впливу повномасштабного вторгнення в Україну на кон'юнктуру європейських фондових ринків.
- Дослідження сучасного стану європейських фондових ринків та перспектив їхнього зростання.

- Розгляд сучасних методів глибокого навчання для прогнозування трендів та цін на фондових ринках.
- Виявлення основних недоліків методів глибокого навчання та розробка рекомендацій для їхнього усунення.
- Розробка процесу попередньої обробки даних, створення архітектури алгоритму та його тренування на тестових даних.
- Аналіз результатів прогнозування та покращення моделі з використанням різних технік.

### **Методи дослідження**

У роботі використано комплекс методів дослідження, зокрема:

- Методи збору та аналізу інформації для вивчення історичного розвитку фондових ринків.
- Економічний аналіз для оцінки впливу геополітичних подій на ринки.
- Методи глибокого навчання, зокрема LSTM, для прогнозування цін на акції.
- Методи попередньої обробки даних, такі як нормалізація, видалення дублікатів, аналіз тональності тексту.
- Техніки покращення моделей, включаючи використання Dropout, зміни розміру послідовності та збільшення глибини моделі.

### **Наукова та/або практична новизна роботи**

Наукова новизна роботи полягає в комплексному підході до прогнозування цін на фондових ринках із використанням методів глибокого навчання, зокрема LSTM. Практична новизна полягає в розробці рекомендацій та технік покращення моделей прогнозування, що можуть бути використані інвесторами та аналітиками для підвищення точності прогнозів та зменшення ризиків.

### **Результати впровадження роботи**

Результати дослідження можуть бути використані в практичній діяльності інвесторів, фінансових аналітиків та компаній, що займаються управлінням

активами. Розроблені моделі та рекомендації дозволяють підвищити точність прогнозування цін на акції та оптимізувати інвестиційні стратегії.

### **Інформаційна база дослідження**

Інформаційна база дослідження складається з історичних даних про ціни акцій європейських компаній, отриманих з сервісу ufinance, а також даних новин та аналітичних звітів. Використано також наукові статті, книги та інші джерела, що стосуються методів глибокого навчання та фінансового аналізу.

### **Структура роботи**

Робота складається з трьох основних розділів. Перший розділ присвячений історичному аспекту розвитку європейського фондового ринку, аналізу наслідків повномасштабного вторгнення в Україну та сучасного стану ринку. У другому розділі розглядаються сучасні методи глибокого навчання для прогнозування трендів та цін, їхні недоліки та рекомендації щодо покращення моделей. Третій розділ включає результати прогнозування, аналіз роботи моделей, техніки покращення та їхню ефективність.

Таким чином, ця робота забезпечує всебічний аналіз та практичні рекомендації для ефективного використання методів глибокого навчання у прогнозуванні цін на фондових ринках.

## РОЗДІЛ 1. ФОНДОВИЙ РИНОК ЄВРОПИ: АНАЛІЗ РИНКОВОЇ КОН'ЮНКТУРИ

### 1.1 Історичний аспект розвитку європейського фондового ринку

Європейський фондовий ринок – найстаріший у світі. Б.М. Сміс у своїй книзі зазначає, що самий ранній приклад організованого ринку капіталу мав місце ще в Римській республіці в II ст. до н. е., де існувало три ключові передумови для його життєздатності: легко конвертований капітал, доступний кредит та спроможність брати ризик [1].

Падіння Західної Римської імперії розпочало період темних віків, характерними рисами яких була демографічна, культурна та економічна стагнація Західної Європи. Проте дух римського підприємництва не згас.

Найбільш економічно розвиненими у Європі в XI—XV ст. були міста Північної Італії — Венеція, Генуя, Флоренція, Піза та ін. Цьому сприяли такі передумови як: зручне географічне розташування на перетині шляхів із Західної Європи до країн Сходу; об'єднання міст із селами (північноіталійські міста скинули місцевих феодалів, підкоривши собі місцеві села); хрестові походи, під час яких північноіталійські міста встановили свою монополію на торгівлю зі Сходом [2].

Робота з цінними паперами державного значення вперше почала проводитися на біржі Антверпена в XVI столітті. Операції полягали в продажу боргових зобов'язань урядів Англії, Португалії, Іспанії, Франції та Голландії. Відомо, що всі ці країни вели затяжні і запеклі війни, причому нерідко – між собою. Це обумовлювало те, що монархи цих держав активно позичали гроші на потреби армії та флоту, при цьому джерело коштів був не настільки важливий. Головна причина виникнення цінних паперів була в необхідності забезпечення воєн. Переможець часто визначався не мистецтвом ведення війни, а вмінням знаходити на неї гроші.

У 1549 р. виникають біржі в Ліоні та Тулузі (Франція), а потім виникає біржа в Лондоні (1556 р.). До кінця XVII ст. роль світової біржі почала переходити в Англію.

В цілому, говорячи про розвиток бірж в XVIII ст., можна сказати, що їх створення йшло досить повільно. В основному, вони розміщувалися в портах, через які йшли крупні потоки міжнародної торгівлі. Біржі першочергового періоду були біржами реального товару, обслуговуючи потреби торгівлі. В XIX ст. таких бірж стало багато у всіх крупних країнах як Європі, так і Північної Америки та Японії.

Будівництво залізниць у XIX ст., а також бурхливий розвиток промислового виробництва зажадало розвитку акцій і перетворення їх у важливий фінансовий інструмент. Фондова біржа стала центральним інститутом капіталістичного світу, забезпечуючи взаємодію між ринком грошей та капіталу як на національному, так і міжнародному рівнях.

З 1914 р. по 1939 р. настала ера руйнації всього того що було досягнуто глобальним ринком цінних паперів напередодні Першої світової війни. Не лише були ліквідовані міжнародні цінні папери та зруйновані міжнародні фінансові зв'язки між національними ринками, а настала нова епоха державного контролю та нестабільності. Фінансові ринки розглядались як причина монетарної нестабільності, особливо після краху на Вол Стріт в 1929 р.

Лондонська біржа, до Першої світової війни, була провідною біржою світу. Її домінування було незаперечним, і вона відігравала ключову роль у міжнародній економіці, залучаючи інвесторів та компанії з усього світу. У той час Лондон був центром світової торгівлі, де вирішувалися долі цілих економік і здійснювалися найважливіші фінансові операції.

Однак, з плином часу та після значних змін у глобальній економіці, Лондонська біржа втратила свою провідну позицію. Нині вона поступається за обсягом торгівлі іншим значущим фінансовим центрам. Насамперед, це система Nasdaq, відома своєю високою технологічною орієнтацією та швидким

зростанням. Також попереду Лондонської біржі стоять Нью-Йоркська фондова біржа (NYSE), яка є найбільшою у світі за капіталізацією, та Токійська фондова біржа, що є провідною в Азії.

Разом з тим вона залишається однією з найбільших бірж за кількістю компаній, що котирують на ній свої цінні папери, причому в котирувальному листі Лондонської фондової біржі присутні більше іноземних компаній, ніж у будь-якій з трьох найбільших бірж світу.

Лондон є важливим міжнародним фінансовим центром, який грає ключову роль в торгівлі валютою, міжнародному банківському кредитуванні й торгівлі облігаціями, деномінованими в іноземних валютах [3].

## **1.2 Наслідки повномасштабного вторгнення в Україну в 2022 році на кон'юнктуру європейського фондового ринку**

Соціально-політичні події є ключовими факторами, які визначають динаміку та стабільність фондових ринків. Незалежно від того, чи йдеться про сталий розвиток і позитивні перспективи швидкого зростання, чи про небезпеку, що виникає від невідомих політичних або соціальних чинників, усе це має безпосередній вплив на інвесторів та на стабільність цін на ринку цінних паперів. Цю закономірність підтверджує графік ціни фондового індексу Stoxx 600 (рис. 1.1), який є одним з найбільш широко використовуваних індексів у Європі. Він складається з 600 компаній, що представляють різні ринки та сектори в 17 країнах Європи. Особливістю індексу також є те, що він охоплює компанії з різною капіталізацією, включаючи як малі, так і великі компанії [4].



Рис. 1.1. Графік ціни індексу STOXX Europe 600.

Джерело: [5].

Кожна криза, як от: теракти 11 вересня 2001 року в США, подальша фінансова криза фондового ринку у 2002, фінансова криза 2007-2008 року, вихід Великої Британії з Європейського Союзу та врешті-решт глобальна пандемія Covid-19 – усі ці події мали безпосередній вплив на фінансову стабільність європейського фондового ринку.

Економіки по всьому світу почали рік, все ще намагаючись оговтатися від пандемії Covid-19, а тривалі карантинні обмеження в Китаї та інші затяжні проблеми з постачанням сформували те, що Федеральна резервна система США у 2021 році сумнозвісно охарактеризувала як "тимчасовий" інфляційний тиск.

Протягом місяців і тижнів, що передували нападу Росії на Україну в лютому 2024 року, спостерігалось нарощування російських військ на українському кордоні. Українці та їхні союзники сприймали ці кроки зі зростаючим занепокоєнням, але залишалася "значна невизначеність" щодо того, чи відбудеться нарешті напад, незважаючи на попередження низки розвідувальних служб про неминучість загрози.

На початку січня 2022 року почалось піке (падіння більш ніж на 20%) індексу STOXX 600, яке продовжуватиметься аж до 8 березня. На корекцію, яка виникла після свят, почали накладатися гріккі для Європи та цивілізованого

світу новини: безрезультатні російсько-американські перемовини в Женеві щодо зниження напруженості навколо України і розширення НАТО; таємний візит до Києва директора ЦРУ США, під час якого ним було повідомлено В. Зеленського про терміни і напрями можливих ударів російської армії по Україні; масові кібератаки на державні сайти України; заяви Білого дому, що вторгнення в Україну може відбутися будь-якої миті; загострення бойових дій на лінії розмежування на сході України; визнання незалежності росією т. зв. ДНР та ЛНР; та врешті-решт перші ракетні обстріли України о 4-й ранку.

Неспровоковане вторгнення Росії в Україну в лютому та подальше озброєння її експорту продовольства та енергоносіїв на тлі широких санкцій з боку західних держав призвело до стрімкого зростання цін на продовольство та енергоносії і посилило цей тиск, сприяючи зростанню інфляції до багаторічних максимумів у багатьох провідних економіках світу.

Зростаюча вартість життя, спричинена стрімким зростанням рахунків за енергоносії для бізнесу та споживачів, врешті-решт почала впливати на економічну активність, а ФРС та інші провідні центральні банки були змушені посилити монетарну політику шляхом агресивного підвищення відсоткових ставок, щоб стримати інфляцію.

Однак ці зусилля з придушення попиту лягли важким тягарем на економіку, яка і без того хиталася. За прогнозами, Великобританія вже перебуває в найдовшій рецесії за всю історію свого існування, тоді як спад в єврозоні також вважається дуже ймовірним [6].

### **1.3. Сучасний стан європейського фондового ринку та перспективи його зростання**

22 лютого 2024 року, європейський індекс STOXX 600 досягнув історичного максимуму завдяки акціям технологічного сектору, які продемонстрували вражаючі результати, а також вражаючим результатам американського виробника мікросхем Nvidia, в той час як Європейський

центральний банк продемонстрував, що він більш оптимістично налаштований щодо інфляції.

Голландський постачальник обладнання для виробництва мікросхем **BESI semiconductor (BESI.AS)**, також досяг рекордного максимуму, піднявшись на 4,9% після перевищення планових показників четвертого кварталу по попиту на деталі для виробництва мікросхем, пов'язаних зі штучним інтелектом.

Технологічний індекс виріс на 12,4% в цьому році і торгується на більш ніж 23-річних максимумах на тлі оптимістичної звітності лідерів галузі **SAP (SAPG.DE)** і **ASML Holding (ASML.AS)**, які також отримали поштовх від ажіотажу навколо ШІ [7].

Континентальна Європа поки що unikнула глибшої рецесії, ніж багато хто очікував, з ознаками того, що промисловість і споживачі пристосувалися до вищих ставок швидше, ніж очікувалося. І найближчі перспективи можуть бути кращими, ніж очікувалося. Індокси менеджерів із закупівель у сфері послуг (PMI), які є показником майбутньої активності, перебувають у зоні зростання і мають тенденцію до підвищення в більшості провідних європейських економік. Щоправда, цього не можна сказати про індокси ділової активності у виробничому секторі, які здебільшого залишаються у зоні спаду. Крім того, стрімке падіння цін на електроенергію може стимулювати європейських виробників у найближчі місяці, оскільки хеджування цін на енергоносії згортається, що призведе до зниження цін на виробничі ресурси.

Тим часом, інфляція знаходиться в межах видимості цільового показника ЄЦБ у 2%: Річна загальна інфляція споживчих цін знизилася до 2,4%, а базова інфляція становить 2,9%, що є найнижчим рівнем з березня 2022 року.

Багато інвесторів очікують, що перше зниження ставки ЄЦБ може відбутися вже в червні, а грошовий ринок наразі очікує ще три зниження ставок у другому півріччі. Цей зсув у бік пом'якшення монетарної політики після двох років її посилення може стати благом для європейських акцій, потенційно вказуючи на позитивний прогноз для європейських акцій у другому півріччі.

Європейські акції залишаються привабливо оціненими порівняно з міжнародними акціями, найочевидніше, порівняно зі Сполученими Штатами, де 13,8-кратний прибуток для індексу MSCI Europe порівняно з 21,1-кратним показником для індексу S&P 500, що є майже 30-річним відносним мінімумом.

Нарешті, варто відзначити відродження провідних європейських акцій "зеленої" енергетики, які протягом більшої частини 2022-2023 років зазнавали труднощів через безліч проблем, включаючи російсько-українську війну, проблеми з ланцюжками поставок і зростання процентних ставок. Однак інвестори повернулися в сектор тепер, коли ці проблеми здебільшого розвіялися. Данська компанія Vestas, провідний світовий виробник вітрових турбін, нещодавно підтвердила у своїх річних результатах зростання попиту на свої турбіни та послаблення тиску на витрати. З іншого боку, голландська компанія Alfen, яка виробляє електричні зарядні станції та системи зберігання, має потенціал для значного зростання в міру розбудови "зеленої" інфраструктури по всій Європі [8].

### Висновки до розділу 1

Від давньоримських торговельних майданчиків до розвитку середньовічних бірж та формування сучасних фондових бірж, історія фондового ринку Європи свідчить про численні випробування і трансформації. Від крахів і фінансових криз до періодів економічного піднесення та новаторських фінансових інструментів, кожен етап історії фондового ринку має свої уроки та вплив на сучасну ситуацію.

Соціально-політичні події є ключовими факторами, які визначають динаміку та стабільність фондових ринків. Незалежно від того, чи йдеться про сталий розвиток і позитивні перспективи швидкого зростання, чи про небезпеку, що виникає від невідомих політичних або соціальних чинників.

Російське вторгнення в Україну та подальше озброєння її експорту продовольства та енергоносіїв на тлі широких санкцій з боку західних держав призвело до стрімкого зростання цін на продовольство та енергоносії і

посилило цей тиск, сприяючи зростанню інфляції до багаторічних максимумів у багатьох провідних економіках світу.

Водночас, аналізуючи перспективи подальшого розвитку фондового ринку Європи, можна помітити проблски надії. Європейський фондовий ринок встояв перед економічно-політичним шантажем, а індекс STOXX600 навіть оновив рекордно-високі значення.

Зниження відсоткової ставки в ЄС може стимулювати інвестиційну активність, проте необхідно врахувати потенційні ризики для фінансової стійкості та інвестиційної стратегії. Розвиток зеленої енергетики відкриває нові можливості для інвестицій та ринкового зростання, але також створює виклики для традиційних секторів енергетики та інвестиційних підходів.

## РОЗДІЛ 2. ПРОГНОЗУВАННЯ ТРЕНДІВ ТА ЦІН НА ФОНДОВИХ РИНКАХ: ОГЛЯД СУЧАСНИХ МЕТОДІВ ТА ПОШУК ОПТИМАЛЬНОГО ПІДХОДУ

### 2.1. Приклади сучасних методів глибокого навчання для прогнозування трендів та цін на фондових ринках

На сучасних фондових ринках прогнозування грає вирішальну роль. Вони стають не лише інструментом дослідження, а й ключовим елементом в стратегіях заробітку. Інвестори та трейдери використовують свої передбачення, щоб здійснювати угоди, які приносять їм прибуток. Такий підхід вимагає від них постійного вдосконалення методів аналізу та прогнозування.

Використання прогнозів на фондових ринках - це не лише наука, але й мистецтво. Це область, де технологія поєднується з інтуїцією, аналіз з інновацією, ідеальне співвідношення між знаннями та відчуттями. На сьогоднішній день, одним із найперспективніших напрямків є використання глибокого навчання, що дозволяє аналізувати складні залежності в даних та робити точні прогнози.

У цьому розділі будуть детально розглянуті такі сучасні методи, як глибинне навчання а саме глибокі нейронні мережі та обробка природної мови. Наразі ці інструменти можуть бути використані для прогнозування трендів та цін на фондових ринках, і можуть забезпечити конкурентну перевагу в динамічному світі інвестицій.

Серед сучасних методів глибокого навчання варто виділити два види глибоких нейронних мереж, які використовуються для прогнозування трендів та цін на фондових ринках: LSTM, або ж мережа з довгою короткочасною пам'яттю та мережі, які використовуються для задач обробки природної мови.

На рис 2.1 зображено, що LSTM мають ланцюгову структуру. Загалом, рекурентні нейронні мережі мають один шар нейронної мережі. LSTM, з іншого боку, мають чотири шари, які взаємодіють між собою наступним чином:

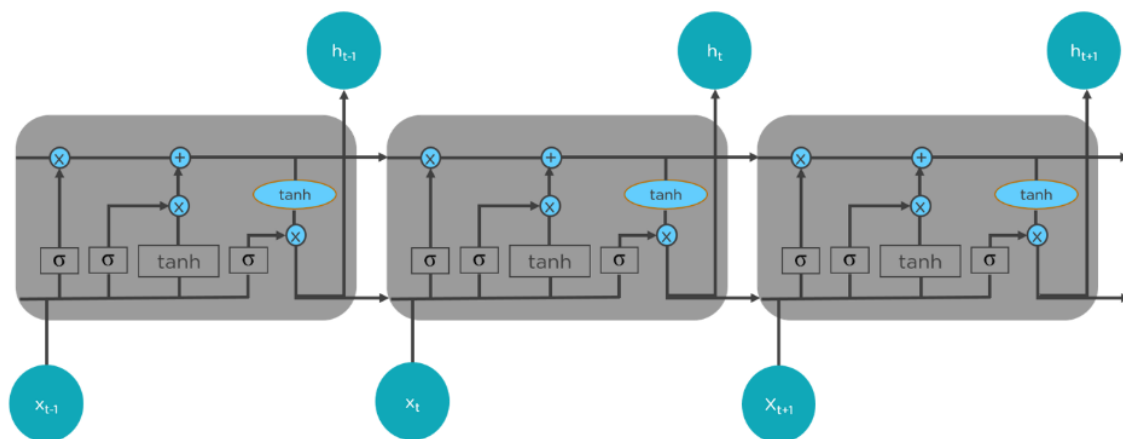


Рис. 2.1. Архітектура LSTM мережі.

Джерело: [9].

Ворота забуття (Forget Gate): На цьому етапі мережа вирішує, яку частину інформації забути. Відбувається це за допомогою сигмоїди ( $\sigma$ ), яка визначає значення між 0 (забути) та 1 (зберегти).

Ворота оновлення (Update Gate): На цьому етапі мережа вирішує, яку частину нової інформації потрібно оновити в пам'яті. Це виконується за допомогою гіперболічного тангенсу ( $\tanh$ ), який створює новий вектор стану пам'яті.

Ворота виводу (Output Gate): На цьому етапі мережа вирішує, яку частину стану пам'яті потрібно вивести як вихід. Це також виконується за допомогою сигмоїди ( $\sigma$ ) та гіперболічного тангенсу ( $\tanh$ ), що генерують вихідний вектор.

LSTM - це тип рекурентної нейронної мережі для вивчення довгострокових залежностей. Вони зазвичай використовуються для обробки та прогнозування даних часових рядів. Вартість цінних паперів на фондових ринках є чудовим прикладом, на якому можна перевірити ефективність даних сучасних методів.

Практичне застосування роботи моделі LSTM можна побачити в наступних працях: “Natural Language Processing and Multimodal Stock Price Prediction” [10], “Applying machine learning algorithms to predict the stock price trend in the stock market – The case of Vietnam” [11], “Forecasting Stock Market

Prices Using Machine Learning and Deep Learning Models: A Systematic Review, Performance Analysis and Discussion of Implications” [12].

В наведених вище роботах, модель LSTM має дуже схвальні відгуки, проте для того аби стати витвором мистецтва у галузі прогнозування, їй дечого не вистачає – аналізу тональності тексту. Іноді на рух цін в першу чергу впливають настрої. Ці настрої можуть бути позитивними, що призводить до «бичачого» руху, або негативними, що призводить до «ведмежого» руху. Таким чином, аналіз фондових настроїв важливий для прогнозування цін на акції та класифікації трендів.

Впоратись з цим завданням допоможе галузь глибинного навчання – обробка природної мови. Сучасні нейронні мережі можуть передавати короткий зміст великих обсягів інформації, продовжувати наукові статті та класифікувати текст за емоційним забарвленням. Останню функцію можна використовувати для аналізу сотень фінансових новин за хвилину, розуміння споживчих настроїв, оцінювання фінансового стану компаній та виокремлення перспектив росту або падіння цін певної акції.

Використання інструментів обробки природної мови не є новиною у світі прогнозування цін на фондових ринків. Приклади використання та ефективність цієї методики можна побачити в наступних працях: “Stock Price Prediction Based on Natural Language Processing” [13], “Predicting stock market using natural language processing” [14]. Обидві ці роботи використовують моделі, засновані на архітектурі BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), розробленої Google.

Основою BERT є трансформер — тип моделі штучного інтелекту, який ефективно обробляє текстові дані, враховуючи контекст кожного слова в реченні. Він складається з енкодера, який перетворює вхідний текст у зрозуміле для моделі представлення, та декодера, що використовує це представлення для створення вихідного тексту чи іншого результату [15].

На рис. 2.2 зображена модель архітектури трансформера. Енкодер зберігає сенс вхідного речення, перетворюючи його у контекстуально збагачене

представлення, що відображає значення кожного слова у контексті всього речення. Декодер, у свою чергу, використовує це представлення для перекладу слів, враховуючи зміст початкових даних, щоб створити точний і зрозумілий вихідний текст.

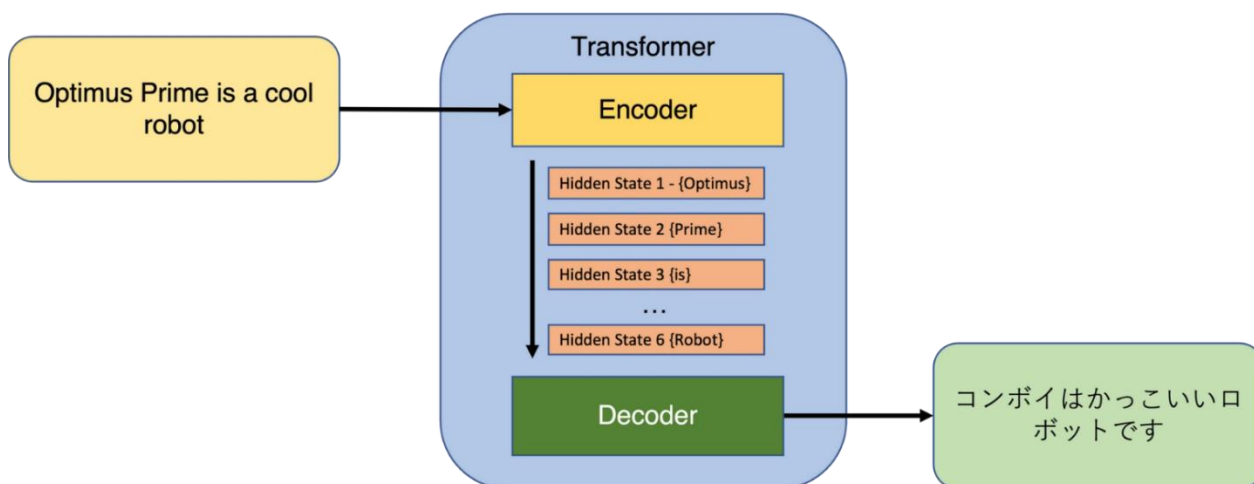


Рис. 2.2. Модель архітектури трансформера, яка використовується для перекладу тексту.

Джерело: [16].

BERT використовує лише енкодерну частину цієї архітектури, яка призначена для обробки вхідного тексту та побудови його контекстних представлень. Однією з ключових особливостей BERT є двонаправлений підхід до аналізу тексту. Це означає, що модель одночасно враховує як лівий, так і правий контекст кожного слова, що дозволяє їй глибше розуміти значення слова у контексті речення [17].

## 2.2. Огляд основних недоліків в методах глибокого навчання та розробка рекомендацій для прогнозування трендів та цін на фондових ринках

Наведені вище приклади наукових робіт дуже детально розкривають предиктивну функцію глибинних нейронних мереж та моделей, які використовуються для обробки природної мови. Особливу увагу приділено аналізу новин, де ці моделі враховують контекст для прогнозу цін на фондових ринках, що дозволяє робити точніші аналітичні висновки та передбачати ринкові тенденції.

Ці дослідження, вкрай наукового характеру, проводять аналіз щодо актуальності і результативності використання таких технік для прогнозування цін на фондових ринках, і визначають, що використання цих методів є доцільним, особливо в контексті зростаючого інтересу до розвитку фінансових технологій та штучного інтелекту в інвестиційному світі. Проте, варто відзначити, що основною метою цих робіт не є досягнення максимальної ефективності алгоритмів чи високої точності передбачуваних цін. Замість цього, дослідники спрямовані на розуміння обмежень та можливостей використання таких моделей у практичних умовах фінансових ринків. Така недостатня цілеспрямованість може бути пояснена двома факторами: якість вхідних фінансових даних, яка часто є неоднорідною та шумною, і особливості моделей, які можуть бути обмежені своєю архітектурою чи обчислювальними ресурсами. Отже, для покращення результатів, варто вирішити дві проблеми.

По-перше, алгоритми глибокого навчання вимагають великих обсягів даних, щоб досягти високої точності та узагальнюваності. Проте, не всі дані однаково корисні. Лише якісні та добре структуровані набори даних здатні забезпечити навчання моделей, що мають практичну цінність. У багатьох випадках збір, а також анотація таких даних, є складним та ресурсозатратним процесом. Відсутність достатньої кількості таких даних призводить до того, що моделі можуть бути схильними до перенавчання або ж не здатними ефективно вирішувати завдання в реальних умовах.

По-друге, обчислювальні потужності є критично важливим фактором для ефективного навчання та використання моделей глибокого навчання. Зростання складності моделей, що включають мільйони або навіть мільярди параметрів, потребує значних ресурсів для їх тренування. Сучасні алгоритми часто вимагають використання спеціалізованих апаратних засобів, таких як графічні процесори (GPU) та тензорні процесори (TPU), які забезпечують необхідну швидкість та продуктивність. Однак, навіть із такими ресурсами, час та вартість навчання можуть бути значними, що стає перешкодою для багатьох дослідницьких та комерційних проєктів.

Наведені роботи надали перевагу моделям обробки природньої мови, хоча основну передбачувальну функцію виконують моделі LSTM, які в даному випадку виявились дуже малими за обсягами параметрів, хоча в умовах обмежених даних, поглиблення моделі тільки призведе до її перенавчання, але було б доцільно обрати більш складну архітектуру для таких чутливих даних, як котування акцій.

Таким чином, для повного розкриття потенціалу глибокого навчання, необхідно вирішувати питання якості та доступності навчальних даних, а також забезпечення достатніх обчислювальних ресурсів. Без цього можливості сучасних алгоритмів залишатимуться обмеженими, а їх застосування – менш ефективним.

### **2.3. Процес попередньої обробки даних, розробка архітектури алгоритму, та його тренування на тестових даних**

Першим кроком при розробці будь-якої моделі та/або алгоритму є збір даних. Якщо отримати історичні дані про ціни певної акції або індексу можна в мить, то знайти якісний датасет новин – це набагато складніше завдання, для якого, або варто розробляти та використовувати парсер – програму, яка буде автоматично збирати потрібну інформацію (дату написання статті, її заголовок, текст, тощо. ), або робити це вручну, що є доволі довгим та складним процесом, або використовувати API порталів з новинами, проте в такому випадку, новини будуть тільки з одного джерела, що теж є мінусом.

Для отримання якісних та структурованих даних був обраний сервіс Finnhub.io [18], який спеціалізується на розробці API для доступу до різноманітних фінансових даних, дає можливість отримувати історичні дані терміном до 30 років для компаній з США, та до 1 року для інших. При виконанні GET запиту, будуть отримані наступні дані про новину (див. рис. 2.3): `category` – категорія новини; `datetime` – дата, у форматі UNIX; `headline` – заголовок новини; `id` – унікальний ідентифікатор новини; `image` – посилання на мініатюрне зображення новини; `related` – тикери (коротка назва котируваних

інструментів (акцій, облігацій, індексів) в біржовій інформації) компаній, які пов'язані з новиною; `source` – джерело новини; `summary` – короткий підсумок новини; `url` – посилання на новину.

**Response Attributes:**

**category**

News category.

**datetime**

Published time in UNIX timestamp.

**headline**

News headline.

**id**

News ID. This value can be used for `minId` params to get the latest news only.

**image**

Thumbnail image URL.

**related**

Related stocks and companies mentioned in the article.

**source**

News source.

**summary**

News summary.

**url**

URL of the original article.

Рис. 2.3. Документація GET методу Market News.

Джерело: [19].

Інформація про історичні ціни обраних компанії була отримана за допомогою YFinance (Yahoo Finance) — популярної бібліотека для збору фінансових даних, яка широко використовується в дослідженнях, аналітиці та трейдингу. Вона пропонує ряд переваг, що робить її оптимальним вибором для збору історичних фінансових даних:

YFinance надає доступ до великої кількості фінансових даних, включаючи історичні ціни акцій, обсяги торгів, фінансові показники компаній, економічні показники, тощо;

Бібліотека `yfinance` дуже проста у використанні. Вона має зручний інтерфейс, що дозволяє користувачам швидко і легко завантажувати необхідні дані за допомогою всього кількох рядків коду;

`YFinance` дозволяє автоматизувати процес збору даних. Це особливо важливо для трейдерів та аналітиків, які працюють з великими обсягами даних та потребують регулярного оновлення інформації;

Дані, які надає `YFinance`, відомі своєю високою точністю та надійністю. `Yahoo Finance` є однією з найбільших і найпопулярніших платформ для фінансових даних, що забезпечує високу якість інформації.

Для того, аби отримати адекватні результати, вхідні дані мають пройти процес попередньої обробки. В даній роботі, були застосовані наступні кроки для досягнення бажаного результату:

Отримана інформація з сервісу `finhub.io` була просортована, були трансформовані наступні поля: поле `'category'` було видалено, оскільки у випадку виграшки новин для окремого індексу, значення буде – `company`, що не має ніякої цінності; значення поля `'datetime'` було конвертовано з формату UNIX у дату; за полем `'id'` були прибрані дублікати, аби унеможливити повторення записів, а сама колонка – видалена; для датасету зображення не потрібне, а особливо посилання на нього, тому поле `'image'` було прибрано; поле `'related'` не несе жодної цінності, оскільки усі отримані новини і так пов'язані з бажаною компанією; джерело інформації `'source'` та посилання на новину `'url'` також не потрібні для передбачування.

Далі для аналізу тональності тексту був обраний алгоритм `VADER` (`Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner`) [20], популярний інструмент для аналізу тональності тексту, який спеціально розроблений для аналізу коротких повідомлень, таких як твіти або коментарі в соціальних мережах. Використання цього алгоритму для прогнозування цін на фондовому ринку може бути обумовлено наступними перевагами: словник настроїв, який містить терміни та їх відповідні емоційні оцінки; `VADER` враховує не лише значення окремих слів, але й контекст, в якому вони використовуються; після оцінки всіх

слів і врахування контексту, VADER розраховує композитний скор (сукупну оцінку тональності тексту), який варіюється від -1 (надзвичайно негативний) до +1 (надзвичайно позитивний). Крім того, VADER також надає відсоткові значення позитивних, негативних та нейтральних тонів у тексті (рис. 2.4).

```
{'neg': 0.0, 'neu': 0.805, 'pos': 0.195, 'compound': 0.4404}
```

Рис. 2.4. Приклад відповіді VADER на новину.

Джерело: розрахунки автора.

Далі для кожної дати були створені попередні дати (або тимчасові кроки), для того, щоб дозволити моделі захоплювати та використовувати часову динаміку та залежності в послідовних даних. LSTM, як вид рекурентних нейронних мереж (RNN), спеціально розроблений для обробки послідовностей та часових рядів. Переваги використання попередніх дат: захоплення трендів та сезонних ефектів; покращення точності прогнозів; зменшення ризику надмірного узагальнення. Початкове значення кількості днів для послідовності – 20 днів.

Останній крок в попередній обробці даних – нормалізація. Цей метод масштабує дані до певного діапазону, зазвичай від 0 до 1. Для швидшої та стабільнішої роботи алгоритмів було використано алгоритм MinMaxScaler [21]. Формула для перетворення виглядає так:

$$X_{scaled} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \times (X_{max\ new} - X_{min\ new}) + X_{min\ new},$$

де:

$X$  — початкове значення.

$X_{min}$  — мінімальне значення в початкових даних.

$X_{max}$  — максимальне значення в початкових даних.

$X_{min\ new}$  — мінімальне значення в новому діапазоні (зазвичай 0).

$X_{max\ new}$  — максимальне значення в новому діапазоні (зазвичай 1).

Наступним критично важливим етапом у процесі побудови моделі машинного навчання є розбиття даних на тренувальні та тестові (валідаційні) датасети. Це забезпечує можливість оцінити продуктивність моделі та її

здатність до узагальнення на невідомих даних. Одне з основних рішень — це вибір співвідношення, у якому дані будуть розділені. Стандартним співвідношенням вважається 80:20 [22]. У випадку часових рядів, дані розподіляються по хронологічному порядку, щоб уникнути витoku інформації (leakage). Наприклад, перші 80% даних використовуються для тренування, а останні 20% для тестування.

Для початкового аналізу буде використана двошарова модель LSTM з 50 нейронами в кожному шарі. Така структура є базовою, але достатньо потужною, щоб дати первинне уявлення про продуктивність моделі на наявних даних. Після отримання початкових результатів вони будуть оцінені і, за необхідності, модель буде ускладнена та поглиблена для досягнення кращих показників.

Для кожного нового тикеру потрібно заново тренувати модель, оскільки кожен індекс має свої унікальні характеристики та поведінку, які не можуть бути коректно враховані моделлю, натренованою на даних іншої компанії. Тому тренування моделі на специфічних даних кожного тикеру є критично важливим для забезпечення точності прогнозів.

Коли модель тренується на даних конкретного тикеру, вона вчиться розпізнавати патерни та тренди, характерні саме для цієї компанії. Це включає в себе аналіз історичних цін, обсягів торгів, реакцій на новини та інші фактори, що можуть впливати на ринкові коливання. Наприклад, індекси технологічних компаній буде мати інші закономірності в порівнянні з індексами енергетичних компаній, через різницю в галузевих циклах, інноваціях та впливі глобальних економічних умов.

Зберігання ваг (числових коефіцієнтів, які визначають силу зв'язків між нейронами і використовуються для перетворення вхідних сигналів на вихідні, дозволяючи моделі навчатися з даних) моделі для кожного тикеру також є важливим аспектом, оскільки це дозволяє швидко та ефективно робити передбачення в майбутньому. Після того, як модель натренована, її ваги

зберігаються у файлі, який можна завантажити для використання без необхідності повторного тренування.

Пропонована модель глибокого навчання побудована з використанням бібліотеки TensorFlow і представлена як об'єкт класу Sequential (рис. 2.5). Ця модель складається з трьох шарів: два з яких є рекурентними нейронними мережами типу LSTM (Long Short-Term Memory), а останній шар – це Dense (щільний) шар. Кожен із цих шарів виконує свою унікальну функцію, яка разом сприяє високій точності прогнозування.

```
model = tf.keras.Sequential([
    tf.keras.layers.LSTM(50, return_sequences=True, input_shape=(X_train.shape[1], X_train.shape[2])),
    tf.keras.layers.LSTM(50),
    tf.keras.layers.Dense(1)
])

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

history = model.fit(X_train, y_train, epochs=200, batch_size=4, validation_data=(X_test, y_test), verbose=2, shuffle=False)
```

Рис. 2.5. Налаштування моделі.

Джерело: розрахунки автора.

Перший шар є LSTM-шаром з 50 нейронами. Цей шар має параметр `return_sequences=True`, що означає, що він повертає не тільки останній вихід у послідовності, але й всю послідовність виходів. Це корисно для моделювання тимчасових залежностей у вхідних даних, оскільки кожен елемент у послідовності може бути важливим для прогнозування кінцевого результату. Вхідні дані до цього шару мають форму `(X_train.shape[1], X_train.shape[2])`, що відповідає довжині послідовності і кількості ознак на один часовий крок.

Другий шар також є LSTM-шаром з 50 нейронами, але без параметра `return_sequences`. Це означає, що цей шар повертає лише останній вихід, який є агрегованою інформацією всієї вхідної послідовності. Цей шар служить для подальшого оброблення та узагальнення даних, які були попередньо оброблені першим LSTM-шаром.

Третій шар – це щільний (Dense) шар, який складається з одного нейрона. Він приймає вхід від другого LSTM-шару і перетворює його на один вихідний сигнал, що представляє собою прогнозоване значення. У контексті задачі

прогнозування цін на фондовому ринку, цей вихідний сигнал представляє собою прогнозовану ціну акції на наступний день.

## Висновки до розділу 2

У другому розділі цієї роботи було ретельно розглянуто сучасні методи глибокого навчання, які використовуються для прогнозування трендів і цін на фондових ринках. Зокрема, виділено два основні види глибоких нейронних мереж, що знаходять широке застосування в цій сфері: LSTM (мережі з довгою короткочасною пам'яттю) і моделі, що використовуються для задач обробки природної мови. Обидва підходи мають свої переваги та недоліки, а також специфічні області застосування.

Наукові праці за обраною темою мають більше науковий характер і спрямовані на аналіз актуальності та результативності використання зазначених технік для прогнозування цін на фондових ринках. Було встановлено, що застосування методів глибокого навчання є доцільним, особливо в умовах зростаючого інтересу до фінансових технологій та штучного інтелекту в інвестиційному середовищі. Проте слід зазначити, що основною метою цих досліджень є не досягнення максимальної ефективності алгоритмів чи високої точності передбачуваних цін, а скоріше розуміння обмежень та можливостей використання таких моделей в практичних умовах фінансових ринків.

Для отримання адекватних результатів вхідні дані проходили ретельний процес попередньої обробки. У даній роботі було застосовано кілька важливих кроків для досягнення бажаного результату.

Для аналізу тональності тексту був обраний алгоритм VADER (Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner), популярний інструмент для аналізу коротких повідомлень, таких як твіти або коментарі в соціальних мережах. Використання цього алгоритму для прогнозування цін на фондовому ринку є обґрунтованим завдяки його здатності враховувати контекст та емоційні оцінки термінів, що використовуються в тексті. VADER розраховує композитний скор, що варіюється від -1 (надзвичайно негативний) до +1 (надзвичайно

позитивний), і надає відсоткові значення позитивних, негативних та нейтральних тонів у тексті.

Наступним важливим етапом у процесі побудови моделі машинного навчання було розбиття даних на тренувальні та тестові (валідаційні) набори. Це дозволяє оцінити продуктивність моделі та її здатність до узагальнення на нових даних. Стандартним співвідношенням для розподілу даних вважається 80:20. У випадку часових рядів дані розподіляються в хронологічному порядку, щоб уникнути витоку інформації.

Для початкового аналізу була використана двошарова модель LSTM з 50 нейронами в кожному шарі. Така структура є базовою, але достатньо потужною, щоб дати первинне уявлення про продуктивність моделі на наявних даних. Після отримання початкових результатів вони були оцінені, і за необхідності модель буде ускладнена та поглиблена для досягнення кращих показників.

Таким чином, у другому розділі було докладно розглянуто сучасні методи глибокого навчання для прогнозування цін на фондових ринках, включаючи попередню обробку даних, аналіз тональності новин і застосування моделей LSTM. Результати показали, що хоча ці методи мають певні обмеження, вони все ж можуть бути ефективними інструментами для передбачення ринкових трендів, якщо їх правильно застосовувати і враховувати специфіку оброблюваних даних.

### **РОЗДІЛ 3. РЕЗУЛЬТАТИ ПРОГНОЗУВАННЯ ТРЕНДІВ ТА ЦІН НА ФОНДОВИХ РИНКАХ ОБРАНИМ АЛГОРИТМОМ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ. АНАЛІЗ ПОМИЛОК ТА РЕКОМЕНДАЦІЇ ДЛЯ ПОКРАЩЕННЯ ТОЧНОСТІ АЛГОРИТМУ**

#### **3.1. Результати прогнозування трендів та цін на фондових ринках обраним алгоритмом глибинного навчання**

Для прогнозування були обрані наступні компанії: Novo Nordisk (NVO) – датська багатонаціональна фармацевтична компанія – 1 місце за капіталізацією в ЄС; ASML (ASML) – нідерландська багатонаціональна промислова компанія, що спеціалізується на розробці та виробництві систем фотолітографії – 3 місце; SAP (SAP) – німецька корпорація, розробник програмного забезпечення та надавач послуг консалтингу – 6 місце; Accenture (CAN) – станом на 2022 рік вважається найбільшою консалтинговою компанією в світі за кількістю співробітників – 7 місце [23].

Ціна акцій наведених компаній є досить різноманітною (див. рис. 3.1). Вони демонструють різні тенденції та динаміку, оскільки належать до різних секторів економіки. Це забезпечує можливість всебічної перевірки роботи алгоритму на різних наборах даних. Аналіз цін на акції компаній з різних галузей дозволяє оцінити, наскільки універсальним і адаптивним є алгоритм при обробці та прогнозуванні фінансових показників.

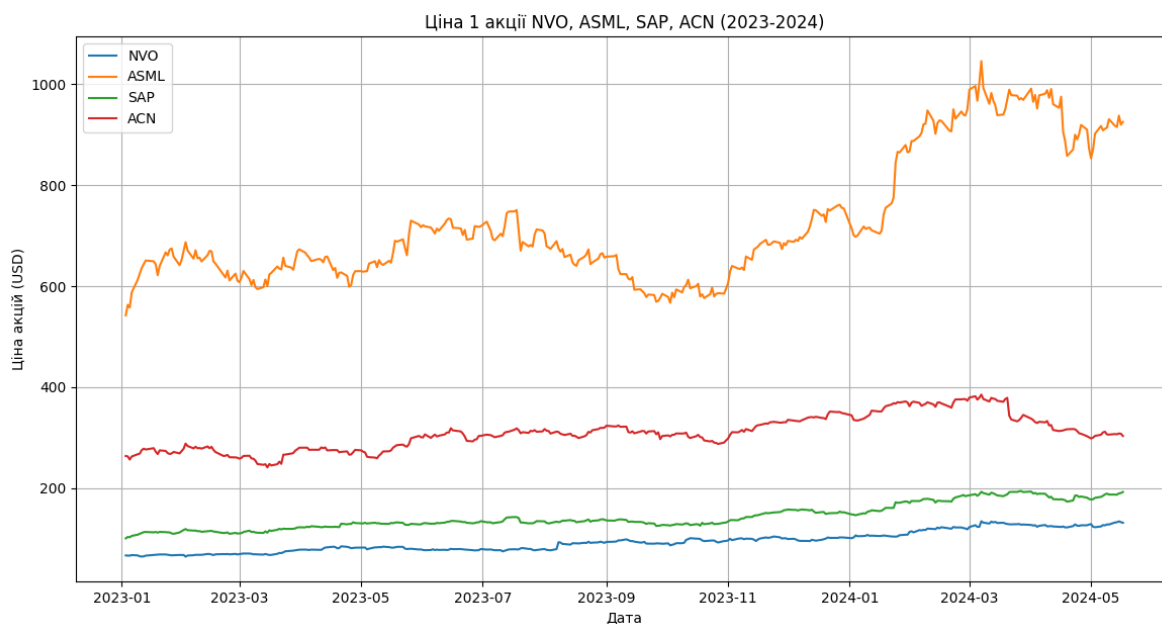


Рис. 3.1. Ціни акцій NVO, ASML, SAP, ACN (2023-01-01, 2024-05-20). Джерело: [24].

Результати прогнозування зображені на рис. 3.2. Кожен випадок варто детальніше розглянути:

У випадку NVO алгоритм показав менш ніж задовільні результати в прогнозуванні. Хоча загальна тенденція зростання та падіння цін була передбачена правильно, реальний рівень зростання цін виявився значно вищим, ніж очікувалося;

Прогнози для компаній ASML та SAP були досить точними. Модель успішно передбачила динаміку цін акцій цих компаній, і результати прогнозування виявилися досить близькими до реального стану ринку.

Прогнозовані ціни для компанії CAN майже точно відповідають реальним цінам. Це може свідчити про високу ефективність моделі у прогнозуванні цін акцій цієї компанії. Такі результати можуть бути важливими для інвесторів, які шукають стабільність та надійність у своїх інвестиціях.

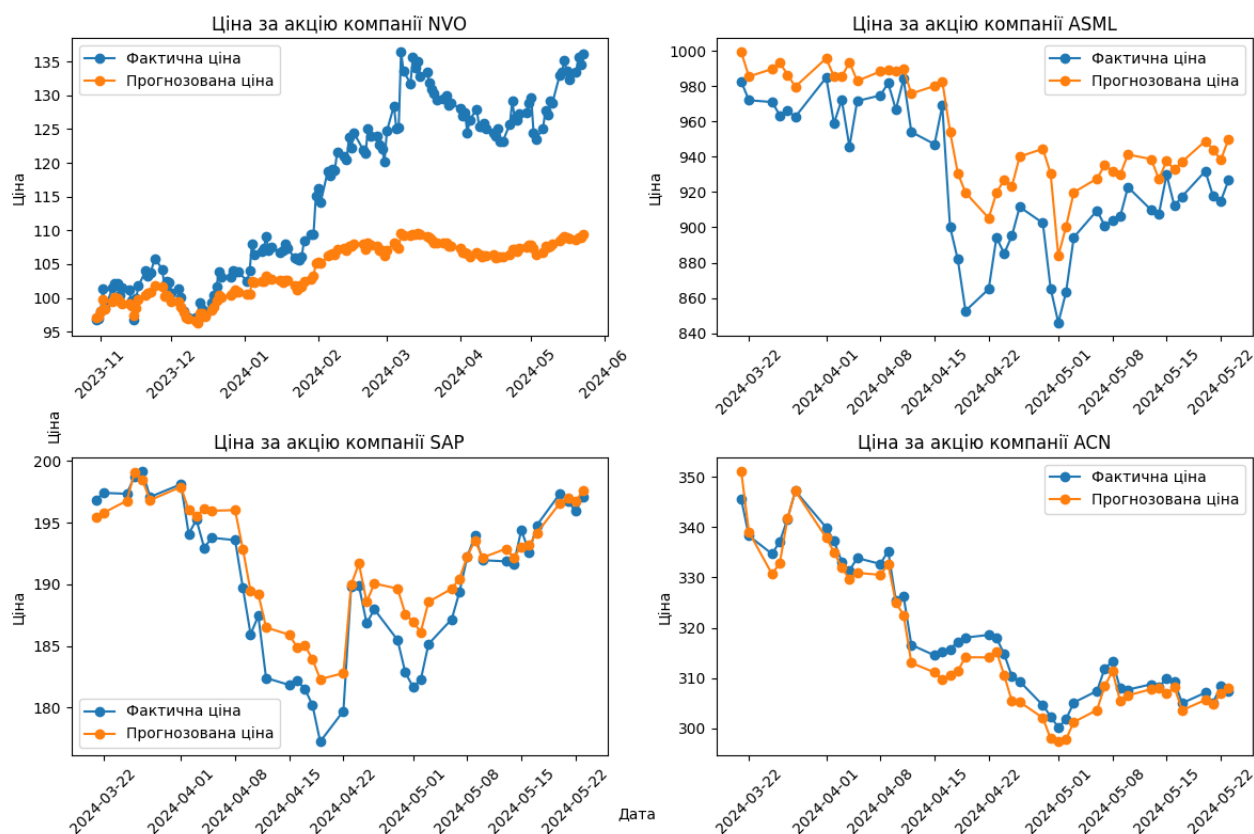


Рис. 3.2. Прогнозування цін за акцію для компаній NVO, ASML, SAP, CAN. Джерело: розрахунки автора.

Для подальшого покращення та оцінки ефективності алгоритму, варто розробити ефективну систему оцінювання. Для того, аби оцінити кінцеві результати прогнозованих значень, буде доцільним вирахувати відношення значення середньої абсолютної похибки до середнього значення ціни акції за спостережуваний період. Це дозволить нівелювати різницю функції втрат для випадків з різним прогнозованим періодом та отримати економічний зміст ефективності обраного алгоритму (потенційне відхилення прогнозованої ціни). Розрахунки представлені у табл. 3.1.

Таблиця 3.1. Розрахунок похибки, на основі якої можна аналізувати результати моделі.

Тикер	Кількість спостережень	Середня абсолютна похибка	Остання ціна	Відсоток похибки
NVO	143	11,969	136,108	8,79%
ASML	45	26,513	926,722	2,86%

SAP	44	1,991	197,068	0,99%
CAN	45	2,719	307,315	0,88%

Джерело: розрахунки автора.

Найкращий результат, що було видно з графіків рис 3.2., показали прогнози акцій компанії Accenture (CAN), найгірший – Novo Nordisk (NVO). Варто відмітити, що хоча прогнозовані ціни компанії ASML (ASML) мають найбільшу середню абсолютну похибку, яка в 13 разів перевищує похибку для ACN, відсоток похибки більший лише в 3 рази. Це говорить про те, що для дорожчих акцій похибка буде більшою, оскільки абсолютні зміни в ціні акцій впливають на значення похибки. Обраний підхід демонструє об'єктивність оцінювання, оскільки враховує вартість акцій та їхні коливання.

### **3.2 Робота над помилками та рекомендації щодо покращення точності алгоритму**

Одна з найголовніших методик, які не були використані в попередній версії алгоритму, проте можуть дати чутливий приріст точності та ефективності моделі – це Dropout – це техніка регуляризації, яка використовується для запобігання перенавчанню (overfitting) нейронних мереж. Вона була запропонована в 2014 році в статті «Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting» [25] Дж. Хінтон та його колегами. Під час навчання нейронної мережі, на кожному кроці стохастичного градієнтного спуску, випадково вимикається певний відсоток нейронів (зазвичай 20-50%). Це означає, що ці нейрони не беруть участі в обчисленнях під час поточного кроку навчання. Вимкнені нейрони не передають свої значення на наступні шари, що змушує мережу навчатися більш узагальненим представленням даних. Цю техніку також можна вважати способом створення ансамблю нейронних мереж, оскільки кожного разу, коли вимикається частина нейронів, утворюється нова підмодель.

На рис. 3.3 зображена архітектура оновленої моделі, з урахуванням доданих шарів Dropout, які йдуть одразу після шарів LSTM. Обрана частота – 0.2, або ж 20%.

```
def initialize_model(X_train):
    model = tf.keras.Sequential([
        tf.keras.layers.LSTM(50, return_sequences=True, input_shape=(X_train.shape[1], X_train.shape[2])),
        tf.keras.layers.Dropout(dropout_rate),
        tf.keras.layers.LSTM(50),
        tf.keras.layers.Dropout(dropout_rate),
        tf.keras.layers.Dense(1)
    ])
    model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')
    return model
```

Рис. 3.3. Оновлена архітектура алгоритму, з урахуванням шарів Dropout. Джерело: розрахунки автора.

На рис 3.4 представлені результати середньоквадратичної похибки (функції втрат) для розробленого алгоритму. Можна помітити, що до 30-ї епохи функція втрат майже не змінюється, отже немає сенсу тренувати модель довше, оскільки це буде зайва втрата часу, а результат від цього краще не стане, отже для наявної архітектури моделі, можна обмежитись 30 епохами.

```
Epoch 25/200
143/143 - 0s - 2ms/step - loss: 6.9501e-04 - val_loss: 0.0625
Epoch 26/200
143/143 - 0s - 2ms/step - loss: 7.9743e-04 - val_loss: 0.0594
Epoch 27/200
143/143 - 0s - 2ms/step - loss: 6.7661e-04 - val_loss: 0.0520
Epoch 28/200
143/143 - 0s - 2ms/step - loss: 6.1673e-04 - val_loss: 0.0542
Epoch 29/200
143/143 - 0s - 2ms/step - loss: 6.1677e-04 - val_loss: 0.0713
Epoch 30/200
143/143 - 0s - 2ms/step - loss: 6.8896e-04 - val_loss: 0.0700
```

Рис. 3.4. Результати середньоквадратичної похибки (функції втрат). Джерело: розрахунки автора.

Результати нової моделі наведені в табл. 3.2. Похибка прогнозованих цін для компаній NVO та SAP зростає, у той час як для ASML та ACN вона

знизилась. В залежності від потреб інвестора, він може обрати, які результати більше відповідають його вимогам.

Таблиця 3.2. Результати моделі з методикою Dropout.

Тикер	Кількість спостережень	Середня абсолютна похибка	Остання ціна	Відсоток похибки
NVO	143	15,438	136,108	11,34%
ASML	45	14,584	926,722	1,57%
SAP	45	3,337	197,068	1,69%
ACN	45	2,402	307,315	0,78%

Джерело: розрахунки автора.

Наступним методом для покращення результатів моделі може бути зміна розміру послідовності (кількості попередніх дат, які використовуються для передбачення цільової змінної). Використання більшої кількості попередніх дат дозволяє моделі виявляти довгострокові тенденції та залежності, які можуть бути важливими для точного прогнозування. Зокрема, для фінансових ринків, де тренди можуть тривати місяцями або навіть роками, це може бути дуже корисним. Результати зміни розміру послідовності з 20 днів до 25 наведені в табл. 3.3.

Таблиця 3.3. Результати моделі з розміром послідовності 25 днів.

Тикер	Кількість спостережень	Середня абсолютна похибка	Остання ціна	Відсоток похибки
NVO	142	13,154	136,109	9,66%
ASML	44	16,111	926,722	1,74%
SAP	44	3,258	197,068	1,65%
ACN	44	2,434	307,315	0,79%

Джерело: розрахунки автора.

Останнім способом покращення моделі – є її поглиблення. Поглиблення моделі означає збільшення кількості шарів та/або параметрів у нейронній мережі. У даному випадку, кількість параметрів у першому шарі було збільшено з 50 до 110, у другому – з 50 до 100. На рис. 3.5. зображена оновлена архітектура алгоритму.

```
def initialize_model(X_train):
    model = tf.keras.Sequential([
        tf.keras.layers.LSTM(110, return_sequences=True, input_shape=(X_train.shape[1], X_train.shape[2])),
        tf.keras.layers.LSTM(100),
        tf.keras.layers.Dense(1)
    ])
    model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')
    return model
```

Рис 3.5. Архітектура моделі зі збільшеною кількістю параметрів.

Джерело: розрахунки автора.

Збільшення кількості параметрів в кожному з шарів моделей, призвів до найкращих результатів, які були отримані в процесі тестування різних методів, щодо покращення роботи алгоритму. Ознайомитись з ними можна в табл. 3.4 Відсоток похибки для компанії NVO зменшився більш ніж на 50% від початкового значення (з 8,79% до 5,48%), результати прогнозування цін для ASML теж суттєво покращились (з 2,76% до 2,16%), точність для SAP майже не змінилась (з 0,99% до 0,98%), приємним результатом стало покращення прогнозованих цін для компанії ACN (з 0,88% до 0,79%), це є великою перемогою, оскільки зменшення такої малої похибки дуже складно досягти.

Таблиця 3.4. Результати моделі зі збільшеною кількістю параметрів.

Тикер	Кількість спостережень	Середня абсолютна похибка	Остання ціна	Відсоток похибки
NVO	142	7,460	136,109	5,48%
ASML	44	20,038	926,722	2,16%
SAP	44	1,922	197,068	0,98%
ACN	44	2,427	307,315	0,79%

Джерело: розрахунки автора.

### **3.3 Результати прогнозування трендів та цін на фондових ринках обраним алгоритмом глибинного навчання з врахуванням рекомендацій та використанням методів щодо покращення**

Варто розглянути детальніше отримані результати прогнозування трендів та цін на фондових ринках обраним алгоритмом глибинного навчання з врахуванням рекомендацій та використанням методів щодо покращення. Для покращення візуального досвіду, буде використана ВІ-система “Microsoft BI”.

Враховуючи той факт, що прогнозовані ціни саме для компанії Nova Nordisk (NVO) мали найбільше відхилення, то саме на цьому конкретному прикладі можна детально розглянути, в яких моментах у обраних алгоритмів виникали складнощі. Почати варто з огляду першої версії алгоритму, яка мала відсоток похибки 8,79%, проте, звернувши увагу на рис. 3.6, можна помітити наскільки великою є ця розбіжність. Збільшена модель, яка показала найкращі результати, доволі точно спрогнозувала ріст ціни на акції NVO у лютому 2024 – березні 2024, та з гарною точністю зберегла тренд, проте раптовий приріст в травні не був відображений. Найгірший результат показала модель з технікою Dropout. Це можна пояснити тим, що вона використовується в дуже великих та глибоких моделях, аби запобігти перенавчанню та покращити результати алгоритму. В досліджуваному випадку, перепорою став малий розмір вхідних даних, та розміри моделі.

Результати прогнозування динаміки цін акції компанії Novo Nordisk (NVO)

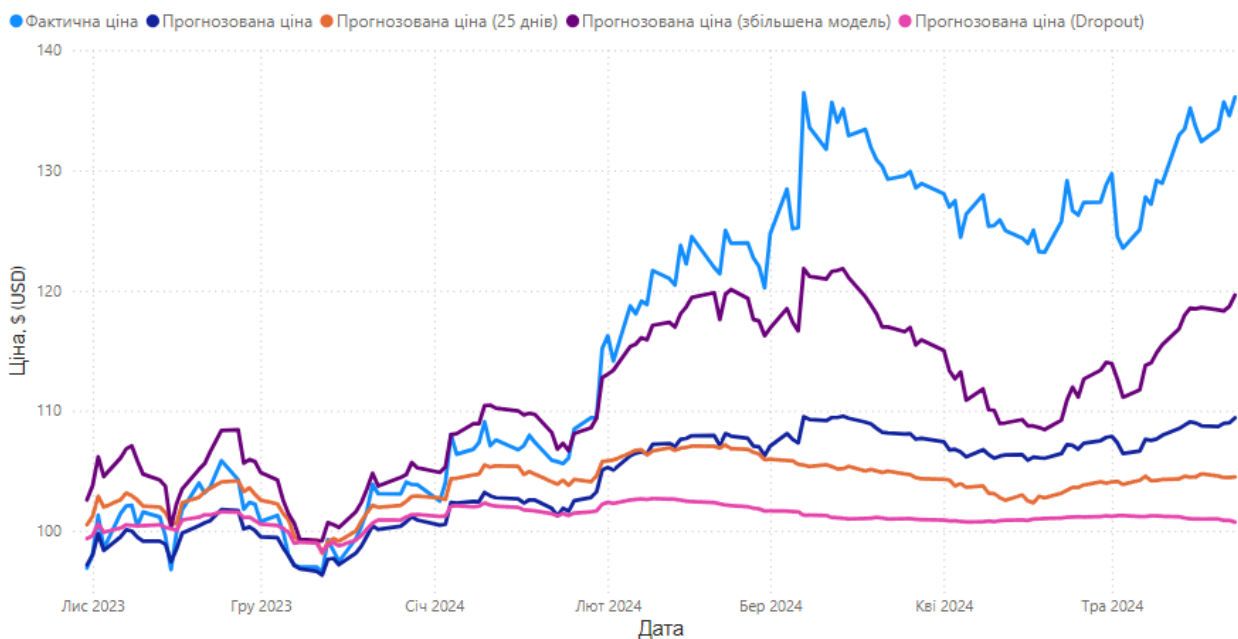


Рис 3.6. Результати прогнозування динаміки цін акцій компанії Novo Nordisk (NVO).

Джерело: розрахунки автора.

На відміну від прогнозованих цін для Novo Nordisk (NVO), з ASML модель з Dropout справилась значно краще, що відзначає її здатність адаптуватися до складних ринкових умов і забезпечувати стабільність передбачень. Однак, на графіку (див. рис. 3.7) можна побачити, що мала похибка у передбаченнях для ASML є більше збереженням загального тренду, ніж точними передбаченнями кожного цінового коливання. Це свідчить про те, що модель добре вловлює загальну тенденцію ринку, але може мати певні труднощі з передбаченням точних значень на короткострокових інтервалах. З іншого боку, збільшена модель з більшою кількістю шарів LSTM майже ідеально спрогнозувала різкі падіння в середині квітня 2024 та на початку травня 2024 року. Це свідчить про її підвищену здатність вловлювати навіть незначні зміни у ринкових даних і реагувати на них відповідно.

Результати прогнозування динаміки цін компанії ASML (ASML)

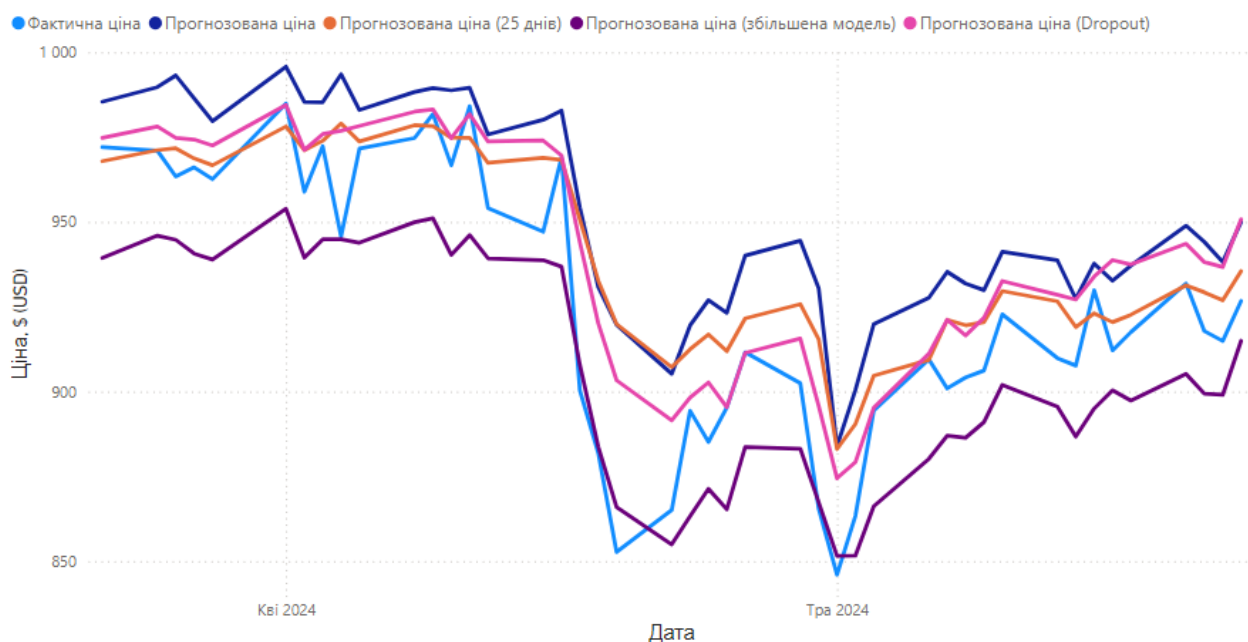


Рис 3.7. Результати прогнозування динаміки цін акцій компанії ASML (ASML).  
Джерело: розрахунки автора.

Схожу ситуацію мають прогнози для компанії SAP SE (SAP), зображені на рис. 3.8.

Результати прогнозування динаміки цін акції компанії SAP SE (SAP)

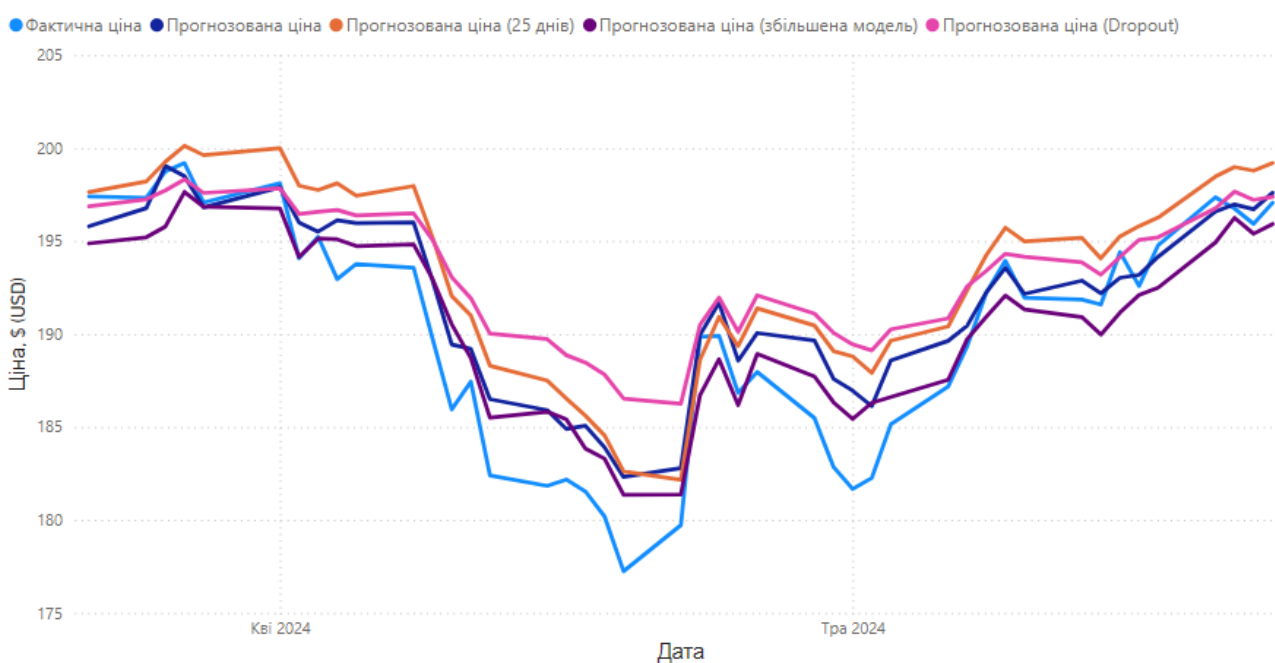


Рис 3.8. Результати прогнозування динаміки цін акції компанії SAP SE (SAP).  
Джерело: розрахунки автора.

Найкращі результати були отримані для акцій компанії Accenture (ACN). Різниця в точності прогнозування між моделями є мінімальною: для базової моделі максимальна похибка склала 0,88%, а мінімальна – 0,78%. Ця незначна різниця підтверджується графіком на рис. 3.9, де прогнозовані ціни моделей майже збігаються з фактичними даними. Дивлячись на графік, неймовірно важко визначити, який з алгоритмів є найкращим, оскільки усі вони демонструють високий рівень точності в передбаченнях.

Мінімальна різниця в точності між моделями може бути обумовлена високою якістю даних для компанії Accenture (ACN), що дозволяє навіть простішим моделям досягати високих результатів. Акції Accenture характеризуються стабільними трендами і відносно низькою волатильністю, що сприяє більш точним передбаченням. Крім того, навіть базова модель LSTM з двома шарами вже здатна досить точно відображати ринкові тенденції і робити коректні прогнози.

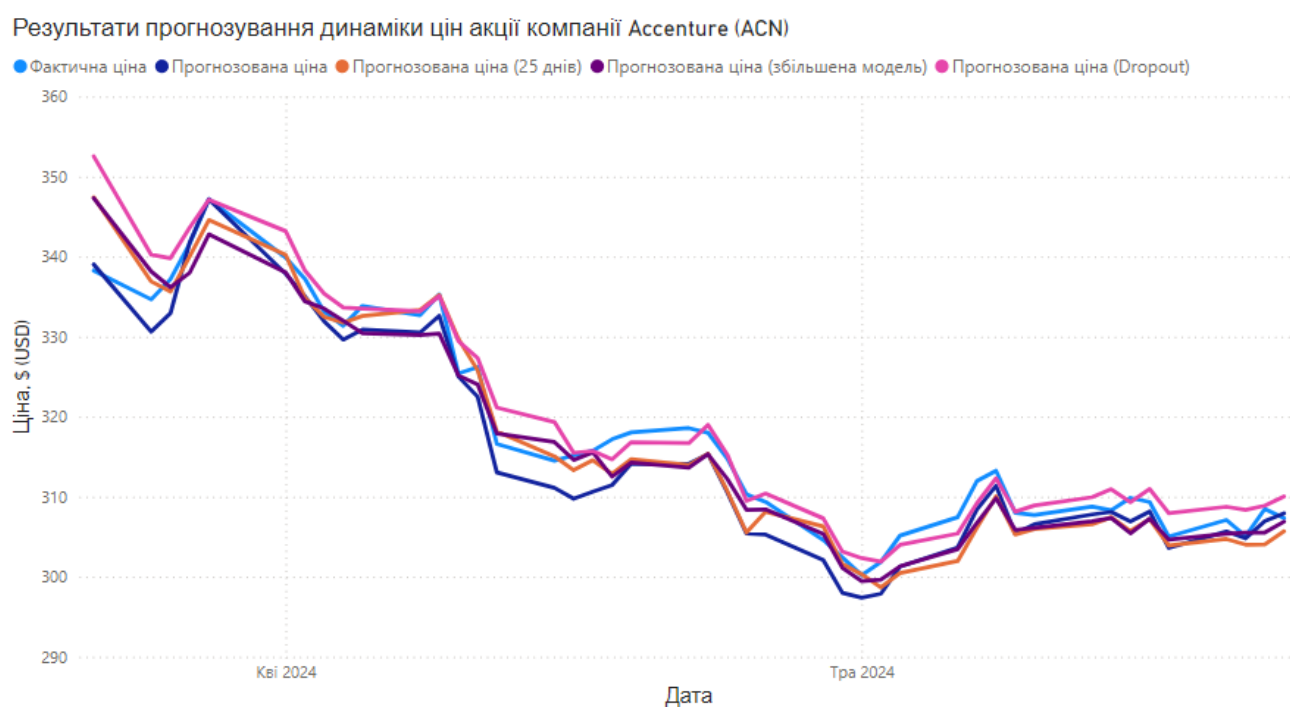


Рис 3.9. Результати прогнозування динаміки цін акції компанії Accenture (CAN). Джерело: розрахунки автора.

### Висновки до розділу 3

У третьому розділі роботи було детально проаналізовано результати прогнозування трендів та цін на фондових ринках за допомогою обраних методів глибокого навчання, зокрема з використанням LSTM моделей. Основною метою було не лише побудувати ефективні прогностичні моделі, але й покращити їх точність за допомогою різних технік та підходів.

На початковому етапі були використані базові моделі LSTM для прогнозування цін акцій різних компаній. Ці моделі продемонстрували здатність захоплювати основні тренди на ринку, але потребували подальшого вдосконалення для підвищення точності передбачень. Зокрема, було виявлено, що базові моделі інколи не справлялися з передбаченням різких змін у цінах акцій, що є критично важливим для точного прогнозування.

Для покращення результатів прогнозування було використано декілька методів. Один з основних методів – це техніка Dropout, яка полягає у випадковому "вимкненні" деяких нейронів під час тренування моделі. Це дозволяє зменшити перенавчання моделі і, відповідно, підвищити її здатність до узагальнення на нових даних. Використання Dropout значно покращило результати прогнозування для більшості акцій, зменшивши похибки та зробивши моделі більш стійкими до коливань ринку.

Ще одним важливим кроком у покращенні моделей було збільшення їх глибини. Додавання додаткових шарів LSTM дозволило моделі краще захоплювати складні патерни у даних та враховувати більш довготривалі залежності. Це особливо актуально для фінансових часових рядів, де події минулого можуть мати значний вплив на майбутні ціни. Глибші моделі продемонстрували значне покращення у точності передбачень, зокрема для акцій таких компаній як Accenture та ASML.

Окрім цього, було змінено розмір послідовності (кількість попередніх дат), яка використовується для передбачення цільової змінної. Це дозволило моделі краще враховувати тренди та сезонні ефекти у даних. Оптимізація цього

параметру допомогла покращити точність передбачень, оскільки модель змогла врахувати більш релевантну інформацію для прогнозування майбутніх цін.

Результати, отримані після застосування цих методів, продемонстрували значне покращення точності передбачень. Зокрема, акції компанії Accenture (ACN) показали найкращі результати з мінімальною різницею між фактичними та прогнозованими цінами. Це підтверджує ефективність використаних методів для покращення моделі. Для акцій компанії ASML також було досягнуто високих результатів.

Варто відзначити, що модель, побудована з врахуванням рекомендацій, майже ідеально передбачила різкі падіння у ціні акцій у визначені дати, що є важливим досягненням для подальшого використання в реальних умовах ринку.

## ВИСНОВКИ

У першому розділі дослідження був проведений аналіз історичного розвитку європейського фондового ринку. Від стародавнього Риму до сучасності, ринок пройшов складний шлях еволюції. Визначні історичні події, такі як утворення перших бірж у Нідерландах та Англії, індустріальна революція та глобалізація, значно вплинули на формування сучасного фондового ринку. Цей історичний огляд допомагає зрозуміти основи та закономірності, які лежать в основі сучасних фінансових систем.

Важливим аспектом дослідження є аналіз наслідків повномасштабного вторгнення в Україну у 2022 році на європейський фондовий ринок. Ця подія мала суттєвий вплив на економічну стабільність та ринкову кон'юнктуру, викликаючи значні коливання на ринках. Економічні санкції, енергетична криза та загальна невизначеність призвели до збільшення волатильності та ризиків для інвесторів. Це підкреслює важливість аналізу геополітичних факторів у контексті фінансових ринків.

Перший розділ завершився аналізом сучасного стану європейського фондового ринку. Позитивні тенденції, такі як зростання інвестицій у технологічні компанії та розвиток зеленої економіки, створюють оптимістичні перспективи для подальшого зростання. Водночас, існують виклики, пов'язані з регуляторними змінами та глобальними економічними тенденціями. Прогнози вказують на потенційне зростання ринку за умови стабілізації економічної ситуації та адаптації до нових умов.

У другому розділі роботи було представлено сучасні методи глибокого навчання, такі як LSTM (Long Short-Term Memory) та методи обробки природної мови, які використовуються для прогнозування трендів та цін на фондових ринках. Ці методи демонструють високу ефективність у захопленні складних залежностей у фінансових даних, що робить їх корисними інструментами для інвесторів та аналітиків.

Однак, разом з перевагами, методи глибокого навчання мають і певні недоліки. Основними з них є високі вимоги до обчислювальних ресурсів,

складність інтерпретації моделей та ризик перенавчання. У роботі були розроблені рекомендації щодо подолання цих недоліків, такі як використання технік регуляризації, збільшення обсягу та якості тренувальних даних.

У третьому розділі роботи були представлені результати прогнозування трендів та цін на фондових ринках за допомогою обраного алгоритму глибокого навчання. Найкращі результати показали акції компанії Accenture (ACN), тоді як акції Novo Nordisk (NVO) мали найгірші результати. Для покращення точності алгоритму було розглянуто застосування додаткових технік, таких як Dropout, зміна розміру послідовності та підвищення складності моделі.

На основі проведеної роботи над помилками та впровадження рекомендованих методик, результати прогнозування значно покращилися. Це підкреслює важливість постійного аналізу та оптимізації моделей машинного навчання для досягнення більш високої точності та надійності передбачень.

Отже, проведене дослідження демонструє, що сучасні методи глибокого навчання мають значний потенціал для прогнозування трендів та цін на фондових ринках. Однак для досягнення найкращих результатів необхідно враховувати сучасний стан ринку, а також постійно вдосконалювати методи обробки даних та моделі. Це дослідження надає корисні інструменти та рекомендації, які можуть бути використані для подальшого розвитку фінансових технологій та підвищення ефективності інвестиційних стратегій.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Ананьєв М. Ю. Етапи еволюції фондових ринків. С. 1. URL: [https://kneu.edu.ua/get\\_file/5618/%D0%95%D1%82%D0%B0%D0%BF%D0%B8%20%D0%B5%D0%B2%D0%BE%D0%BB%D1%8E%D1%86%D1%96%D1%97%20%D1%84%D0%BE%D0%BD%D0%B4%D0%BE%D0%B2%D0%B8%D1%85%20%D1%80%D0%B8%D0%BD%D0%BA%D1%96%D0%B2.pdf](https://kneu.edu.ua/get_file/5618/%D0%95%D1%82%D0%B0%D0%BF%D0%B8%20%D0%B5%D0%B2%D0%BE%D0%BB%D1%8E%D1%86%D1%96%D1%97%20%D1%84%D0%BE%D0%BD%D0%B4%D0%BE%D0%B2%D0%B8%D1%85%20%D1%80%D0%B8%D0%BD%D0%BA%D1%96%D0%B2.pdf)
2. Щупак І. Я, Бурлака О. В., Піскарьова І. О. Всесвітня історія 7 клас: підручник, нова програма. Харків, 2020. 96 с.
3. Юлія Мельницька. Від ярмарки до фондової біржі: Історія створення всесвітніх стокових гігантів. *Investory News*. 2020. URL: <https://investory.news/vid-yarmarki-do-fondovoi-birzhi-istoriya-stvorennya-vsesvitnix-stokovix-gigantiv/>
4. Finra. Market Cap Explained. URL: <https://www.finra.org/investors/insights/market-cap>
5. Elliot Smith. European stocks log worst year since 2018 as rate hikes, Ukraine war rattle markets. *CNBC*. 2022. URL: <https://www.cnbc.com/2022/12/30/european-stocks-set-to-log-worst-year-since-2018.html>
6. Google Finance. URL: <https://www.google.com/finance/quote/SXXP:INDEXSTOXX?sa=X&ved=2ahUKEwjy2YGr0JGFAxW7SPEDHWtXBuwQ3ecFegQIJxAf&window=MAX>
7. Khushi Singh, Shubham Batra. Europe's STOXX 600 at all-time high as Nvidia boosts global tech shares. *Reuters*. 2024. URL: <https://www.reuters.com/markets/europe/europes-stoxx-600-hits-all-time-high-technology-boost-2024-02-22/>
8. Avijeet Biswal. Stock Market Prediction using Machine Learning in 2024. *Simplilearn*. 2024. URL: <https://www.simplilearn.com/tutorials/machine-learning-tutorial/stock-price-prediction-using-machine-learning>

9. Lazard Asset Management. Outlook on Europe. *Lazard Asset Management*. 2024. URL: <https://www.lazardassetmanagement.com/research-insights/outlooks/european-outlook>
10. Kevin Taylor, Jerry Ng. Natural Language Processing and Multimodal Stock Price Prediction. *arXiv*. 2023. URL: <https://arxiv.org/pdf/2401.01487>
11. Tran Phuoc, Pham Thi Kim Anh, Phan Huy Tam, Chien V. Nguyen. Applying machine learning algorithms to predict the stock price trend in the stock market – The case of Vietnam. *Nature*. 2024. URL: <https://www.nature.com/articles/s41599-024-02807-x>
12. Gaurang Sonkavde, Deepak Sudhakar Dharrao, Anupkumar M. Bongale, Sarika T. Deokate, Deepak Doreswamy and Subraya Krishna Bhat. Forecasting Stock Market Prices Using Machine Learning and Deep Learning Models: A Systematic Review, Performance Analysis and Discussion of Implications. *MDPI*. 2023. URL: <https://www.mdpi.com/2227-7072/11/3/94>
13. Xiaobin Tang, Nuo Lei, Manru Dong, Dan Ma. Stock Price Prediction Based on Natural Language Processing. *ResearchGate*. 2022. URL: [https://www.researchgate.net/publication/360440608\\_Stock\\_Price\\_Prediction\\_Based\\_on\\_Natural\\_Language\\_Processing1](https://www.researchgate.net/publication/360440608_Stock_Price_Prediction_Based_on_Natural_Language_Processing1)
14. Karlo Puh, Marina Bagić Babac. Predicting stock market using natural language processing. *Emerald*. 2023. URL: [https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/AJB-08-2022-0124/full/html?utm\\_source=repec&utm\\_medium=feed&utm\\_campaign=repec](https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/AJB-08-2022-0124/full/html?utm_source=repec&utm_medium=feed&utm_campaign=repec)
15. Dr. J Rogel-Salazar. Transformers — self-attention to the rescue. *Domino.ai*. 2023. URL: <https://domino.ai/blog/transformers-self-attention-to-the-rescue>
16. Stanford CS25: V1 I Transformers United: DL Models that have revolutionized NLP, CV, RL. *Youtube*. 2022. URL: [https://www.youtube.com/watch?v=P127jhj-8-Y&list=PLoROMvodv4rNiJRchCzutFw5ItR\\_Z27CM](https://www.youtube.com/watch?v=P127jhj-8-Y&list=PLoROMvodv4rNiJRchCzutFw5ItR_Z27CM)

17. Jacob Devlin Ming-Wei Chang Kenton Lee Kristina Toutanova. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *arXiv*. 2019. URL: <https://arxiv.org/pdf/1810.04805>
18. Finnhub Stock API. URL: <https://finnhub.io/>
19. Finnhub API Docs. URL: <https://finnhub.io/docs/api/market-news>
20. VaderSentiment. URL: <https://vadersentiment.readthedocs.io/en/latest/>
21. Scikit-learn, Machine Learning in Python, MinMaxScaler. URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.MinMaxScaler.html>
22. V. Roshan Joseph. Optimal Ratio for Data Splitting. *arXiv*. 2022. URL: <https://arxiv.org/pdf/2202.03326>
23. Companies Market Cap. Largest companies in the EU by market capitalization. URL: <https://companiesmarketcap.com/european-union/largest-companies-in-the-eu-by-market-cap/>
24. PyPi, YFinance. URL: <https://pypi.org/project/yfinance/>
25. Nitish Srivastava, Geoffrey Hinton, Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Ruslan Salakhutdinov. Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting. *ResearchGate*. 2022. URL: [https://www.researchgate.net/publication/286794765\\_Dropout\\_A\\_Simple\\_Way\\_to\\_Prevent\\_Neural\\_Networks\\_from\\_Overfitting](https://www.researchgate.net/publication/286794765_Dropout_A_Simple_Way_to_Prevent_Neural_Networks_from_Overfitting)

### Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра

№	Етапи роботи	Терміни виконання	Відмітка керівника про виконання
1	Вибір наукового керівника та теми дослідження, затвердження їх рішенням кафедри	01.11.2023	
2	Затвердження завдання та календарного плану виконання кваліфікаційної роботи бакалавра	21.11.2023	
3	Збір інформації, її аналіз, обробка, консультації з науковим керівником	10.04.2024	
4	Підготовка роботи відповідно до вимог оформлення	20.04.2024	
5	Перевірка роботи на плагіат	03.06.2024	
6	Подача роботи для попереднього захисту	03.06.2024	
7	Отримання відгуку наукового керівника	03.06.2024	
8	Отримання рецензії на кваліфікаційну роботу бакалавра	10.06.2024	
9	Подача остаточного зброшурованого варіанту роботи	10.06.2024	
10	Захист роботи на засіданні ЕК	19.06.2024	

**Науковий керівник:** Шпирко Віктор Васильович

**Студент:** Скічко Кирил Ігорович

**Київський національний університет імені Тараса Шевченка**  
**Економічний факультет**  
**Кафедра економічної кібернетики**

**ЗАВДАННЯ**

**на кваліфікаційну роботу бакалавра**

студента 4 курсу спеціальності 051 «Економіка», ОПП «Економічна  
кібернетика»

Скічка Кирила Ігоровича

1. Тема роботи: «Прогнозування динаміки цін на фондовому ринку Європи з використанням методів глибокого навчання».
2. Термін завершення роботи: 02.06.2024.
3. Попередній захист роботи: 03.06.2024.
4. Об'єкт дослідження: європейські фондові ринки, зокрема акції компаній, що торгуються на цих ринках.
5. Предмет дослідження: методи глибокого навчання для прогнозування цін на акції, а також різні техніки покращення моделей прогнозування.
6. Мета дослідження: розробка ефективної моделі прогнозування цін на акції європейських фондових ринків із використанням методів глибокого навчання, зокрема LSTM.
7. Завдання дослідження:
  - 7.1. Дослідження сучасного стану європейських фондових ринків та перспектив їхнього зростання.
  - 7.2. Розгляд сучасних методів глибокого навчання для прогнозування трендів та цін на фондових ринках, виявлення їх основних недоліків та розробка рекомендацій для їхнього усунення.

7.3. Розробка процесу попередньої обробки даних, створення архітектури алгоритму та його тренування на тестових даних. Аналіз результатів прогнозування та покращення моделі з використанням різних технік.

Науковий керівник: кандидат економічних наук, доцент кафедри економічної кібернетики, Шпирко Віктор Васильович

Студент: .....

(підпис)

Затверджено на засіданні кафедри економічної кібернетики  
протокол № 4 від 22.11.2023 р.