

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук
(повна назва)

Кафедра Штучного інтелекту
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Розробка інтелектуального асистенту для дилінгових систем
на основі рекурентної нейронної мережі
(тема)

Виконав:
здобувач четвертого року навчання,
групи ІТШ-21-1

Максим Алексєєв
(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна
Освітня програма Штучний інтелект
(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. Олег Золотухін
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри ШІ _____
(підпис)

Олег ЗОЛОТУХІН
(власне ім'я, прізвище)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерних наук _____

Кафедра _____ Штучного інтелекту _____

Рівень вищої освіти _____ перший (бакалаврський) _____

Спеціальність _____ 122 Комп'ютерні науки _____
(код і повна назва)

Тип програми _____ освітньо-професійна _____

Освітня програма _____ Штучний інтелект _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____

(підпис)

« _____ » _____ 20 ____ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві _____ Алексєєву Максиму Миколайовичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи _____ Розробка інтелектуального асистенту для дилінгових систем на основі рекурентної нейронної мережі _____

затверджена наказом університету від 19 травня 2025 р. № 378Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 17 червня 2025 р.

3. Вихідні дані до роботи Фінансові статті, специфікація мови програмування JavaScript, документація розробки на мові програмування JavaScript, шаблони програмування на мові JavaScript, документація середовища Webstorm, документація Tensorflow.js, документація React.js

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1) Аналіз предметної галузі та постановка задачі _____

2) Аналіз існуючих систем _____

3) Проектування системи _____

4) Програмна реалізація системи _____

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 83 с., 25 рис., 3 табл., 3 дод., 22 джерела.

ЕКОНОМІЧНЕ ПРОГНОЗУВАННЯ, ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ФОНДОВИЙ РИНОК, JAVASCRIPT ДОДАТОК, REACT, TENSORFLOW.

Об'єктом дослідження є фондові ринки й правила, за допомогою яких вони функціонують.

Метою роботи є розробка інтелектуального віртуального асистента для фінансового прогнозування даних про акції на фондовому ринку з впровадженням мови програмування JavaScript.

Методами досліджень є аналіз предметної галузі фінансових ринків, аналіз концепції нейронних мереж, а також аналіз літератури та електронних ресурсів.

Результатом кваліфікаційної роботи є розроблена демоверсія інтелектуального віртуального асистента для фінансового прогнозування даних фондових ринків деяких компаній.

ABSTRACT

Bachelor's thesis contains: 83 pp., 25 fig., 3 tabl., 3 ann., 22 references.

ECONOMIC FORECASTING, JAVASCRIPT APPLICATION, INTELLIGENT SYSTEM, NEURAL NETWORKS, REACT, STOCK MARKET, TENSORFLOW.

The object of the study is stock markets and the rules by which they function.

The purpose of the work is to develop an intelligent virtual assistant for financial forecasting of stock market data with the implementation of the JavaScript programming language.

The research methods are analysis of the subject area of financial markets, analysis of the concept of neural networks, as well as analysis of literature and electronic resources.

The result of the Bachelor thesis is the developed demo version of an intelligent virtual assistant for financial forecasting of stock market data of some companies.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів	8
Вступ	9
1 Аналіз предметної галузі та постановка задачі	11
1.1 Аналіз фондового ринку	11
1.1.1 Фондовий ринок та його функції	12
1.1.2 Цінні папери як біржовий товар	14
1.1.3 Характеристика фондового ринку з точки зору предмету економічної прогнозованості	22
1.2 Аналіз нейронних мереж	23
1.2.1 Загальна інформація про штучні нейронні мережі	23
1.2.2 Методи навчання штучних нейронних мереж.....	27
1.2.3 Аналіз нейронних мереж, придатних до прогнозування.....	29
1.3 Постановка задачі дослідження	37
2 Аналіз існуючих систем.....	38
2.1 Моделі прогнозування фінансових рядів	40
2.1.1 Регресивні моделі прогнозування.....	42
2.1.2 Моделі експоненціального згладжування.....	44
2.2 Порівняння моделей прогнозування.....	45
2.3 Вибір виду нейронної мережі.....	47
3 Проектування системи	48
3.1 Визначення вхідних даних.....	48
3.2 Попередня обробка даних.....	49
3.3 Алгоритм прогнозування	49
3.4 Додаткові пояснюючі змінні	50
3.5 Точність результату.....	50
3.6 Моделювання прогнозу.....	51
3.6.1 Прогнозування обсягу.....	51
3.6.2 Прогнозування ціни	53

3.7	Моделювання торгівлі.....	54
4	Програмна реалізація системи	55
4.1	Вибір мови програмування середовища розробки, фреймворків та бібліотек	55
4.1.1	Робота з React.js.....	57
4.1.2	Робота з Tensorflow.js.....	58
4.2	Розробка додатку	61
4.2.1	Створення моделі	61
4.2.2	Робота з вхідними даними.....	62
4.2.3	Робота з рекурентними зв'язками.....	64
4.2.4	Тренування та тестування РНМ.....	65
4.3	Результати роботи програми	66
4.3.1	Прогнозування обсягу.....	67
4.3.2	Прогнозування ціни	68
4.4	Оцінки помилок	69
4.5	Технічні підсумки.....	70
	Висновки.....	72
	Перелік джерел посилання	73
	Додаток А Початковий код компонентів	76
	Додаток Б Початковий код алгоритмів	79
	Додаток В Відомість кваліфікаційної роботи.....	83

**ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ,
СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ**

НМ – нейронна мережа;

ПЗ – програмне забезпечення;

РНМ – рекурентна нейронна мережа;

ШІ – штучний інтелект;

ШНМ – штучна нейронна мережа.

ВСТУП

Ринок цінних паперів, також відомий як фондовий ринок, являє собою публічну торгову ділянку для торгівлі акціями різних компаній. Прогнозування на ринку цінних паперів – це спроба визначити майбутню ціну акції компанії. Успішне прогнозування ціни може принести величезний прибуток трейдеру. Одна з основних гіпотез полягає в припущенні, що ціни на акції формуються зважаючи на всю доступну інформацію у світі про дані компанії. Бажання дізнатися майбутню картину на фондовому ринку дало поштовх розвитку кількох методологій для прогнозування ситуацій на ринку цінних паперів. Виділяють три основні категорії, на які поділяють наявні методології, що використовуються для прогнозування ціни акцій: фундаментальний аналіз, технічний аналіз і технологічні методи. Кожна така методологія спрямована на максимізацію точності передбачення. При цьому різні методології пророкують або точне значення кінцевої ціни, або тренд руху ціни в певному часовому інтервалі.

Проблема точності передбачення цін акцій є актуальною для всіх спекулянтів на фондовому ринку. У даній роботі буде запропоновано розв'язання даної задачі, засноване на технологіях даних майнінг і машинного навчання, а саме нейронних мереж. НМ не є інноваційним підходом до вирішення даної проблеми. Навпаки, вони використовуються досить повсюдно. Найпопулярніший вид використовуваних НМ – нейронна мережа прямого поширення й метод зворотного поширення помилки, як метод навчання багатослового перцептрона.

НМ використовуються у фінансовому аналізі, як інструмент імітації агента, який торгує на фондовому або іншому ринку, завдяки якому можна досягти відмінних доходів за рахунок торгівлі на даних ринках.

Одна з найважливіших проблем у роботах з НМ – це неоднозначність способу попередньої обробки вхідних даних, так як не існує загальновизнаної методології для оцінки ефективності того чи іншого

підходу в даному питанні. Це може бути пояснено тим, що варіативність потенційних вхідних даних зростає до такої міри, що розробити класифікатор і методологію для кожного типу таких даних просто не є можливим. Таким чином, у даній роботі, окремий розділ буде присвячено процесу попередньої обробки даних і введення необхідних вхідних залежних змінних, які в сукупності повинні привести до більш ефективного аналізу та прогнозування прибутковості на фондовому ринку. У межах практичної частини даної роботи потрібно розробити програмне забезпечення, що використовують в якості обчислювального механізму для прогнозування – НМ. Вихідні дані будуть мати вигляд конкретних значень економічних показників відповідно до числових вхідних даних, що надходять. Завдання оцінки якості роботи побудованого додатка буде полягати в порівнянні результатів, отриманих за допомогою НМ, з реальними значеннями з тестової вибірки.

Результати роботи оформлені у вигляді пояснювальної записки, яка містить такі розділи, як опис об'єкту автоматизації; огляд сучасного стану задачі; вимоги до задачі, що розроблюється; вимоги до функціональної структури задачі; вимоги до забезпечуючої частини; опис постановки задачі; розробка елементів інформаційного забезпечення; розробка, обґрунтування та оцінка алгоритму вирішення задачі; розробка елементів програмного забезпечення; вибір та обґрунтування комплексу технічних засобів; захист інформації; розробка методичних рекомендацій щодо використання системи.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

1.1 Аналіз фондового ринку

Розвиток ринку та ускладнення товарно-грошових відносин об'єктивно викликали формування та вдосконалення його інфраструктури. Інфраструктура ринку – це система спеціалізованих організацій, покликаних сприяти функціонуванню окремих ринків. Зокрема, на ринках товарів і послуг функціонує система оптової та роздрібної торгівлі, товарні біржі. Підприємства торгівлі мають роль перших елементів інфраструктури ринку, завдяки яким відбувається впорядкування руху товарних потоків, збирається необхідна інформація про стан справ на окремих ринках товарів і послуг.

Під сучасним ринком розуміють будь-яку систему, що дає можливість покупцям і продавцям здійснювати вільну купівлю-продаж товарів. Сучасний високорозвинений ринок виконує шість основних взаємопов'язаних функцій:

- посередницька функція;
- ціноутворююча функція;
- інформуюча функція;
- регулююча функція;
- стимулююча функція;
- оздоровлююча функція.

Як і будь-яка об'єктивно існуюча система, ринок має власну інфраструктуру. Термін «Інфраструктура» був вперше використаний ще на початку нинішнього століття в економічному аналізі для позначення об'єктів і споруд, що забезпечують нормальну діяльність збройних сил. У 40-і роки на Заході під інфраструктурою стали розуміти сукупність галузей, що сприяють нормальному функціонуванню виробництва матеріальних благ і послуг. Стосовно до ринку (ринковій економіці) інфраструктура являє

собою сукупність організаційно-правових та економічних відносин, що зв'язує ці відношення при всьому їхньому різноманітті в одне ціле. Ринковій економіці необхідна інфраструктура – система взаємозалежних спеціалізованих організацій, що обслуговують потік товарів, послуг, грошей, цінних паперів і робочої сили. Класифікація ринкової інфраструктури, її специфічний зміст визначається особливостями ринків, у межах яких функціонують ці елементи. Фондовий ринок – це місце торгівлі володінням цінних паперів, де ціни на ці папери визначаються попитом і пропозицією на них, а сам процес купівлі-продажу регламентується правилами й нормативами.

1.1.1 Фондовий ринок та його функції

Біржа – це некомерційна організація, тобто неприбуткова організація, звільнена від сплати податку на прибуток. Для покриття витрат по організації біржової торгівлі з учасників стягується ряд платежів (податок на угоду, укладену в торговому залі; плата компаній за додавання їх цінних паперів до біржового списку; щорічні внески членів біржі і т.п.). Усі ці внески і складають основні статті доходів біржі, які йдуть на утримання установи біржі й заробітну плату її службовцям.

Роль фондової біржі в економіці країни визначається насамперед ступенем роздержавлення власності, точніше – часткою акціонерної власності у виробництві валового національного продукту. Крім того, роль біржі залежить від рівня розвитку фондового ринку в цілому.

Ознаки класичної фондової біржі:

– це централізований ринок з фіксованим місцем торгівлі, тобто наявністю торгової площадки;

– на даному ринку існує процедура відбору найкращих товарів (цінних паперів), що відповідають певним вимогам (фінансова

стійкість і великі розміри емітента, масовість цінного паперу, як однорідного й стандартного товару, масовість попиту і т.д.);

– наявність тимчасового регламенту торгівлі цінними паперами й стандартних торгових процедур;

– централізація реєстрації угод і розрахунків за ними;

– встановлення офіційних (біржових) котирувань;

– нагляд за членами біржі (із позицій їх фінансової стійкості, безпечного ведення бізнесу й дотримання етики фондового ринку).

Проаналізувавши все це, можемо зробити висновок, що фондова біржа дозволяє забезпечити концентрацію попиту й пропозиції цінних паперів, їх збалансованість шляхом біржового ціноутворення, реально відбиває рівень ефективності функціонування акціонерного капіталу.

На продаж на фондовій біржі виступають цінні папери, а в якості цін на ці товари – курси цих паперів. Спосіб призначення ціни на біржі аукціонний – її викрикують. Існують й електронні біржі, але перевага залишається за класичними біржами.

На біржі можуть продавати не всі товари, а тільки допущені до неї. До того ж спосіб купівлі-продажу значно різноманітніший й більш регламентований. Товари, що потрапляють на біржу, обов'язково проходять процедуру лістингу (додавання цінних паперів до котирувального списку біржі), після чого такі цінні папери називають обліковими. Для того щоб потрапити в цей список, цінні папери підприємств повинні відповідати певним вимогам, що висуваються біржою. Зокрема, ці вимоги стосуються рівня виручки, величини робочого капіталу, ринкової ціни випуску цінних паперів, обсягів розміщених цінних паперів шляхом відкритої підписки і т.п. Ці вимоги можуть бути різні на різних біржах. Після подання заявки на лістинг спеціальна комісія на біржі вивчає її, і в разі задоволення взаємних вимог підприємство підписує з біржою офіційну угоду про лістинг.

Основними функціями біржі є: мобілізація тимчасово вільних грошових коштів через продаж цінних паперів, встановлення їхньої

ринкової вартості, потік капіталу між галузями, компаніями і сферами, обіг цінних паперів на вторинному ринку, створення постійно діючого ринку для більш якісних цінних паперів, визначення цін на цінні папери (сприяє їх формуванню), поширення інформації про цінні папери, що котуються на біржі (принцип «інформаційної прозорості»), підтримка професіоналізму учасників і в певній мірі контроль за їх діяльністю, зведення покупця і продавця з метою укладення угоди. Біржа є барометром ділової активності, індикатором ринкової кон'юнктури, відображає циклічний характер відтворення.

Більшість акцій фірм торгується на віртуальному фондовому сайті. Усі фактичні торгівлі відбуваються у вигляді специфічного аукціону, на якому потенційній покупець оголошує про певну ціну, за яку він готовий купити акції, а потенційній продавець, у свою чергу, афішує свою ціну на наявну в нього інтелектуальну власність.

Впродовж довгого часу гравці на біржі були інвесторами з довгостроковими відносинами з тією чи іншою фірмою на біржі. На поточний момент, типи учасників варіюються від невеликих інвесторів акцій кількох фірм до цілих фондів.

1.1.2 Цінні папери як біржовий товар

Цінним папером є документ, що засвідчує з дотриманням встановленої форми й обов'язкових реквізитів майнові права, здійснення й передача яких можливі тільки при його пред'явленні. Іншими словами, цінні папери засвідчують майнові права власника документа, здійснення й передача яких можливі тільки при їх пред'явленні.

Цінні папери відповідають наступним вимогам:

- оборотність;
- доступність для цивільного обороту;
- стандартність і серійність;

- документальність;
- регулювання та визнання державою;
- ринковість;
- ліквідність;
- ризик.

Цінні папери як об'єкти цивільних прав мають вільний характер переходу від однієї особи до іншої в порядку універсального правонаступництва й не обмежені в обороті.

Функції цінних паперів мають велику значимість для суспільства. По-перше, вони залучають грошові кошти в різні сфери економіки, галузі народного господарства і т.п. По-друге, встановлюють певні права для їх власників: право на отримання частини прибутку емітента у вигляді дивідендів, право на першочергове отримання дивіденду, право на повернення самого капіталу з нарахуванням відсотків; право на участь в управлінні і т.п.

Цінні папери є масовими, стандартними й взаємозамінними, продаються й купуються за вільними цінами, тому вони відповідають вимогам, що висуваються до біржових товарів.

На фондових біржах об'єктом торгівлі є різноманітні цінні папери, які можна класифікувати за ознакою поширення майнових прав: на актив, що становить основу цінного паперу, або на зміну його ціни. Така класифікація класична, але не єдино можлива:

- основні цінні папери – це цінні папери, в основі яких лежать майнові права на який-небудь актив (зазвичай на товар, гроші, капітал, майно, різного роду ресурси та ін.);

- первинні – цінні папери, засновані на активах, до числа яких не входять самі цінні папери (акції, облігації, векселі тощо);

- вторинні – цінні папери, що випускаються на основі первинних цінних паперів. Це цінні папери на самі цінні папери (депозитарні розписки та ін.);

– похідні цінні папери з'явилися в результаті розвитку фондового ринку, розширення й ускладнення операцій із цінними паперами для формалізації торгових угод. Вони являють собою фінансові контракти на укладення угод із цінними паперами в договірні терміни;

– виробничі цінні папери – це бездокументарні форми вираження майнового права (зобов'язання), що виникає в зв'язку зі зміною ціни базисного активу, тобто активу, що лежить в основі даного цінного паперу. В якості базисних активів можуть розглядатися товари (зерно, м'ясо, нафта, золото і т.д.), основні цінні папери (акції та облігації) і т.п. До виробничих цінних паперів належать ф'ючерсні контракти та опціони;

– ф'ючерсний контракт – це певним чином оформлений контракт на придбання певної кількості цінних паперів у встановлений період за базисною ціною, яка фіксується при завершенні контракту. Такі контракти строго стандартизовані і відображають конкретні вимоги продавців і покупців цінних паперів. Ф'ючерсний контракт являє собою договір, згідно з яким одна особа продає іншому певну кількість цінних паперів за фіксованим курсом, але із зобов'язанням здійснити операцію не відразу, а до встановленого терміну. Покупець зобов'язаний прийняти цінні папери в зазначений термін і сплатити за них суму, обумовлену в контракті незалежно від реальної курсової вартості паперів до цієї дати. Таким чином, момент виконання продавцем і покупцем своїх зобов'язань не збігається з датою укладення угоди. На момент продажу ф'ючерсного контракту його власник може й не мати в наявності тих цінних паперів, які він пропонує купити, сподіваючись придбати їх до дати виконання контракту за ціною нижче ціни контракту.

Суть опціону полягає в оформленні контракту на право покупки або продажу певної кількості цінних паперів. Покупець опціону виплачує його продавцю винагороду (премію), при цьому він може реалізувати або не реалізувати куплене право. Різноманітність ринкових ситуацій і тактик в

торгівлі опціонами, їх комбінації з ф'ючерсами роблять ці фінансові інструменти досить привабливими для інвесторів.

Біржова торгівля цінними паперами досить ризикована, тому важливо правильно оцінювати біржові цінні папери з точки зору тих ризиків, які властиві тим чи іншим цінним паперам. Особливо високий ризик при роботі з комерційними цінними паперами, що випускаються приватними компаніями. Це, по-перше, ризик втрати капіталу, вкладеного в цінні папери, що виникає у зв'язку з можливістю банкрутства емітента, по-друге, ризик втрати ліквідності. Придбаний цінний папір не можна продати на ринку без уникання значних втрат у ціні; і, по-третє, ринковий ризик, тобто ризик падіння ціни внаслідок погіршення загальної кон'юнктури ринку.

Якщо оцінювати рівень ризику різних цінних паперів, то високоризиковими, але більш прибутковими є похідні цінні папери (ф'ючерси, опціони), малоризиковими й менш прибутковими вважаються державні цінні папери та облігації компаній.

Класифікація цінних паперів – це поділ цінних паперів на види за певними ознаками. Так, цінні папери можна класифікувати за такими класифікаційними ознаками:

- термін існування – термінові, безстрокові;
- походження – первинні, вторинні;
- форма існування – паперові, безпаперові;
- національна належність – вітчизняні, іноземні;
- тип використання – інвестиційні, неінвестиційні;
- порядок володіння – пред'явницькі, іменні, ордерні;
- форма випуску – емісійні, неемісійні;
- форма власності – державні, недержавні;
- характер зверненнями – ринкові, неринкові;
- рівень ризику – високий, низький;
- наявність доходу – дохідні, безприбуткові;

- форма внеску коштів – боргові, власницькі, часткові;
- економічна сутність (вид прав) – акції, облігації, векселі та ін.;
- ступінь захисту – висококласні, низькокласні;
- обсяг наданих прав – із правом власності, із правом керування і з правом кредитування;
- територія звернення – муніципальні, державні, іноземні та загальноукраїнські;
- форма отримання доходу – із постійним доходом, із точковим доходом;
- можливість обміну – конвертовані, неконвертовані.

В економічно розвинених країнах класифікація цінних паперів насамперед визначається їх цільовим призначенням, яке у свою чергу визначає умови випуску, котирування і їх прибутковість. За цією ознакою цінні папери поділяються на:

- акції приватних, змішаних та державних компаній;
- облігації приватних компаній та корпорацій;
- державні облігації, що випускаються центральним урядом і місцевими органами державної влади;
- інші види цінних паперів.

На ринку цінних паперів існують певні стандарти, які є сукупністю економічних, юридичних і технічних вимог до цінних паперів.

Акція – це цінний папір без встановленого терміну обігу, що засвідчує внесення коштів і дає право його власнику на отримання частини прибутку підприємства у вигляді дивіденду.

Акції служать трьом основним цілям. По-перше, їх випуск необхідний при організації акціонерного товариства, щоб забезпечити новому підприємству певний початковий капітал для розгортання господарської діяльності.

По-друге, залучення додаткових грошових ресурсів вже в ході господарської діяльності. По-третє, випуск акцій використовується для обміну з метою злиття з іншою компанією.

Прибутковість акцій визначається виключно виплатою дивіденду за ними.

Акції можна розглядати як одиниці виміру власницьких інтересів членів акціонерного товариства, або акціонерів. Акція як об'єкт права власності за своїм характером являє собою категорію прав у залежності від її типу: право голосу; право на участь у прибутку акціонерного товариства (на отримання дивідендів); переважне право на покупку нових акцій; право при ліквідації (розпуск) корпорації; право на інспекцію (перевірку).

У даний час акції стають усе більш різноманітними, так як акціонерні товариства не можуть обмежуватися одним видом цінних паперів. Виникла необхідність випускати цінні папери з різними характеристиками, щоб забезпечити баланс між ціною капіталу й ризиком. Розрізняють звичайні й привілейовані акції. Привілейовані акції мають відмінні риси від звичайних акцій.

Як ризиковані цінні папери, акції зазвичай приваблюють інвесторів можливістю отримання більшого доходу, який може складатися з суми дивідендів і приросту капіталу, вкладеного в акції внаслідок підвищення їх ціни. Завдяки більшій прибутковості акції, як правило, забезпечують кращий захист від інфляції. Тому основним мотивом, що спонукає інвесторів вкладати кошти в акції, є бажання забезпечити приріст грошових вкладень внаслідок підвищення їх ціни, а також прагнення отримати великі дивіденди.

Крім пайових цінних паперів, до яких належать акції, на ринку цінних паперів звертаються й боргові цінні папери – облигації. Їх емітентами є державні та місцеві органи влади, акціонерні товариства.

Облігація – цінний папір, що засвідчує внесення її власником грошових коштів і підтверджує зобов'язання відшкодувати йому номінальну вартість цього цінного паперу в передбачений в ній термін зі сплатою фіксованого відсотка (якщо інше не передбачено умовами випуску).

Основні відмінності облігації від акції:

– облігації приносять дохід тільки протягом зазначеного на ній терміну;

– на відміну від негарантованої дивіденду за простою акцією, облігація зазвичай приносить її власнику дохід у вигляді заздалегідь встановленого відсотка від її номіналу;

– облігація акціонерного товариства не дає права виступати її власнику в якості акціонера цього товариства, тобто не дає право голосу на загальних зборах акціонерів.

Іншими основними видами цінних паперів є векселі, депозитарні розписки, чеки, ощадні сертифікати, заставні, які мають вторинний, похідний характер по відношенню до наявних на ринку акцій і облігацій. Об'єктами біржової торгівлі є варіанти на цінні папери, обмежено – депозитарні розписки.

Вексель – вид цінного паперу, грошове зобов'язання. Безперечний і безумовний борговий документ. У міжнародній торгівлі, а також у внутрішньому обороті капіталістичних країн, вексель – один із основних засобів оформлення кредитно-розрахункових відносин.

Векселя бувають:

– прості (сплачуються позичальником і містять зобов'язання платежу кредитору);

– перевідні (містять письмовий наказ власнику векселя платникові про сплату зазначеної у векселі суми грошей третій особі);

– термінові (вказаний термін оплати);

– за пред'явленням (вексель, на якому строк платежу не вказаний);

- казначейські;
- банківські;
- комерційні.

Варрант (передплатний сертифікат) – свідоцтво (сертифікат), що дає власнику право на купівлю цінних паперів (акцій, облігацій) за певною ціною і в установлений строк.

Депозитарна розписка – це свідоцтво про депонування акцій. Вони мають низку обмежень: не допускаються до обігу на фондовому ринку США, а в Європі можуть торгуватися тільки на позабіржовому ринку. Попит на депозитарні розписки на українському ринку характеризується значним зростанням.

Чек – це документ встановленої форми, що містить письмове розпорядження чекодавця банку сплатити власнику чека зазначену в ньому суму. Таким чином, чек – це, по суті, різновид переказного векселя, але з деякими особливостями.

Ощадний сертифікат – письмове свідоцтво кредитної установи про депонування грошових коштів, яке засвідчує право власника на отримання після закінчення встановленого строку депозиту (вкладу) та відсотків по ньому. Ощадні сертифікати призначені для фізичних осіб. Вони видаються банками під визначений договором відсоток на певний термін або до запиту. Якщо власник сертифіката вимагає повернення вкладених коштів за строковим сертифікатом раніше обумовленого терміну, то йому виплачується відсоток, розмір якого визначається на договірній основі при внеску грошей на зберігання.

Заставна – іменний цінний папір, який засвідчує право на отримання забезпеченого іпотекою майна після виконання грошового зобов'язання, право застави на майно, вказане в договірній іпотечі. Заставні підлягають обов'язковій державній реєстрації. Вони широко використовуються при оформленні ломбардних кредитів.

1.1.3 Характеристика фондового ринку з точки зору предмету економічної прогнозованості

Функціонування фондового ринку в ринковій економіці має надзвичайно велике значення в саморегулюванні економіки й здійсненні низки функцій, таких як:

- мобілізація тимчасово вільних грошових коштів через продаж цінних паперів;
- встановлення їх ринкової вартості;
- перелив капіталу між галузями, компаніями і сферами;
- обіг цінних паперів на вторинному ринку;
- визначення цін на цінні папери (сприяє їх формуванню);
- підтримання професіоналізму учасників торгів і в певній мірі контроль за їх діяльністю;
- формування гнучкої інституціональної структури економіки.

Дані фондового ринку є одними з найбільш досліджених даних, так як є головним джерелом доходу для безлічі фізичних і юридичних осіб. Поведінка фондового ринку, навпаки, є досить нетривіальною і іноді непередбачуваною для людини, оскільки на неї має вплив велика кількість факторів.

Під час розгляду позитивної ситуації стабільності в ринковій економіці є ймовірність побудувати прогноз, однак варто враховувати факт впливу безлічі факторів, які можуть внести будь-які спотворення або відхилити прогнозування від реального результату.

Різні методи були використані для отримання інформації щодо майбутніх значень цін, але в даній роботі пропонується розглянути метод, який застосовує нейронні мережі.

1.2 Аналіз нейронних мереж

1.2.1 Загальна інформація про штучні нейронні мережі

Під штучними нейронними мережами прийнято розуміти обчислювальні системи, які мають здібності до самонавчання, поступового підвищення своєї продуктивності. Основними елементами структури НМ є:

- штучні нейрони, що представляють собою елементарні, пов'язані між собою одиниці;
- синапс – це з'єднання, що використовується для надіслання-отримання інформації між нейронами;
- сигнал – власне інформація, що підлягає передачі.

Передача сигналу від одного нейрона до іншого через синапси є складним хімічним процесом, у ході якого специфічні трансмітерні субстанції вивільняються від нейрона, що посилає сигнал з'єднання. Ефект полягає в підвищенні або зниженні електричного потенціалу всередині тіла клітини, що одержує повідомлення. Якщо даний потенціал перевищує поріг, то нейрон приймає відповідну дію. Саме подібну характеристику ШНМ і намагається відтворити. Нейронна модель, яка зображена на рисунку 1.1, є найбільш поширеною й найчастіше використовуваною моделлю.

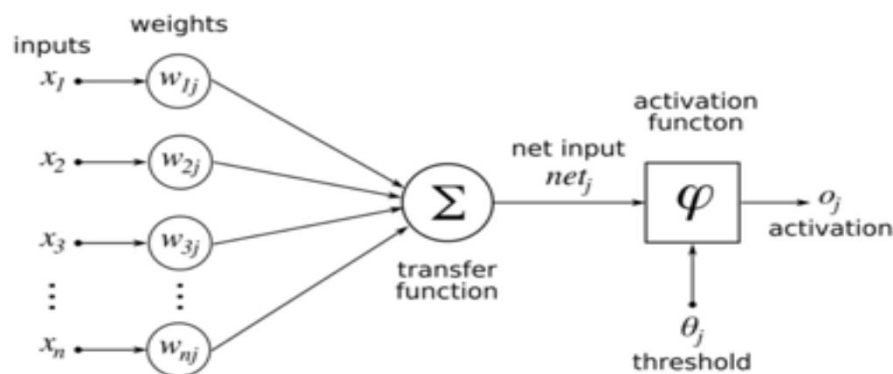


Рисунок 1.1 – Структура штучного нейрона

Кожен набір зв'язків (x) описується відповідною вагою (w). Вага нейрона може приймати позитивні й негативні значення в залежності від ефекту вхідного сигналу. Вхідні сигнали додаються один з одним суматором, який являє собою операцію лінійної комбінації. Наприкінці, функція активації перетворює вихідний сигнал в нормалізований під заданий діапазон значень.

Вважається, що в НМ такої структури інформація проходить шарами послідовно, один за одним, в один бік, у результаті перетворюючись на готове вихідне значення. Така мережа називається мережею прямого поширення.

Кожна НМ повинна мати у своєму складі як мінімум дві складові: вхідні дані й вихідний шар. Кількість прихованих шарів і кількість нейронів у них не обмежені й залежать від специфікації завдання. На рисунку 1.2 зображена типова двошарова НМ прямого поширення сигналу.

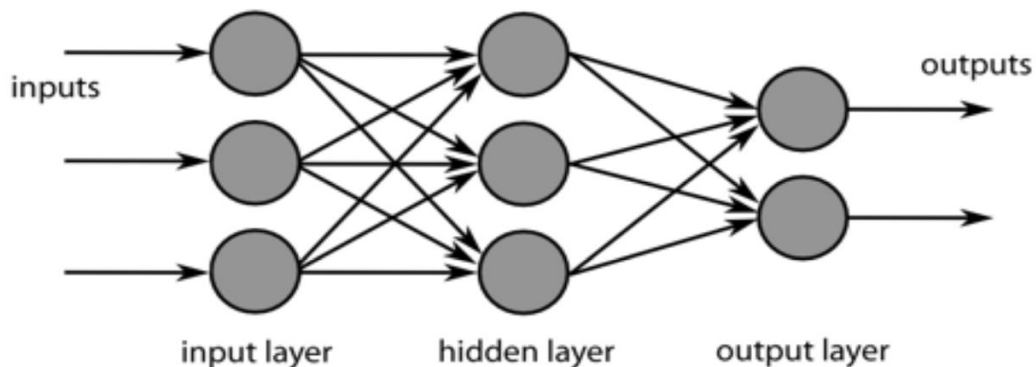


Рисунок 1.2 – Схема двошарової нейронної мережі прямого поширення сигналу (вхідний шар не враховується)

Вхідне значення кожного нейрона зважується аналогічно синаптичним зв'язкам у біологічних нейронів. Формулу активації потенціалу можна записати в наступному вигляді:

$$S = \sum_{j=1}^N w_j x_j + \theta, \quad (1.1)$$

де S – активація нейрона;

X – вхідне значення нейрона;

w – вага нейрона;

n – число нейронів у попередньому шарі;

θ – поріг активації.

Зважена сума S нейрона прихованого шару, отримана формулою вище, є аргументом нелінійної функції $f(S)$, який створює вихідне значення прихованого шару Y (рисунок 1.3):

$$Y = f(S). \quad (1.2)$$

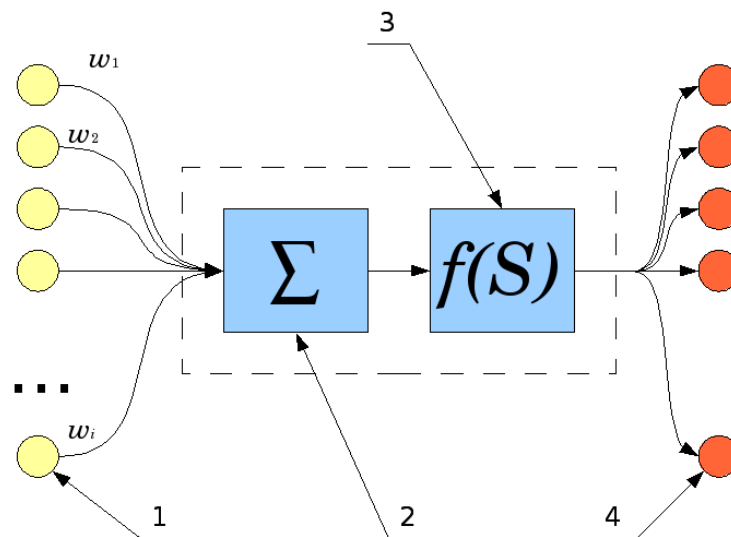


Рисунок 1.3 – Схема підсумовування значень нейронів у прихованому шарі

Саме нелінійна функція дозволяє розв'язувати комплексні завдання. Даний вид функцій було також взято з біологічної нейронної мережі. Вважається, що в мозку людини біологічні нейрони приймають рішення про спосіб реагування на інформацію, що надходить. Такий процес рішення формально називається функцією активації (рисунок 1.4).

Існує безліч функцій активації, які використовуються в процесі складання архітектури нейронної мережі. Так, при побудові ШНМ можуть бути використані, наприклад, такі види функцій активації.




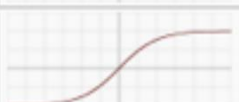


Name	Plot	Equation
Identity		$f(x) = x$
Binary step		$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x < 0 \\ 1 & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$
Logistic (a.k.a Soft step)		$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$
TanH		$f(x) = \tanh(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1$
ArcTan		$f(x) = \tan^{-1}(x)$
Softsign [7]		$f(x) = \frac{x}{1 + x }$

Рисунок 1.4 – Функції активації

На практиці найчастіше використовують лише кілька функцій. Наприклад, великою популярністю користується логістична функція активації, яка видає значення на проміжку від 0 до 1.

Галузь застосування штучних нейронних мереж із кожним роком усе більше розширюється, на сьогодні вони використовуються для таких цілей:

– розпізнавання образів та класифікація. В якості образів можуть виступати різні за своєю природою об'єкти: символи тексту, зображення, зразки звуків і т. д. При навчанні мережі пропонуються різні зразки образів із зазначенням того, до якого класу вони відносяться. Коли мережі надається

якийсь образ, на одному з її виходів повинна з'явитися ознака того, що образ належить цьому класу. У той же час на інших виходах повинна бути ознака того, що образ до даного класу не належить;

– прийняття рішень та управління. Це завдання близьке до задачі класифікації. Класифікації підлягають ситуації, характеристики яких надходять на вхід нейронної мережі. На виході мережі повинна з'явитися ознака рішення, яке вона прийняла;

– кластеризація. Під кластеризацією розуміють розбиття множини вхідних сигналів на класи, при тому, що ні кількість, ні ознаки класів заздалегідь не відомі. Після навчання така мережа здатна визначати, до якого класу належить вхідний сигнал;

– прогнозування. Здібності нейронної мережі до прогнозування безпосередньо впливають з її здатності до узагальнення та виділення прихованих залежностей між вхідними та вихідними даними. Після навчання мережа здатна передбачити майбутнє значення якоїсь послідовності на основі декількох попередніх значень або якихось наявних чинників;

– стиснення даних й асоціативна пам'ять. Здатність нейромереж до виявлення взаємозв'язків між різними параметрами дає можливість висловити дані великої розмірності більш компактно, якщо дані тісно взаємопов'язані між собою. Зворотній процес – відновлення вихідного набору даних з частини інформації – називається асоціативною пам'яттю.

1.2.2 Методи навчання штучних нейронних мереж

ШНМ не програмується у звичайному розумінні цього слова, вони навчаються. Можливість навчання – одна з головних переваг нейронних мереж над традиційними алгоритмами. Технічно, навчання полягає в знаходженні коефіцієнтів зв'язків між нейронами. У процесі навчання нейронна мережа здатна виявляти складні залежності між

вихідними й вихідними даними, а також здійснювати узагальнення. Для процесу навчання необхідно мати модель зовнішнього середовища, в якій функціонує нейронна мережа, – потрібну для вирішення задачі інформацію. По-друге, необхідно визначити, як модифікувати вагові параметри мережі.

1.2.2.1 Навчання з вчителем

Навчання з вчителем припускає, що для кожного вхідного вектора X існує цільовий вектор Y^T , що є необхідним виходом. Разом вони називаються навчальною парою. Як правило, мережа навчається для деякої кількості таких навчальних пар (навчальної множини). У ході навчання зчитується вхідний вектор X , обчислюється вихід мережі Y і порівнюється з відповідним цільовим вектором Y^T , різниця $D \sim Y^T - Y$ за допомогою зворотного зв'язку подається в мережу й змінюються ваги W відповідно до алгоритму, що прагне мінімізувати помилку ε . Зчитування векторів навчальної множини й налагодження ваг виконується доти, поки сумарна помилка для всієї навчальної множини не досягне заданого низького рівня.

1.2.2.2 Навчання без вчителя

Незважаючи на численні прикладні досягнення, навчання з вчителем критикували за його біологічну неправдоподібність. Важко уявити навчальний механізм у мозку, який би порівнював бажані й дійсні значення виходів, виконуючи корекцію за допомогою зворотного зв'язку. Якщо допустити подібний механізм в мозку, то звідки тоді виникають бажані виходи? Навчання без вчителя є набагато більш правдоподібною моделлю навчання в біологічній системі. Розвинена Кохоненом і багатьма іншими, вона не потребує цільового вектора для виходів, отже, не вимагає порівняння з ідеальними відповідями. Навчальна множина складається лише з вхідних векторів. Навчальний алгоритм налагоджує вагу мережі так,

щоб виходили узгоджені вихідні вектори, тобто щоб пред'явлення досить близьких вхідних векторів давало однакові виходи.

1.2.2.3 Генетичний алгоритм

Генетичний алгоритм являє собою метод, що відображає природну еволюцію методів вирішення проблем, і в першу чергу задач оптимізації. Генетичні алгоритми – це процедури пошуку, засновані на механізмах природного відбору й спадкоємства. У них використовується еволюційний принцип виживання найбільш пристосованих осіб. Вони відрізняються від традиційних методів оптимізації декількома базовими елементами. Зокрема, генетичні алгоритми:

- обробляють не значення параметрів самого завдання, а їх закодовану форму;
- здійснюють пошук рішення виходячи не з єдиної точки, а з їх деякої популяції;
- використовують тільки цільову функцію, а не її похідні або іншу додаткову інформацію;
- застосовують імовірнісні, а не детерміновані правила вибору.

Перераховані чотири властивості, які можна сформулювати також як кодування параметрів, операції на популяціях, використання мінімуму інформації про завдання й рандомізація операцій, приводять у результаті до стійкості генетичних алгоритмів і до їх переваги над іншими широко вживаними технологіями.

1.2.3 Аналіз нейронних мереж, придатних до прогнозування

Класичні нейронні мережі, модель роботи яких описана в першому розділі, ідеально підходять для вирішення проблем класифікації. Проблеми, в яких кожному окремому сигналу X існує єдиний Y . Іншими

словами, мережі прямого поширення сигналу добре підходять для розв'язку завдань функціонального мапінгу. Формулою це твердження можна відтворити наступним чином:

$$Y(t) = W * X(t). \quad (1.3)$$

Передбачення часових рядів не є типовою проблемою класифікації. Проблеми даного типу повинні враховувати події, що відбуваються до вхідного сигналу. Абсолютне значення показників на фондовому ринку в окремий момент часу не є достатньою інформацією для коректного прогнозування подальших значень. Важливо враховувати події, які відбулися до безпосередньої події.

Формулою це твердження можна відтворити в наступному вигляді:

$$Y(t) = W * X(t) + Y(t-1). \quad (1.4)$$

Таким чином, більш придатною архітектурою нейронної мережі для вирішення поставленого завдання прогнозування є рекурентна мережа. Для рекурентних мереж вхідні дані завжди є послідовністю значень, що ідеально підходить для задач, які засновані на часових рядах. Отже, пропонується розглянути НМ прямого поширення та РМ, порівняти їх та оцінити їхні переваги та недоліки.

1.2.3.1 Нейронні мережі прямого поширення сигналу

Нейронні мережі прямого поширення також називають багат шаровими перцептронами. Вхідний сигнал у таких мережах поширюється в прямому напрямку, від шару до шару. Багат шаровий перцептрон у загальному уявленні складається з наступних елементів:

- безлічі вхідних вузлів, які утворюють вхідний шар;
- одного або декількох прихованих шарів обчислювальних нейронів;
- одного вихідного шару нейронів.

Багатошаровий перцептрон представляє собою узагальнення одношарового перцептрона Розенблатта. Прикладом багатошарового перцептрона є наступна модель нейронної мережі (рисунок 1.5).

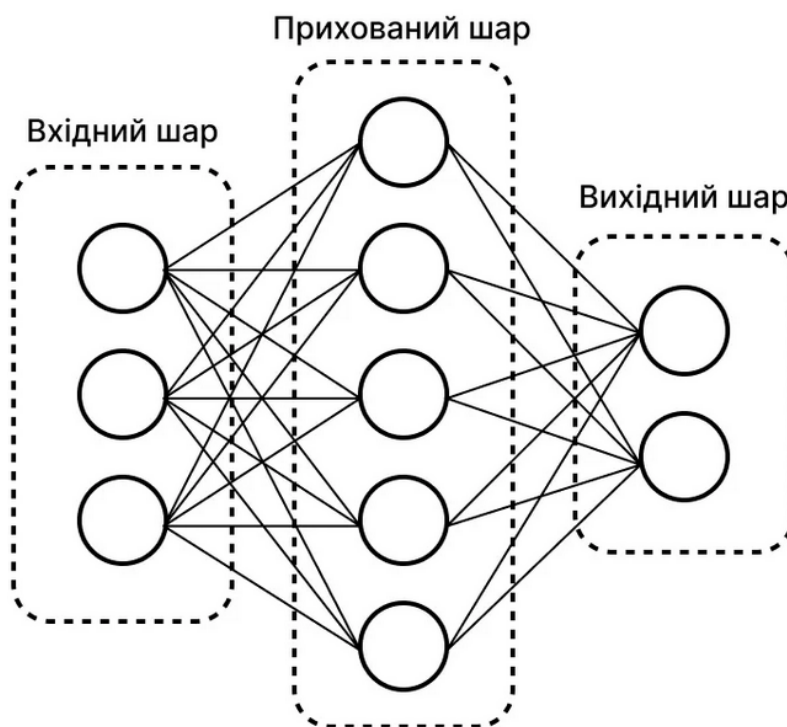


Рисунок 1.5 – Модель багатошарового перцептрона

Кількість вхідних і вихідних елементів у багатошаровому перцептроні визначається умовами завдання. Сумніви можуть виникнути щодо того, які вхідні значення використовувати, а які ні. Питання про те, скільки використовувати проміжних шарів й елементів у них, поки зовсім незрозуміле. В якості початкового наближення можна взяти один проміжний шар, а число елементів у ньому зробити рівним напівсумі числа вхідних і вихідних елементів.

Багатошарові перцептрони успішно застосовуються для вирішення різноманітних складних завдань і мають наступні три відмінні ознаки.

Перша з них вказує на те, що кожен нейрон мережі має нелінійну функцію активації.

Важливо підкреслити, що така нелінійна функція повинна бути гладкою (тобто всюди диференційованою), на відміну від жорсткої порогової функції, яку використовують в перцептроні Розенблатта. Найпопулярнішою формою функції, що задовольняє цю вимогу, є сигмоїдальна. Прикладом сигмоїдальної функції може бути логістична функція, що задається наступною формулою 1.5:

$$OUT = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha Y)}, \quad (1.5)$$

де α – параметр нахилу сигмоїдальної функції.

Змінюючи цей параметр, можемо побудувати функції з різною крутизною (рисунок 1.6).

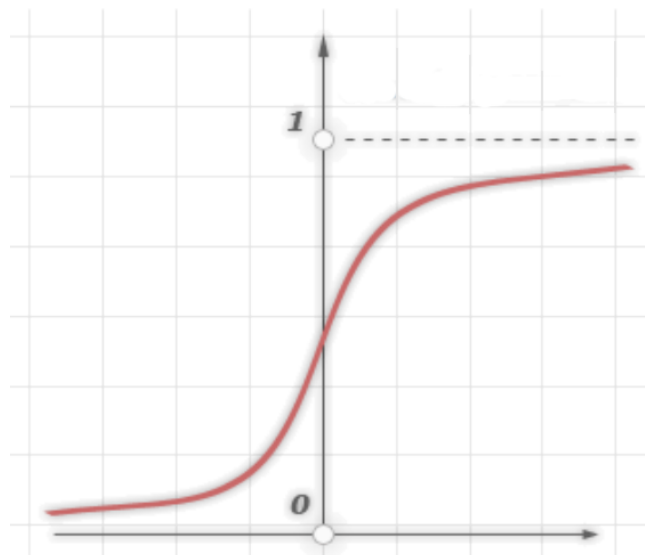


Рисунок 1.6 – Графік сигмоїдальної функції активації

Наявність нелінійності грає дуже важливу роль, так як в іншому випадку відображення «вхід-вихід» мережі можна звести до звичайного одношарового перцептрона.

Друга ознака говорить про кілька прихованих шарів.

Багатошаровий перцептрон містить один або кілька шарів прихованих нейронів, які не є частиною входу або виходу мережі. Ці нейрони дозволяють мережі навчатися вирішувати складні завдання, послідовно отримуючи найбільш важливі ознаки з вхідного образу.

Третя ознака говорить про високу зв'язність.

Багатошаровий перцептрон має високий ступінь зв'язності, що реалізовується за допомогою синаптичних з'єднань. Зміна рівня зв'язності мережі вимагає зміни безлічі синаптичних з'єднань або їх вагових коефіцієнтів.

Комбінація всіх цих властивостей разом зі здатністю до навчання на власному досвіді забезпечує обчислювальну потужність багатошарового перцептрона. Однак, ці якості є причиною неповноти сучасних знань про поведінку такого роду мереж: розподілена форма нелінійності й висока зв'язність мережі істотно ускладнюють теоретичний аналіз багатошарового перцептрона.

1.2.3.2 Рекурентні нейронні мережі

Рекурентні нейронні мережі – це клас штучних нейронних мереж, у якому з'єднання між вузлами утворюють граф, орієнтований у часі. Це створює внутрішній стан мережі, що дозволяє їй проявляти динамічну поведінку в часі. На відміну від нейронних мереж прямого поширення, рекурентні нейронні мережі можуть використовувати свою внутрішню пам'ять для обробки довільних послідовностей входів.

Дані нейронні мережі мають наступні характеристики:

– усі біологічні нейронні мережі є рекурентними;

– відомо кілька алгоритмів навчання, при цьому жоден з них не визнаний кращим;

– теоретичні та практичні складності перешкоджають легкому впровадженню в реальному житті.

Наявність зворотного зв'язку в рекурентних мережах сприяє більш продуктивній роботі таких мереж. Одним з головних мінусів таких мереж полягає в тому, що рекурентні нейронні мережі складно навчаються.

Традиційні техніки, використовувані у випадках навчання класичних нейронних мереж прямого поширення сигналу, не призводять до бажаного результату. Однак, деякі підвиди рекурентних нейронних мереж піддаються навчанню з більшою мірою, що дозволяє сформулювати адекватне рішення поставленому завданню, що засноване на часових рядах.

Як приклади подібних видів рекурентних нейронних мереж можна привести такі мережі, як нейронна мережа Елмана, нейронна мережа Джордана, які виходять з багат шарового персептрона введенням зворотних зв'язків.

Найбільш популярний навчальний алгоритм – це зворотне поширення помилки, що складається з взаємозв'язаних процесів. У прямому процесі вхідний сигнал проходить через мережу, генеруючи певний вихід. У зворотному процесі помилка (різниця між бажаним й отриманим виходом) передається від вихідних шарів до вхідних з одночасною модифікацією зв'язків нейронів так, щоб при подальшому прогоні інформації через мережу помилка на вихідному шарі зменшилася. У цьому полягає навчання мережі.

Успіх нейромережових прогнозів залежить від типу інформації, що подається на вхід, і від того, які характеристики вихідних даних значимі для завдання прогнозування. Із різних конфігурацій нейронних мереж була обрана рекурентна мережа зі зворотним зв'язком від прихованого шару до вхідного (рисунок 1.7).

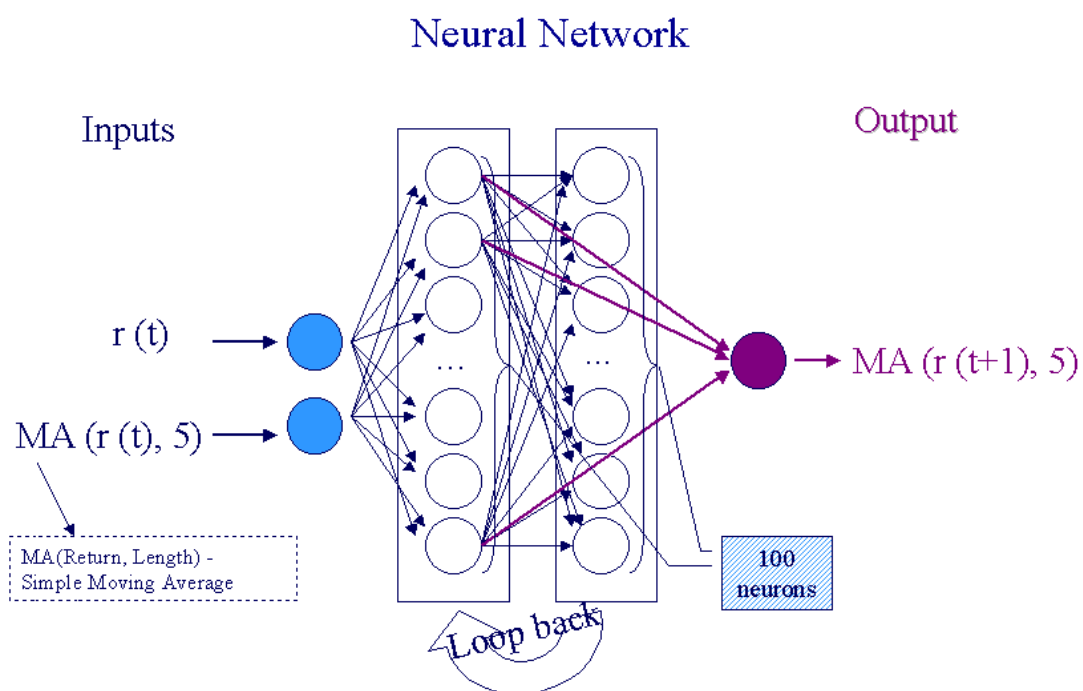


Рисунок 1.7– Архітектура нейронної мережі Елмана-Джордана

Мережа Елмана так само, як і мережа Джордана виходить з багатoshарового персептрона введенням зворотних зв'язків. Тільки сигнали на вхідний шар йдуть не від виходів мережі, а від виходів нейронів прихованого шару. Оскільки на виході нейронної мережі заплановано отримати один вихідний сигнал про прогнозовану ціну акції, у цій роботі буде розглянута саме мережа Елмана, бо в даному випадку точність її роботи буде вище.

Цей тип мереж з навчанням методом зворотного поширення помилки успішно використовувався для передбачення фінансових ринків, оскільки саме рекурентна мережа вивчає закономірності в послідовності величин, що необхідно для роботи з часовими рядами. Недоліком такої мережі є тривалий час навчання. Пошарові мережі, що навчають цим методом, на кожен ідентичний вхідний патерн відповідають одним і тим самим патерном на виході. Рекурентні мережі можуть відповідати на один і той самий вхідний патерн по-різному, у залежності від того, який патерн був попереднім. Таким чином, для них істотна послідовність навчальних

прикладів. Іншими словами, рекурентні мережі можуть бути навчені так само, як стандартні мережі зі зворотним поширенням помилки, проте навчальні приклади повинні бути впорядковані й не можуть бути надані мережі у випадково вибраному порядку. Важлива різниця з пошаровими мережами полягає в наявності в мережі Елмана-Джордана додаткового блоку, що зберігає інформацію про попередні входи. Він може бути інтерпретований як блок довготривалої пам'яті нейромережі.

Нейрони прихованого шару мережі Елмана-Джордана мають логістичну функцію активації $f(x) = 1/(1 + \exp(-x))$, тоді як нейрони вихідного шару мають лінійну функцію активації. Така комбінація дозволяє апроксимувати будь-яку функцію з кінцевим числом розривів із заданою точністю. Може бути використана симетрична логістична функція активації $f(x) = (2/(1 + \exp(-x))) - 1$. Це не вплине на прогнозувальну властивість мережі, але приведе до більш швидкої збіжності алгоритму навчання для даного типу часових рядів.

Найбільш важким у використанні даного виду нейронних мереж є вибір моменту зупинки навчання. Якщо мережу навчати недовго, то вона не вивчить вибірку навчальних прикладів. Якщо мережу навчати занадто довго, то вона вивчить приклади з шумами з як завгодно високою точністю, але виявиться нездатною узагальнювати приклади (тобто буде діяти схожим чином на даних, що не входили в навчальну множину). Для подолання цих труднощів може бути використана процедура калібрування, щоб оптимізувати мережу, застосовуючи її до незалежної тестової безлічі прикладів в процесі навчання. Калібрування дозволяє знайти оптимум нейромережі на тестовій безлічі, що означає здатність мережі до узагальнення, тобто отримання гарних результатів на нових даних. Це досягається обчисленням середньоквадратичної помилки між реальними й передбаченими виходами. Як стандартна статистична міра якості фільтрування може бути використана середньоквадратична помилка.

1.3 Постановка задачі дослідження

Після проведення теоретичної оцінки потенціалу можливостей нейронної мережі була поставлена мета розглянути й порівняти кілька варіантів найбільш придатних у контексті фінансового прогнозування нейронних мереж і зробити висновок про найефективніші з них. На базі висновків необхідно створити власну модифікацію специфікації нейронної мережі на практиці для обчислення прибутковості акцій на фондовій біржі. Хід роботи буде полягати в зборі даних у вигляді часових рядів про ціни акцій різних фірм, обробці вхідних даних, розробці максимально ефективної архітектури нейронної мережі, формуванні вхідних змінних для нейронних мереж, самого процесу прогнозування й імітації торгівлі.

Зокрема, задачу можна розбити на наступні пункти:

- ознайомитися з наявними видами структур нейронної мережі;
- ознайомитися з різними методами навчання нейронних мереж;
- визначити об'єкт для дослідження у вигляді технологічної компанії, акції якої торгуються на фондовій біржі;
- вивчити доступні дані, зробити їх препроцесінг, ввести необхідні власні додаткові змінні;
- визначити необхідну структуру нейронної мережі для вирішення поставленої мети;
- провести навчання нейронної мережі;
- упевнитися в якості отриманого результату, виміряти точність штучної нейронної мережі.

Як конкретний приклад фондової біржі було прийнято рішення розглядати одну з провідних американських фондових бірж NASDAQ. Таким чином, дана біржа буде виступати об'єктом дослідження. Предметом дослідження є прогнозування прибутковості акцій на фондових ринках за допомогою моделей штучних нейронних мереж.

2 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ СИСТЕМ

Аналіз часових рядів – сукупність математично-статистичних прийомів розбору, призначених для виявлення будови часових рядів і для їх передбачення. Сюди відносяться, зокрема, методи регресійного розбору. Виявлення будови часового ряду необхідне для того, щоб побудувати математичну модель того явища, яке є джерелом аналізованого часового ряду. Прогнозування майбутніх значень часового ряду застосовується для ефективного прийняття рішень.

Прийом прогнозування являє собою послідовність дій, у результаті виконання котрої визначається модель прогнозування конкретного часового ряду.

На першому етапі класифікації методи можна умовно поділити на дві групи: інтуїтивні й формалізовані (рисунок 2.1).



Рисунок. 2.1 – Класифікація методів прогнозування

Інтуїтивні методи передбачення базуються на судженнях та оцінках фахівців. Наразі вони часто використовуються в маркетингу, економіці, політиці, оскільки система, поведінку якої слід спрогнозувати, або надзвичайно складна й не піддається математичному опису, або ж занадто проста й не потребує такого опису.

Формалізовані методи, широко описані в науковій літературі, є

інструментами прогнозування, що дозволяють будувати математичні моделі для передбачення поведінки процесів. Суть цих методів полягає у визначенні математичної залежності, яка дає змогу розраховувати майбутні значення процесу, забезпечуючи таким чином виконання прогнозу.

У межах цього розділу роботи здійснюється аналіз формалізованих методів. Основою методу прогнозування є не лише побудова моделі, але й оцінювання точності та якості отриманих значень прогнозування. Загальний ітеративний підхід до створення математичних моделей прогнозування передбачає здійснення таких основних кроків:

На першому етапі, ґрунтуючись на власному або сторонньому попередньому досвіді, визначають загальний клас моделей, які будуть використані для прогнозування часового ряду на заданий горизонт.

Загальний клас моделей зазвичай є досить широким. Для того щоб пристосувати його до конкретного часового ряду, застосовуються спрощені методи ідентифікації відповідних підкласів моделей. Ці методи базуються на якісній оцінці характеристик часового ряду.

Після вибору підкласу моделі здійснюється оцінювання її параметрів (у випадку параметричної моделі) або ж уточнення структури (якщо модель належить до структурних). На цьому етапі, як правило, використовуються ітеративні методи, які передбачають оцінку частини або всього часового ряду при різних значеннях змінних параметрів. Цей процес є найбільш ресурсоємним, адже часто враховуються всі доступні історичні дані часового ряду.

Потім виконується діагностична перевірка обраної моделі прогнозування. Для цього виділяю одну або декілька ділянок часового ряду, достатніх за тривалістю для тестового прогнозування та оцінки точності. Ці ділянки часто називають контрольними періодами.

Якщо точність прогнозування на етапі діагностики відповідає вимогам задачі, де використовуються передбачувані значення, модель готова до застосування. У разі недостатньої точності можливе повторення

всіх кроків заново, починаючи з вибору загального класу моделей.

2.1 Моделі прогнозування фінансових рядів

На основі формалізованих методів виділяють дві основні групи моделей: моделі предметної галузі та моделі часових рядів.

Моделі предметної галузі являють собою математичні моделі прогнозування, створення яких базується на законах певної предметної області. Наприклад, для прогнозування погоди використовуються моделі, що включають рівняння динаміки рідин та термодинаміки. Аналогічно, прогнозування розвитку популяції базується на моделі, сформованій за допомогою диференціальних рівнянь. Таким чином, подібні моделі враховують закономірності та залежності, характерні для конкретної галузі знань, і вимагають індивідуального підходу до побудови.

Моделі часових рядів представляють собою математичні інструменти прогнозування, метою яких є виявлення залежності майбутніх значень від попередніх у рамках самого процесу, що дозволяє здійснювати обчислення прогнозів на основі цієї залежності. Ці моделі демонструють універсальність, оскільки їх загальна структура залишається незмінною незалежно від природи досліджуваного часового ряду. Таким чином, можна стверджувати, що вони виступають як узагальнені моделі. Складаючи загальну класифікацію для моделей у будь-якій предметній галузі, стикаємося з непосильним завданням через різноманітність даних. Проте, у контексті часових рядів моделі можна класифікувати на статистичні та структурні.

У статистичних моделях залежність майбутніх значень від минулих виражається через певне рівняння. Такий підхід охоплює такі моделі:

- регресійні моделі (лінійна регресія, нелінійна регресія);
- авторегресійні моделі (ARIMAX, GARCH, ARDLN);
- модель експоненціального згладжування;

– модель за вибіркою максимальної подібності.

У структурних моделях майбутнє значення визначається на основі залежності від попередніх значень, що моделюється за допомогою визначеної структури та правил переходу між її елементами. До таких моделей належать:

- неймережеві моделі;
- моделі на базі ланцюгів Маркова;
- моделі на базі класифікаційно-регресійних дерев.

Усі методи й моделі були зведені до узагальненої класифікацію (рисунок 2.2).



Рисунок 2.2 – Методи та моделі прогнозування

Детальніше зупинимося на розглянутих вище стандартних економічних моделях. Нейронна модель до уваги в цьому розділі не береться, оскільки її аналіз уже було проведено в попередньому розділі.

2.1.1 Регресивні моделі прогнозування

Дані моделі належать до найбільш ранніх у статистичному аналізі, однак їх сучасне застосування є обмеженим. Водночас існує чимало задач, що вимагають аналізу взаємозв'язків між двома або більше змінними. Для вирішення таких завдань активно використовується регресійний аналіз. Сьогодні регресія займає важливе місце в багатьох сферах, зокрема в питаннях прогнозування та управління. Основною метою регресійного аналізу є виявлення залежності між залежною змінною та низкою зовнішніх чинників, відомих як регресори. Розрахунок коефіцієнтів регресії може здійснюватися за допомогою методу найменших квадратів або методу максимальної правдоподібності. У подальшому розглянемо основні типи регресійних моделей.

2.1.1.1 Лінійна регресійна модель

Однією з найпростіших форм регресійного моделювання є лінійна регресія. У її основі є припущення про існування дискретного зовнішнього чинника $X(t)$, який впливає на досліджуваний процес $Z(t)$, причому взаємозв'язок між цим процесом і зовнішнім фактором є лінійним. Прогнозування в межах лінійної регресії моделюється за допомогою наступного рівняння:

$$Z(t) = \alpha_0 + \alpha_1 X(t) + \varepsilon_t, \quad (2.1)$$

де α_0 і α_1 – коефіцієнти регресії; ε_t – помилка моделі.

Для обчислення значень прогнозування $Z(t)$ у визначений момент часу t потрібна наявність значень $X(t)$ для того самого моменту t . Проте на практиці забезпечення такої умови є досить складним і рідко реалізованим.

2.1.1.2 Множинна регресійна модель

На практиці на процес $Z(t)$ впливає цілий ряд дискретних зовнішніх факторів $X_1(T), \dots, X_s(T)$. Тоді модель прогнозування має вигляд:

$$Z(t) = \alpha_0 + \alpha_1 X_1(T) + \alpha_2 X_2(T) + \dots + \alpha_s X_s(T) + \varepsilon_t, \quad (2.2)$$

де α_0 і α_1 – коефіцієнти регресії;

ε_t – помилка моделі.

Недоліком даної моделі є те, що для обчислення майбутнього значення процесу $Z(t)$ необхідно знати майбутні значення всіх факторів $X_1(T), \dots, X_s(T)$, що майже нездійсненно на практиці.

2.1.1.3 Нелінійна регресійна модель

У базу нелінійної регресійної моделі закладено припущення про наявність заданої функції, яка описує взаємозв'язок між залежною змінною та незалежними змінними:

$$Z(t) = F(X(t), A), \quad (2.3)$$

де $Z(t)$ – вихідний процес;

$X(t)$ – зовнішній фактор, від якого залежить процес $Z(t)$;

A – функція, параметри якої необхідно визначити в рамках побудови моделі прогнозування.

Наприклад, можна припустити, що $Z(t) = \alpha_1 \cos(X(t)) + \alpha_0$. У цьому випадку для побудови моделі достатньо визначити параметри $A = \{\alpha_0, \alpha_1\}$, де α_0 і α_1 є коефіцієнтами регресії. Однак у реальних умовах процеси, для яких заздалегідь відомий точний вид функціональної залежності між $Z(t)$ і зовнішнім фактором $X(t)$, трапляються вкрай рідко. Через це нелінійні

регресійні моделі зазвичай нечасто використовуються в практичному застосуванні.

2.1.2 Моделі експоненціального згладжування

Моделі експоненціального згладжування, розроблені в середині ХХ століття, залишаються донині широко застосовуваними завдяки своїй простоті та прозорості.

Метод експоненціального згладжування (Exponential Smoothing, ES) здебільшого використовується для аналізу та прогнозування фінансових та економічних процесів. Основу цього методу становить постійне оновлення прогнозів у відповідь на надходження нових фактичних даних. Ключовою характеристикою методу експоненціального згладжування є застосування вагових коефіцієнтів, які експоненційно зменшуються в міру старіння даних. Завдяки цьому більш актуальні спостереження мають значно вагоміший вплив на формування прогнозованих значень порівняно із спостереженнями, отриманими в минулому.

Математичний вираз, що описує функцію моделі експоненціального згладжування, приймає наступну форму:

$$Z(t) = S(t) + \varepsilon t, \quad (2.4)$$

$$S(t) = \alpha * Z(t-1) + (1 - \alpha) * S(t-1) + \varepsilon t, \quad (2.5)$$

де α – коефіцієнт згладжування, $0 < \alpha < 1$; початкові умови визначаються як $S(1) = Z(0)$.

У представленій моделі кожне наступне згладжене значення $S(t)$ обчислюється як зважене середнє між поточним значенням часової послідовності $Z(t)$ та попереднім згладженим значенням $S(t-1)$.

2.1.2.1 Модель Хольта або подвійне експоненціальне згладжування

Ця модель використовується для моделювання процесів із наявністю тренду. У такому випадку в структурі моделі слід враховувати дві ключові компоненти: рівень та тренд.

При цьому згладжування рівня та тренду здійснюється окремо.

$$S(t) = \alpha * Z(t-1) + (1 - \alpha) * (S(t-1) + B(t-1)), \quad (2.6)$$

де α – коефіцієнт згладжування рівня;

$B(t)$ – функція лінійного тренду.

$$B(t) = \gamma * (S(t-1) + S(t-2)) + (1 + \gamma) * B(t-1), \quad (2.7)$$

де γ – коефіцієнт згладжування тренду.

2.1.2.2 Модель Хольта-Вінтерса або потрійне експоненціальне згладжування

Метод є близьким до методу Хольта, застосовується для процесів, які мають в тренді сезонну складову:

$$Z(t) = (R(t) + G(t)) * S(t), \quad (2.8)$$

де $R(t)$ – згладжений рівень без урахування сезонної складової;

$G(t)$ – згладжений тренд;

$S(t)$ – сезонна складова.

2.2 Порівняння моделей прогнозування

Основні переваги й недоліки різних моделей були зведені в

таблицю 2.1.

Таблиця 2.1 – Порівняння моделей прогнозування

Модель і метод	Переваги	Недоліки
Регресійні моделі і методи	Спростування, гнучкість і прозорість моделювання, забезпечення єдності підходів до аналізу та проектування.	Визначення функціональної залежності є складним завданням, що обумовлено низкою факторів, зокрема значною трудомісткістю обчислення коефіцієнтів цієї залежності. Також існують певні обмеження в здатності моделювати нелінійні процеси, особливо в контексті застосування нелінійної регресії.
Авторегресійні моделі й методи	Простота, прозорість моделювання; однаковість аналізу й проектування; безліч прикладів застосування	Висока трудомісткість і значні витрати ресурсів на ідентифікацію моделей; обмежена здатність до моделювання нелінійних процесів; недостатній рівень адаптивності.
Моделі й методи експоненціального згладжування	Простота моделювання; однаковість аналізу й проектування	Недостатня гнучкість; вузька застосовність моделей
Нейромережеві моделі й методи	Нелінійність моделей; масштабованість, висока адаптивність; однаковість аналізу й проектування; безліч прикладів застосування	Нестача прозорості, труднощі з вибором відповідної архітектури, суворі вимоги до навчальної вибірки, складність у підборі оптимального алгоритму навчання, а також висока ресурсоємність процесу навчання.

Нелінійність нейронних мереж дозволяє встановлювати нелінійні залежності між майбутніми та фактичними значеннями процесів. Іншими важливими перевагами є масштабованість – паралельна структура штучних нейронних мереж прискорює обчислення, що є вкрай актуальним в промислових масштабах, коли необхідно обробляти терабайти даних.

2.3 Вибір виду нейронної мережи

Першим етапом роботи зі штучними нейронними мережами є визначення типу архітектури мережі (конструкція вузлів і зв'язків між ними). Саймон Хайкін виділяє три фундаментальні класи архітектури нейронних мереж: одношарові й багатшарові мережі прямого поширення, а також рекурентні мережі [5].

При такій постановці задачі, яка має на увазі дослідження й роботу з даними фондового ринку як з часовими рядами, пропонується розглянути рекурентні нейронні мережі, які виходять з багатшарового персептрона введенням зворотних зв'язків. Їх особливістю, на відміну від класичних нейронних мереж, є наявність циклів – зворотних зв'язків, завдяки яким інформація може циклічно надходити з вихідного зворотного під вхідний шар. У контексті задачі прогнозування важливо враховувати попередні дані ринку (обсяги та ціни акцій тощо), а наявність зворотних зв'язків саме вирішує цю задачу, тому пропонується детально розглянути рекурентні нейронні мережі як основний інструмент прогнозування.

3 ПРОЄКТУВАННЯ СИСТЕМИ

Грунтуючись на аналізі мереж, описаних у попередньому розділі, у цьому розділі будемо розробляти гібридна модель, яка акумулює позитивні висновки попередніх робіт і втілює їх в єдину систему прогнозування цін на акції. Хід роботи полягає в зборі даних у вигляді часових рядів про ціни акцій різних фірм, обробці вхідних даних, розробці максимально ефективної архітектури нейронної мережі, формуванні вхідних змінних для нейронних мереж, самого процесу прогнозування й імітації торгівлі.

3.1 Визначення вхідних даних

Прогнозування майбутніх значень цін на акції формуються за рахунок їх попередніх значень. Головною пояснюючою змінною є сама ціна на акцію в минулому, і чим ближче до поточного періоду часу значення ціни, тим більший вплив вона робить на поточне формування ціни. Таким чином, обов'язковою складовою вхідних даних є послідовність значень ціни на акції фірми.

Крім цього, грунтуючись на роботі Anish і Vabita Majhi, є підстави додати в аналіз значення обсягів торгів. Дослідження, описані в зазначеній роботі, вказують на наявність кореляції між рухом значень обсягу торгів і значення ціни на акції. Також, у якості вхідних даних пропонується розглянути ряд деяких інших параметрів, що також будуть характеризувати та описувати акції з фінансової точки зору. Визначений набір вхідних даних виглядає наступним чином:

- дата;
- обсяг торгів;
- ціна відкриття;
- мінімальне значення ціни за день;
- максимальне значення ціни за день;

– ціна закриття.

Другий головний параметр обсягу, як і параметр ціни, формується на базі послідовності значень обсягу за попередні періоди.

Прогнозування значень змінної на майбутні періоди, ґрунтуючись на попередніх значеннях, виявляється більш точним, якщо додати пояснюючі залежні змінні. В якості додаткових змінних будуть взяті ковзаючі середні завдовжки в 20 вікон, які будуть формуватися окремо для прогнозування обсягу торгів і ціни акції.

3.2 Попередня обробка даних

Перед тим як подати вихідні дані на навчання нейронної мережі, їх слід попередньо нормалізувати. Для більш коректної роботи штучної нейронної мережі рекомендується попередньо нормалізувати дані методом головних компонент [7], у результаті якого, усі вихідні дані будуть приймати значення від 0 до 1.

3.3 Алгоритм прогнозування

Алгоритм прогнозування буде виглядати наступним чином: для періоду t ціна закриття акції буде спрогнозована на підставі даних періоду $t-1$. Таким чином, кожне прогнозоване значення буде входом для прогнозування подальшого значення.

Із цієї логіки, має сенс зменшити кількість незалежних змінних до мінімуму, із огляду на те, що кожна незалежна змінна повинна генеруватися окремо. Із представлених вхідних даних у нашому випадку, очевидно, що ціни відкриття, мінімальні й максимальні значення є малорелевантними для прогнозування ціни закриття.

У підсумку, ціна закриття в період t буде прогнозуватися виходячи з значень періоду $t-1$ двох незалежних змінних: обсяг торгівлі, ціна закриття.

3.4 Додаткові пояснюючі змінні

Залишивши дві незалежні змінні як основоположні ознаки, для подальшої роботи має сенс ввести додаткові залежні змінні, які зв'яжуть значення ціни закриття за кілька попередніх періодів. Дану функцію добре виконують індикатори технічного аналізу, такі як ковзне середнє. Згідно з працею Nikfarjam, Emadzadeh, & Muthaiyah 2010 [15] технічні індикатори є більш інформативними, ніж голі показники цін.

Список технічних індикаторів, доданих до аналізу:

- EMA (Exponential moving average) – експоненціальна змінна середня;
- ZLEMA (Zero lag exponential moving average) – експоненціальна змінна середня без лагів;
- SMA (Simple moving average) – проста змінна середня;
- EVWMA (Elastic Volume Weighted Moving Average) – еластична зважена змінна середня від обсягу.

Через малу кількість спостережень було вибрано 20 вікон для кожної ковзної, що означає те, що кожна з них буде враховувати 20 попередніх значень ціни.

Крім показників ковзної середньої, до аналізу будуть додані також значення цін п'яти попередніх періодів, завдяки тому, що вони мають найбільший вплив на поточну ціну. Аналогічний процес буде проведений і для змінної «обсяг».

3.5 Точність результату

В якості функції оцінки точності результату буде використана середня квадратична похибка (RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{obs,i} - X_{model,i})^2}{n}}. \quad (3.1)$$

На даному етапі слід визначити розмір отриманої помилки прогнозованих даних на тестовій вибірці. Після встановлення порогу якості як фіксованого значення, перевищення або недобір до встановленої планки буде вказувати на успіх чи провал експерименту. Конкретне значення порога є умовним, і він повинен коригуватися відповідно до вимог кожного окремого експерименту. Як експеримент, проведений в рамках поточної роботи, визначимо поріг якості в околі нуля.

У разі, якщо значення помилки прогнозу буде перевищувати встановлений поріг, що буде позначати недозволена точність нейронної мережі, то необхідно повернутися до попередніх стадій побудови архітектури нейронної мережі для перегляду втрачених альтернатив.

Навпаки, якщо значення помилки мінімально (не перевищує встановлений поріг), то з'являються підстави для реалізації безпосередньо самої торгівлі на фондовому ринку.

3.6 Моделювання прогнозу

3.6.1 Прогнозування обсягу

У першу чергу, необхідно побудувати нейронну мережу для прогнозування обсягу торгів. Було прийнято рішення прогнозувати обсяг торгів першим чином, бо залежність ціни від обсягу є більш вагомою, ніж навпаки. Подальші результати цієї НМ будуть подаватися як вхідні дані до НМ для прогнозування ціни акції. У випадку прогнозування обсягу будуть враховані перші 3 показники ковзних середніх (оскільки четвертий показник напряму залежить від значення обсягу), а також попередні

значення обсягу за 5 періодів. Формула нейронної мережі для обсягу виглядає наступним чином:

$$\text{volume} \sim \text{ema.20} + \text{sma.20} + \text{zlema.20} + x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + x_5, \quad (3.2)$$

де перші три змінні – ковзні середні, а наступні п'ять – значення обсягів у попередні періоди (x_1 – в $t-1$ періоді, x_2 – в $t-2$ періоді і так далі).

Вибірка буде поділена на навчальну й тестову, та завдяки використанню й застосуванню навчальних даних для навчання нейронної мережі, структура якої описана в попередньому розділі, буде отримана наступна нейронна мережа (рисунок 3.1).

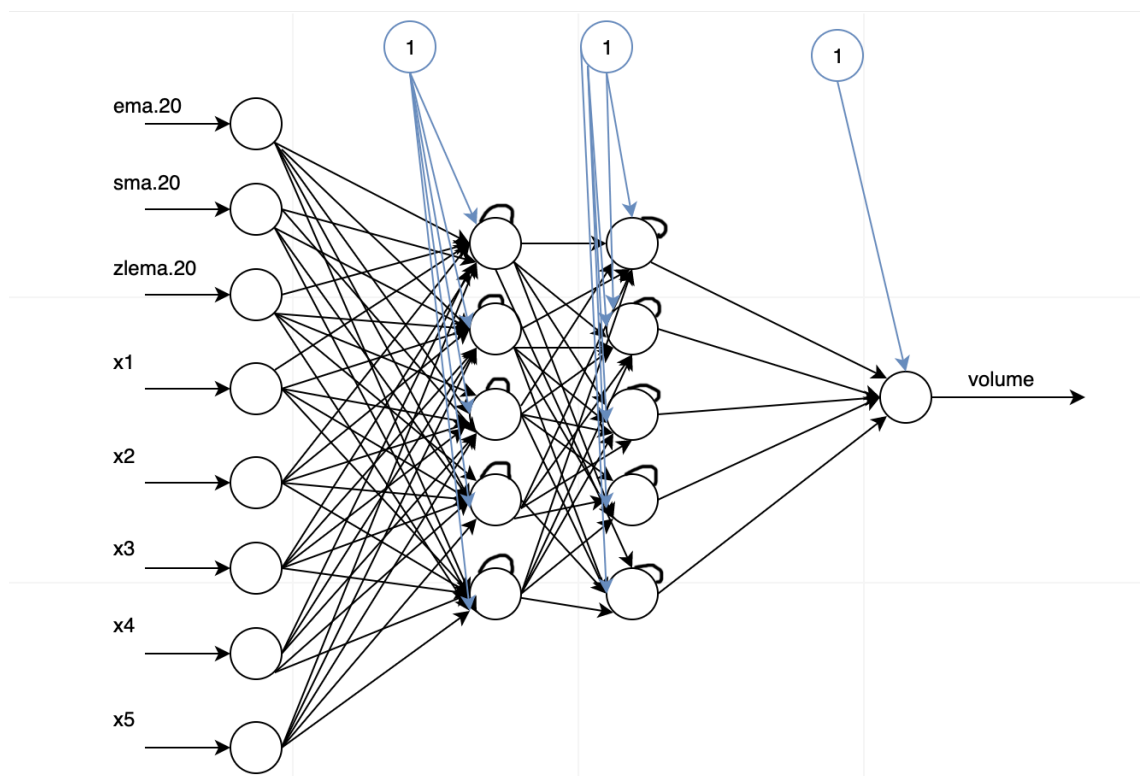


Рисунок 3.1 – Схема РНМ прогнозування обсягу торгів

На рисунку 3.1 можна побачити, що підсумкова нейронна мережа має три шари, причому найважливіший з них – захований другий шар – має у своєму складі 5 нейронів.

3.6.2 Прогнозування ціни

Спрогнозувавши обсяг торгівлі на попередньому етапі, маємо всі дані для формування аналогічної нейронної мережі для прогнозування ціни закриття акції. Формула для прогнозування акції, у даному випадку, виглядає наступним чином:

$$\text{close} \sim \text{volume} + \text{ema.20} + \text{sma.20} + \text{ewwma.20} + \text{zlema.20} + x1 + x2 + x3 + x4 + x5, \quad (3.2)$$

де *volume* – обсяг торгівлі, інші 4 змінні – це розглянуті вище ковзаючі середні за попередніми 20 значеннями ціни, і окремо взяті ціни закриття акцій за попередні п'ять періодів.

Застосовуючи схожий алгоритм, як і в разі створення мережі для прогнозування обсягу, побудуємо схему НМ прямого поширення сигналу для прогнозування ціни (рисунок 3.2).

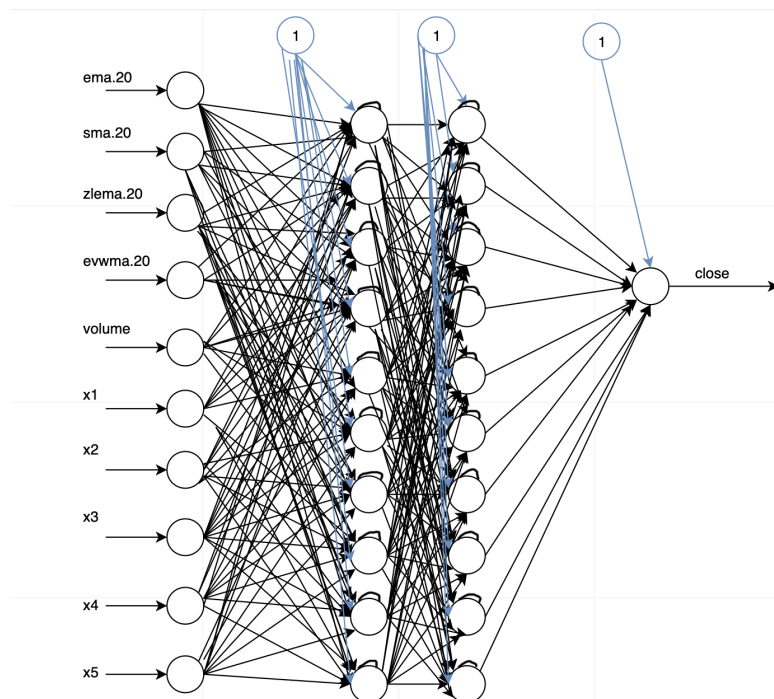


Рисунок 3.2 – Схема РНМ прогнозування ціни акції

У даному випадку, із врахуванням більшої кількості вхідних даних, для досягнення більш точних результатів потрібно ввести більшу кількість шарів і більшу кількість нейронів у кожному з них.

3.7 Моделювання торгівлі

Отримавши на виході роботи нейронні мережі спрогнозовані значення цін на акції фірми на кілька періодів вперед, маємо проаналізувати результати й створити такі сигнали, які забезпечать найбільш прибуткову торгівлю при малих ризиках.

На практиці спекулянти використовують безліч технічних індикаторів, як засіб для формування правильних сигналів на ринку. Пропонується створити подібний алгоритм, який зможе вказати на оптимальний сигнал у точках перетину використаних індикаторів. Самі базові сигнали на дію на ринку створюються за допомогою індикаторів ковзних середніх.

В якості оцінки корисності одержуваної від побудованої нейронної мережі інформації пропонується провести тестову торгівлю на ринку цінних паперів з різними опціонами для генералізації результату проведеної торгівлі. Як початковий капітал може бути прийнята сума в 100.000 \$ і використана в торгівлі на ринку за допомогою отриманого інструменту.

4 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ

У даному розділі буде розібраний приклад реалізації нейронної мережі, навченої на вибірці даних часових рядів з фондового ринку. В якості практичного прикладу буде розглянуто фондовий ринок NASDAQ.

У рамках даної практичної реалізації буде розібрана робота нейронних мереж на прикладі однієї компанії 2U (<https://2u.com/>) – освітній технологічній компанії, що пропонує навчання онлайн.

Дані в початковому вигляді, скачані з сайту nasdaq.com, головним чином містять інформацію про ціни закриття акції та обсяг торгів кожного дня. Так як ці дві змінні взаємно незалежні, то кожна з них буде прогнозувати окремо – для кожної буде побудована окрема нейронна мережа. Перша буде прогнозувати обсяг на кілька десятків днів вперед, ґрунтуючись на декількох десятках останніх значень обсягів торгів. Отримані передбачені значення обсягів будуть подаватися як вхідні дані для другої нейронної мережі. Друга нейронна мережа, ґрунтуючись на отриманих даних про обсяг торгів і наявних даних про останні значення цін, у свою чергу, надасть картину прогнозування на найближчі дні із значеннями цін.

4.1 Вибір мови програмування середовища розробки, фреймворків та бібліотек

Мовою реалізації була обрана мова програмування JavaScript, яка є дуже поширеною на сьогодні. Із самого початку мова використовувалась для придання веб-сторінкам інтерактивності, але з роками на JavaScript з'явилося дуже багато нових функцій та фреймворків, які дозволяють працювати з усіма видами додатків – браузерні додатки та сайти, сервера, мобільні додатки та desktop додатки.

Для роботи було обрано середовище IntelliJ WebStorm.

WebStorm являє собою інтегроване середовище розробки (IDE) для роботи з JavaScript, CSS і HTML, створене компанією JetBrains на основі платформи IntelliJ IDEA. Ця IDE пропонує такі функції, як автодоповнення, аналіз та перевірка коду в реальному часі, навігація між елементами коду, ефективний рефакторинг, налагодження програм, а також інтеграція із системами керування версіями.

Однією з ключових переваг WebStorm є можливість працювати з проєктами різної складності. Зокрема, це стосується рефакторингу JavaScript-коду, розміщеного в кількох файлах і папках. Інструмент також забезпечує коректність рефакторингу у випадках багаторазового вкладення. Наприклад, коли HTML-документ містить скрипт на JavaScript із вбудованим кодом HTML, який у свою чергу містить ще один блок JavaScript. У таких складних конструкціях WebStorm гарантує правильну роботу з кодом та його оптимізацію.

WebStorm, використовуючи можливості HTML/XHTML та XML, надає інструменти для автоматичного завершення коду, зокрема стилів, посилань, атрибутів та інших елементів верстки. Під час роботи з CSS забезпечується автозавершення класів, ідентифікаторів, ключових слів та числових значень HTML. Програма також автоматично розв'язує завдання, пов'язані з вибором форматів, властивостей, класів, посилань на файли та інших CSS-атрибутів. Завдяки інтеграції з інструментом Zen Coding, WebStorm значно спрощує процес створення HTML-коду, відображаючи відповідні зміни тегів безпосередньо на веб-сторінці. Крім того, редактор забезпечує інтелектуальне завершення JavaScript-коду, включаючи ключові слова, мітки, змінні, параметри та функції DOM, із врахуванням специфіки популярних браузерів. Впроваджені функції рефакторингу дають можливість ефективно змінювати структуру JavaScript-коду та пов'язаних із ним файлів. WebStorm пропонує потужні інструменти для налагодження JavaScript-коду, включаючи управління точками зупину в HTML і JavaScript, їх налаштування, а також тестування синтаксису коду в

реальному часі. Продукт підтримує популярні розробницькі платформи, такі як JQuery, YUI, Prototype, DoJo, MooTools, Qooxdoo та Windows. Для забезпечення високої якості коду він містить інтегровані засоби перевірки тегів, послідовності коду та помилок написання. Крім того, редактор дозволяє редагувати файли та автоматично синхронізувати їх за запитом під час віддаленої роботи або при збереженні. Підтримка функціоналу контролю версій коду дозволяє відслідковувати всі зміни та зберігати попередні варіанти файлів. Завдяки історії змін у WebStorm користувач може відновлювати кодові вирази, окремі блоки або навіть цілі файли, що значно полегшує процес управління проектами.

В якості фреймворків JavaScript були обрані React.js та Tensorflow.js.

4.1.1 Робота з React.js

React є бібліотекою JavaScript із відкритим вихідним кодом, призначеною для створення користувацьких інтерфейсів. Її розробкою та підтримкою займаються компанії Facebook, Instagram, а також спільноти незалежних програмістів та корпорацій.

Основною сферою використання React є розробка односторінкових веб-додатків та мобільних застосунків. Ключові принципи, на яких побудована бібліотека, полягають у забезпеченні високої продуктивності, простоти у використанні та можливості масштабування. У процесі створення інтерфейсів користувача React часто інтегрується з додатковими бібліотеками, такими як Redux, що розширюють його функціональні можливості та полегшують управління станом додатків. (рисунок 4.1). Основний принцип фреймворку – ієрархічна робота з компонентами, які мають свою поведінку, життєвий цикл та місце для зберігання даних.

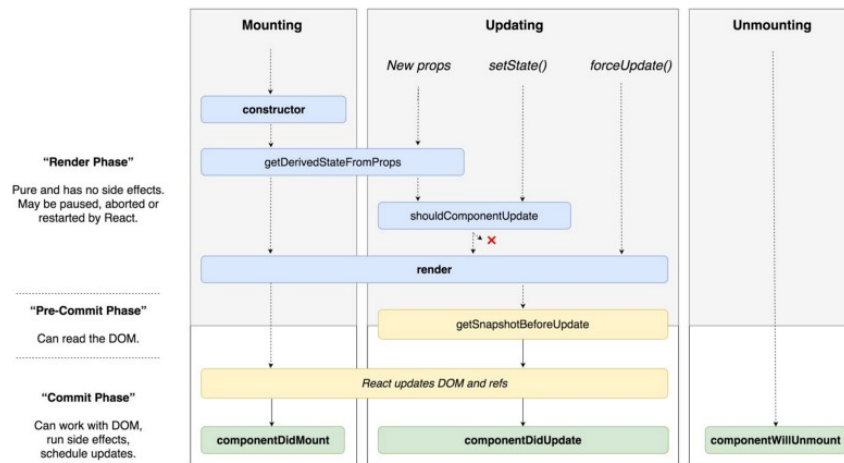


Рисунок 4.1 – Методи життєвого циклу компонентів React

4.1.2 Робота з Tensorflow.js

Tensorflow.js забезпечує запуск програм машинного навчання повністю на стороні клієнта, так називається In-Browser ML.

Використання машинного навчання в браузері забезпечує простоту й зручність для користувачів: немає потреби встановлювати додаткові бібліотеки чи драйвери. Достатньо відкрити веб-сторінку, і ваша програма буде готова до роботи. При цьому технологія забезпечує підтримку апаратного прискорення на GPU завдяки функціональному використанню TensorFlow.js, який автоматично застосовує WebGL. Це дозволяє непомітно оптимізувати виконання вашого коду, якщо GPU доступний.

Крім того, мобільні користувачі можуть отримати унікальний досвід, адже веб-сторінка здатна взаємодіяти з датчиками їхніх пристроїв, наприклад, гіроскопом чи акселерометром. Важливо зауважити, що всі обробки даних проводяться виключно на стороні клієнта. Такий підхід не лише знижує затримку при виконанні операцій, але й гарантує високий рівень конфіденційності, роблячи TensorFlow.js ідеальним вибором для завдань, що потребують швидкого виведення результатів або збереження приватності даних.

Можна скористатися кількома підходами для роботи з моделями машинного навчання в TensorFlow.js:

- імпортувати вже готову, попередньо підготовлену модель. Якщо у вас є навчена в офлайн-режимі модель на основі TensorFlow або Keras, її можна конвертувати у формат TensorFlow.js і завантажити для подальшої роботи безпосередньо в браузері;

- повторно навчити імпортовану модель. Наприклад, як у демоверсії гри Pac-Man, можна застосувати методичку *transfer learning* для адаптації існуючої моделі, навченої в офлайні. Це дозволяє використовувати невеликий обсяг даних, зібраних прямо в браузері, за допомогою методу *Image Retraining*. Подібний підхід забезпечує можливість точного налаштування моделі за відносно стислий час і з мінімальними ресурсами;

- створити модель безпосередньо в браузері. Використовуючи TensorFlow.js, можна створювати, тренувати та запускати моделі прямо у веб-середовищі за допомогою JavaScript й умовного високорівневого API. Ті, хто вже знайомий із Keras, швидко освоюють цей інструмент, адже API має схожу структуру та логіку.

Як швидкий приклад, нижче наведений фрагмент коду, який визначає нейронну мережу для класифікації квітів. Тут визначається модель із використанням стеку шарів (рисунок 4.2).

```
1 import * as tf from '@tensorflow/tfjs';
2 const model = tf.sequential();
3 model.add(tf.layers.dense({inputShape: [4], units: 100}));
4 model.add(tf.layers.dense({units: 4}));
5 model.compile({loss: 'categoricalCrossentropy', optimizer: 'sgd'});
```

Рисунок 4.2 – Визначення моделі

API, яке використовується в даному додатку, підтримує всі верстви Keras (включаючи Dense, CNN, LSTM і так далі). Потім можна навчити

модель, використовуючи той же API, сумісний з Keras, за допомогою виклику методу (рисунок 4.3).

```

1  await model.fit(
2    xData, yData, {
3      batchSize: batchSize,
4      epochs: epochs
5  });

```

Рисунок 4.3 – Навчання моделі

Після чого модель буде готова до використання (рисунок 4.4).

```

1  // Get measurements for a new flower to generate a prediction
2  // The first argument is the data, and the second is the shape.
3  const inputData = tf.tensor2d([[4.8, 3.0, 1.4, 0.1]], [1, 4]);
4
5  // Get the highest confidence prediction from our model
6  const result = model.predict(inputData);
7  const winner = irisClasses[result.argmax().dataSync()[0]];
8
9  // Display the winner
10 console.log(winner);

```

Рисунок 4.4 – Готова для прогнозування модель

TensorFlow.js також включає в себе низькорівневий API (раніше deeplearn.js) і підтримку Eager execution (рисунок 4.5).

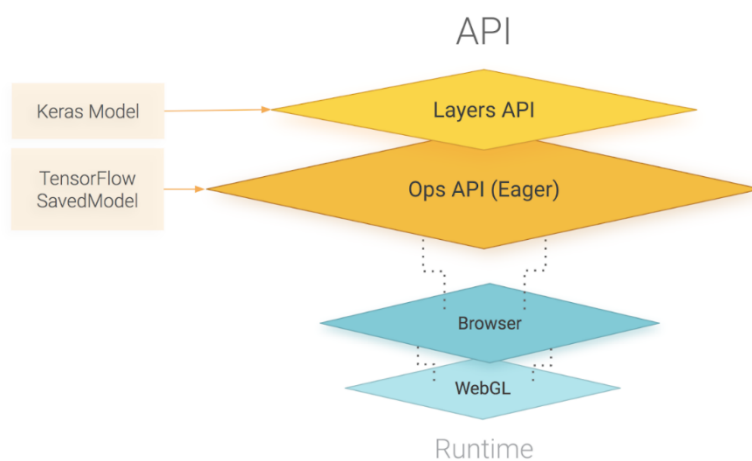


Рисунок 4.5 – Tensorflow API

4.2 Розробка додатку

4.2.1 Створення моделі

У межах концепцій TensorFlow.js розгортання нейронної мережі зазвичай починається з визначення моделі навчання та створення відповідного об'єкта. Модель являє собою набір шарів, які можуть бути як простими, так і складеними. Вона може використовуватися для навчання або обчислення прогнозів. У TensorFlow.js підтримуються два основних типи моделей: звичайні (regular) та послідовні (sequential).

Regular-модель базується на графовій структурі та дозволяє створювати різноманітні конфігурації, де шари нейронної мережі можуть бути пов'язані довільним чином. Це забезпечує більший контроль під час налаштування процесу навчання та обчислення результатів. Зазвичай такі моделі застосовуються в ситуаціях, коли необхідно реалізувати специфічні алгоритми або механізми прогнозування.

Sequential-моделі мають більш лінійну структуру, де кожен новий шар додається поверх попереднього. Вхід кожного шару автоматично прив'язується до виходу попереднього. Для навчання та прогнозування послідовних моделей у TensorFlow.js використовуються методи об'єкта моделі, такі як `model.fit(...)` для навчання та `model.predict(...)` для прогнозування. Послідовна модель є особливо зручною для задач, де потрібне прогнозування, наприклад, часових рядів, таких як коливання фінансових ринків. У таких випадках її структуру та принципи роботи значно легше реалізувати, водночас забезпечуючи високоточні прогнози, що є більш ефективним порівняно з використанням складних індивідуальних алгоритмів навчання.

На рисунку 4.6 представлено просту послідовну модель, яка є основою для подальшого нарощування її архітектури. У цьому процесі застосовано

метод `model.add(...)`, що дозволяє поетапно додавати нові шари до моделі відповідно до визначеної структури та конфігурації.

```
export const createModel = type => {
  // Type is 'volume' or 'price'.

  // Get the number of neurons.
  const units = getUnits(type)

  const model = tf.sequential()

  model.add(tf.layers.dense({inputShape: [LAYER_SHAPE], units}))
  model.add(tf.layers.dense({units: LAYER_SHAPE}))
  return model
}
```

Рисунок 4.6 – Створення моделі НМ

4.2.2 Робота з вхідними даними

Як було зазначено раніше, в якості початкових вхідних даних взято:

- дата;
- обсяг торгів;
- ціна відкриття;
- мінімальне значення ціни за день;
- максимальне значення ціни за день;
- ціну закриття.

Щоб показати повний практичний процес прогнозування, на кожному логічному етапі програмне забезпечення надавало таблиці вхідних даних графіки зміни вихідних даних прогнозів разом зі змінами реальних даних, враховуючи часовий проміжок роботи.

Спершу представимо повний спектр початкових вхідних даних в єдиній таблиці (рисунок 4.7).

	date	close	volume	open	high	low
1	16:00	27.110	503,849	27.52	28.3000	26.8100
2	2016/04/22	27.750	384711.0000	27.30	28.4700	27.3000
3	2016/04/21	27.280	417086.0000	26.91	27.5500	26.7900
4	2016/04/20	26.780	427962.0000	26.17	27.0600	26.0000
5	2016/04/19	26.360	429384.0000	25.51	26.4700	25.3200
6	2016/04/18	25.420	436148.0000	24.89	25.5900	24.8500
7	2016/04/15	25.020	310503.0000	24.63	25.2300	24.3800
8	2016/04/14	24.650	242264.0000	25.00	25.1800	24.2400
9	2016/04/13	25.110	413032.0000	23.84	25.4500	23.8000
10	2016/04/12	23.710	303509.0000	23.51	23.9900	23.9200
11	2016/04/11	23.510	242682.0000	23.79	23.8300	23.3900
12	2016/04/08	23.760	324166.0000	23.84	24.1199	23.3250
13	2016/04/07	23.710	514099.0000	23.02	24.2900	22.2500
14	2016/04/06	23.120	242421.0000	23.07	23.2300	22.3800
15	2016/04/05	23.070	464271.0000	22.47	23.3500	22.2000
16	2016/04/04	22.740	295679.0000	22.74	23.3400	22.5700
17	2016/04/01	22.670	272406.0000	22.38	22.8200	21.7600
18	2016/03/31	22.600	527834.0000	23.07	23.8100	22.4900
19	2016/03/30	23.140	527940.0000	23.08	23.6400	22.6800
20	2016/03/29	22.970	515167.0000	21.44	23.0200	21.0100
21	2016/03/28	21.430	311724.0000	21.44	21.7700	21.2263

Рисунок 4.7 – Вхідні дані в початковому вигляді

Після отримання вхідних даних, наступним етапом є виділення найбільш доцільних даних для прогнозу та їх нормалізація. Також будуть введені та нормалізовані 4 показники ковзних середніх на об'єму та ціни акцій. У попередньому розділі було прийнято рішення попередньо нормалізувати дані методом головних компонент.

Імпорт даних у JavaScript здійснювався через зчитування з xls файлу (таблиці с внесеними туди даними з NASDAQ).

Tensorflow представляє вхідні та вихідні дані в спеціальному об'єкті tensor. Тензори – це абстрактні об'єкти, які використовуються для зберігання наборів даних, переданих вхідним або вихідним сигналам навчальної моделі. У TensorFlow.js є тензори, які можна використовувати для зберігання одно-, дво-, три- і чотиривимірних масивів даних.

Крім того, тензори забезпечують функціональність для повторного формування різних масивів даних шляхом збільшення або зменшення кількості розмірів. Наприклад, дані, що зберігаються в двовимірному

тензори, можуть бути перетворені в одновимірні за допомогою методів тензорних об'єктів, обговорених у наступному пункті.

Разом із створенням тензора проходить також нормалізація. Tensorflow підтримує метод головних компонент як один з методів нормалізації бібліотеки, тому немає потреби реалізувати його самостійно.

Створення тензорів та нормалізація вхідних даних (рисунок 4.8).

```
export const createInputData = async type => {
  // Returns an array of inputs.
  const inputs = await getInputs(type)
  const outputs = await getOutputs(type)

  const xs = tf.tensor2d(inputs, [inputs.length, inputs[0].length]).div({ normalizer: 'rfa' });
  const ys = tf.tensor2d(outputs, [outputs.length, 1]).reshape([outputs.length, 1]).div({ normalizer: 'rfa' });

  return { xs, ys }
}
```

Рисунок 4.8 – Створення тензорів

4.2.3 Робота з рекурентними зв'язками

Рекурентна нейронна мережа (RNN) є одним із ключових шарів моделі, що розробляється. Для підвищення точності прогнозування використовують RNN, яка включає кілька модулів довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM). Згідно з архітектурою RNN, вхідні дані для цього шару представлені тривимірним тензором із такою структурою: [кількість вибірок, кількість часових кроків, кількість ознак].

Перший параметр цієї структури визначає число вибірок (наборів даних), що передаються з виходу вхідного щільного шару на відповідні входи RNN у наступному шарі моделі. Другий параметр відповідає кількості часових кроків RNN, що відповідають кількості ітерацій навчання цієї мережі. Третій параметр визначає кількість ознак (або значень), присутніх у кожній вибірці.

Як зазначено вище, вихід вхідного щільного шару має вигляд одновимірного тензора з числовими значеннями. Для передачі цих даних у

форматі, придатному для входу RNN, необхідно перетворити їх у тривимірний тензор, описаний у попередньому розділі.

Для цього зазвичай застосовують шар "reshape", який сам по собі не виконує жодних обчислень, але змінює форму вихідних даних. Таке перетворення можна реалізувати за допомогою відповідного коду (див. на рисунку 4.9).

```
// Configuring recurrent connection.
const rnn_input_layer_timesteps = input_layer_neurons / rnn_input_layer_features
const rnn_input_shape = [rnn_input_layer_timesteps, rnn_input_layer_features]

const lstm_cells = []

for (let index = 0; index < rnn_input_layer_features; index++) {
  lstm_cells.push(tf.layers.lstmCell({units: outputLayerNeurons}));
}
model.add(tf.layers.reshape({targetShape: rnn_input_shape}))
```

Рисунок 4.9 – Створення рекурентних зв'язків

4.2.4 Тренування та тестування РНМ

Для навчання моделі за допомогою набору даних зразків необхідно передати специфічні тензори як аргументи методу `model.fit(...)`. Як показано в зазначеному прикладі коду, цей процес виконується асинхронно.

Першим аргументом виступає розмір пакета. Значення "batchSize" визначає кількість ознак (вхідних даних), які модель обробляє одночасно. В експериментальних умовах розмір пакета зазвичай дорівнює кількості ознак у кожному окремому прикладі даних (тобто розміру вікна). Другий аргумент методу вказує кількість епох, протягом яких відбуватиметься навчання моделі. Епоха є одним повним проходом через весь набір зразків. Таким чином, цей параметр визначає, скільки разів модель ітеративно опрацьовуватиме одні й ті ж дані для покращення свого пророкування. Третій аргумент, `onEpochEnd`, дозволяє задати функцію зворотного

виклику, яка буде виконуватися після завершення кожної епохи навчання.

На рисунку 4.10 наведено приклад використання цієї функції.

```
export const trainModel = async type => {
  const model = buildReccurent(type)
  const { xs, ys } = createInputData(type)
  const epochs = getEpochs(type)
  const batchSize = getBatchSize(type);

  await model.fit(xs, ys, {
    batchSize, epochs, callbacks: {
      onEpochEnd: async (epoch, log) => {
        return Promise.resolve({ epoch, log })
      }
    }
  })
}
```

Рисунок 4.10 – Програмний код для тренування РНМ

Після того, як модель була підготована до набору даних, що генеруються, настав час використовувати її для цілей прогнозування. Зокрема, для реалізації передбачення необхідно реалізувати наступний код (рисунок 4.11).

```
export const predict = async type => {
  const model = buildReccurent(type)
  const inputs = createInputData(type)

  const outps = await model.predict(inputs.xs.mul(10))
  return Array.from(await outps.dataSync())
}
```

Рисунок 4.11 – Програмний код для прогнозування РНМ

4.3 Результати роботи програми

Був створений простий Web-додаток, який мав такий вигляд (рисунок 4.12).

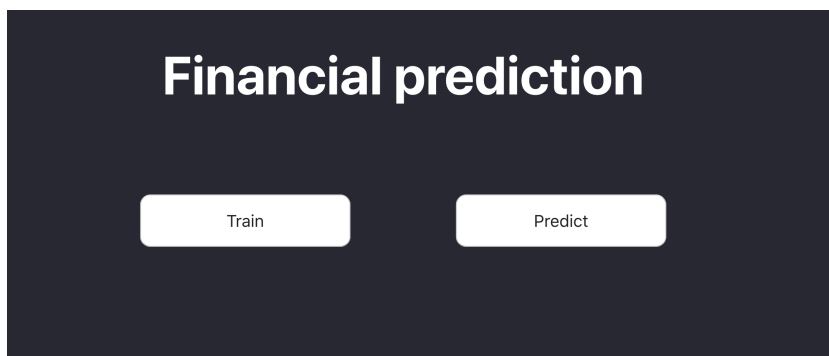


Рисунок 4.12 – Меню додатку

Відповідно до назв кнопок, кожна з них запускала процес тренування або прогнозування НМ.

Після розділення вибірки на навчальну й тестову було отримано 452 спостереження на навчання й 50 на тестування.

Для зручного відображення результатів була вибрана React-орієнтована бібліотека Recharts, яка зручна у використанні та вміє будувати графіки різних рівнів складності.

4.3.1 Прогнозування обсягу

Результати прогнозування були відображені на графіках та мали наступний вигляд (рисунки 4.13–4.14).

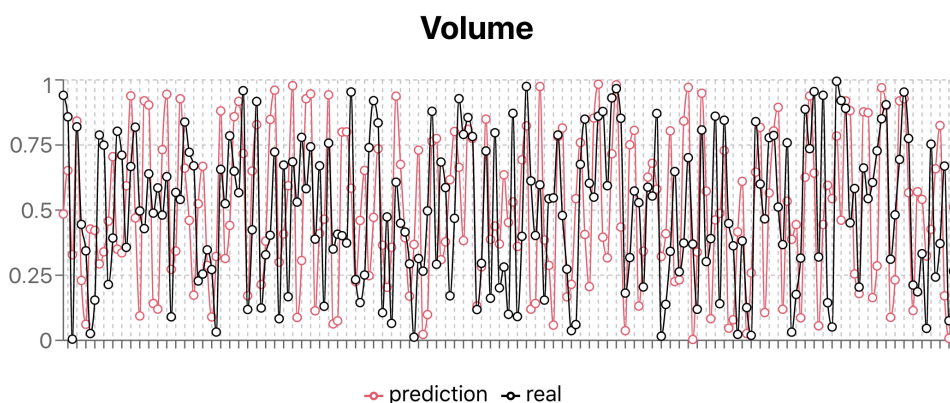


Рисунок 4.13 – Навчання РНМ для обсягу

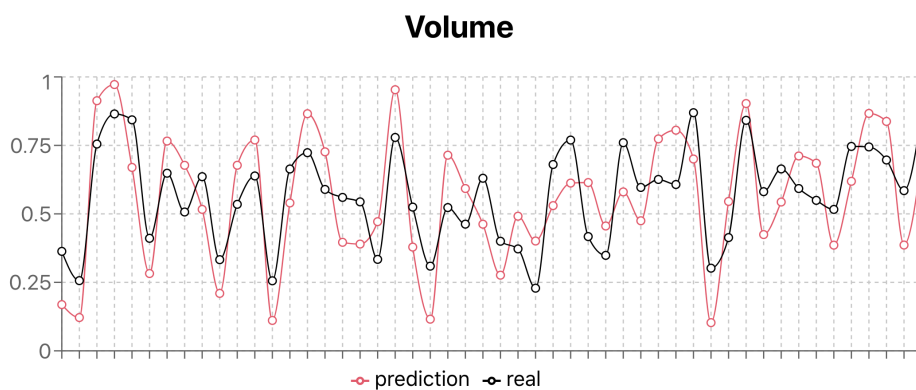


Рисунок 4.14 – Тестування РНМ для обсягу

Із даного графіка можна наочно побачити сильну й слабку сторону отриманої рекурентної нейронної мережі. Сформована мережа Елмана добре повторює тренд обсягу торгів, але помиляється в точності абсолютних значень.

4.3.2 Прогнозування ціни

Отримані значення прогнозованого обсягу торгів передаються як вхідні дані в другу нейронну мережу Елмана, завдання якої – генерація цін акцій фірми на майбутні періоди. Якість навчання кінцевої нейронної мережі можна представити у вигляді наступного графіку (рисунок 4.15).

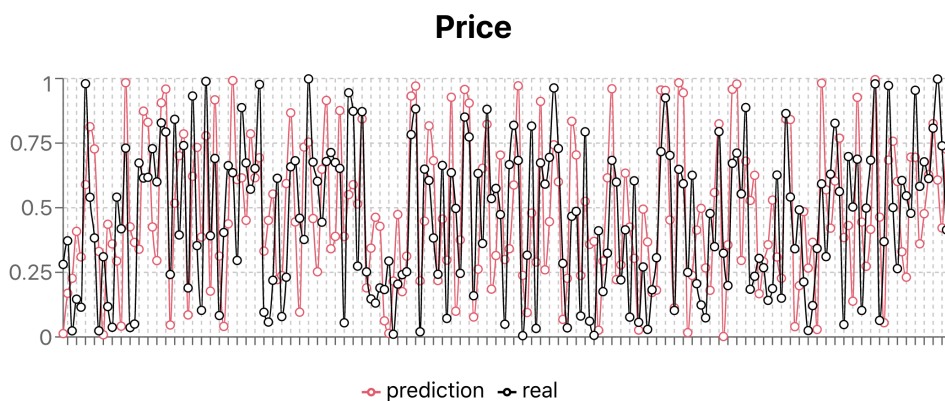


Рисунок 4.15 – Навчання РНМ для ціни

Досягнувши мінімальних похибок при генерації формули нейронної мережі, яку можна знайти в додатку, ми отримали прогнозування на тестовій вибірці (рисунок 4.16).

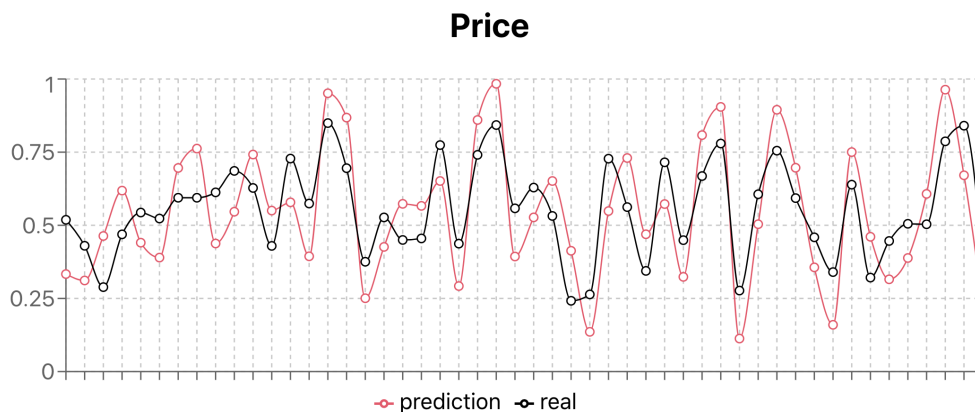


Рисунок 4.16 – Тестування РНМ для ціни

Як і у випадку з обсягом, модифікована нейронна мережа Елмана демонструє доволі точне передбачення тренду руху цін, але точність в абсолютних значеннях цін на акцію залишається не дуже високою.

4.4 Оцінки помилок

Перелік компаній, дані про акції яких тестувалися при розробці нейронних мереж (таблиця 4.1):

- 2U;
- Apple;
- Elite Data Services;
- TECO Energy;
- Ruby Tuesday;
- Follow;
- PowerShares International Corporate Bond Portfolio;
- St. Joe Company;

- Coca-Cola Company;
- QAD;
- KLA-Tencor Corporation;
- JunkieDog;
- Mid-America Apartment Communities;
- Quantum Energy;
- MEDIFAST.

Таблиця 4.1 – Ступінь похибки для кожної компанії

Номер компанії	Похибка RMSE
1	0.13533211
2	0.12323412
3	0.09712342
4	0.06452013
5	0.08569012
6	0.12345921
7	0.07512489
8	0.05934012
9	0.04634224
10	0.08523412
11	0.09823491
12	0.12342392
13	0.07823491
14	0.07123324
15	0.08932412

4.5 Технічні підсумки

Із огляду на безліч тестів прогнозування акцій різних фірм, зроблених у рамках даної роботи, створені рекурентні нейронні мережі не здатні точно відтворити абсолютні значення цін на акції.

Однак з'ясувалося, що останні з особливим успіхом пророкують глобальний тренд руху цін. Торгівля на тренді має сенс виключно в довгострокових перспективах.

Розроблені специфікації вхідних даних і нейронних мереж не дозволяють грати на коротких часових проміжках. Технічний аналіз видається більш надійним сигналом для торгівлі на коротких вікнах.

Однак, нейронні мережі, у тому числі специфікації, що були розроблені в даній роботі, можуть бути використані як один із сигналів разом із багатьма технічними індикаторами.

Нейронні методи можуть бути успішно застосовані для таких завдань, як кризові явища на ринках капіталу, податкові надходження, динаміка цін похідних фінансових інструментів і, у тому числі, індексів курсів акцій, ефективність диверсифікації портфельних капіталовкладень, ризик надання кредитів або банкрутство корпорацій і банків. Даний факт змушує переглянути структуру розроблених нейронних мереж для більш точного прогнозу індексів.

ВИСНОВКИ

У ході виконання кваліфікаційної роботи були вивчені теоретичні та практичні аспекти штучних нейронних мереж. Також були вивчені різні способи організації таких мереж, розглянуті переваги та недоліки кожної з них. Були вивчені й застосовані кілька модифікаторів із технічного аналізу для забезпечення консистенції даних у вікні завдовжки 20 спостережень. В якості практичного результату, була побудована група взаємопов'язаних нейронних мереж, які в ході своєї роботи здатні демонструвати прогнозування з високою точністю. Даний результат можна вважати позитивним – він свідчить про доцільність застосування даного підходу в реальній торгівлі з відносною успішністю.

У результаті роботи з'ясувалося, що рекурентні нейронні мережі є набагато більш ефективними при роботі з часовими рядами, ніж мережі прямого поширення сигналу. Зокрема, була продемонстрована ефективність мережі Елмана. В якості продовження дослідження в даній галузі рекомендується перевірити теорію про те, що подібні нейронні мережі з більшою точністю пророкують майбутній тренд цін на акції, що є вже достатнім для планування стратегії прибутковості фондів для спекулянта.

Крім того, як напрямок для розвитку вже розробленої моделі нейронних мереж у даній роботі, є можливим створення системи моделювання торгівлі на фондовому ринку, яка, ґрунтуючись на реальних даних у реальному часі, буде здійснювати операції з відкриття та закриття позицій на ринку.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Deep J. Machine learning for beginners: an introductory guide to learn and understand artificial intelligence, neural networks and machine learning. Independently Published, 2019.
2. Aggarwal C. C. Neural networks and deep learning: a textbook. Springer, 2019. 520 p.
3. Eknath, Prof. Upasani Dhananjay, 1st, Shete, Prof. Virendra Virbhadra, 1st. Machine learning with python: machine learning with python. *INSC International Publisher (IIP)*, 2021.
4. Zolotukhin, O., Filatov, V., Yerokhin, A., Lanovyy, O., Kudryavtseva, M., Semenets, V.: An approach to the selection of behavior patterns autonomous intelligent mobile systems. *In: Proceedings of the IEEE International Conference on Problems of Infocommunications Science and Technology (PIC S&T)*, P. 349–352. Kyiv (2021).
5. Zolotukhin, O., Filatov, V., Yerokhin, A., Kudryavtseva, M.: The methods for the prediction of climate control indicators in the Internet of Things systems. *CEUR Workshop Proc.* (2021).
6. Human-level control through deep reinforcement learning / V. Mnih et al. *Nature*. 2015. Vol. 518, no. 7540. P. 529–533. URL: <https://doi.org/10.1038/nature14236> (date of access: 28.04.2025).
7. Understanding deep learning (still) requires rethinking generalization / C. Zhang et al. *Communications of the ACM*. 2021. Vol. 64, no. 3. P. 107–115. URL: <https://doi.org/10.1145/3446776> (date of access: 28.04.2025).
8. Training asymptotically stable recurrent neural networks / N. J. Dimopoulos et al. *Intelligent automation & soft computing*. 1996. Vol. 2, no. 4. P. 375–388. URL: <https://doi.org/10.1080/10798587.1996.10750681> (date of access: 28.04.2025).
9. A derivative-free optimization method with application to functions with exploding and vanishing gradients / S. Al-Abri et al. *IEEE control systems*

letters. 2021. Vol. 5, no. 2. P. 587–592. URL: <https://doi.org/10.1109/lcsys.2020.3004747> (date of access: 28.04.2025).

10. Matthes E. Python crash course, 3rd edition. No Starch Press, Incorporated, 2022.

11. Pilgrim M. Dive into python 3. *Berkeley, CA : Apress*, 2009. URL: <https://doi.org/10.1007/978-1-4302-2416-7> (date of access: 28.04.2025).

12. Chollet F. Deep learning with python, second edition. Manning Publications Co. LLC, 2021. P. 400 .

13. Filatov, V., Yerokhin, A., Zolotukhin, O., Kudryavtseva, M.: Methods of intellectual analysis of processes in medical information systems. *Inf. Extr. Process.* 48(124), P. 92–98 (2020). <https://doi.org/10.15407/vidbir2020.48.092> (date of access: 28.04.2025).

14. Filatov, V., Semenets, V., Zolotukhin, O.: Synthesis of semantic model of subject area at integration of relational databases. *In: Proceedings of the IEEE 8th International Conference on Advanced Optoelectronics and Lasers (CAOL)*, P. 598–601. (2019). <https://doi.org/10.1109/CAOL46282.2019.9019532> (date of access: 28.04.2025).

15. Lane H., Hapke H., Howard C. Natural language processing in action: understanding, analyzing, and generating text with python. Manning Publications, 2019. 544 p.

16. Chen Z., Wu M., Li X. Generalization with deep learning. *WORLD SCIENTIFIC*, 2021. URL: <https://doi.org/10.1142/11784> Natural language processing in action: understanding, analyzing, and generating text with python. Manning Publications, 2019. 544 p.

17. Recurrent neural networks / ed. by L. Medsker, L. C. Jain. CRC Press, 1999. URL: <https://doi.org/10.1201/9781420049176> (date of access: 28.04.2025).

18. Nakamoto P. Neural networks and deep learning: neural networks & deep learning, deep learning, blockchain blueprint. Createspace Independent

Publishing Platform, 2018. 152 p.

19. Bengio Y., Courville A., Goodfellow I. Deep learning. MIT Press, 2016. 800 p.

20. Rungta K. TensorFlow in 1 day: make your own neural network. Independently Published, 2018. 364 p.

21. Tingiris S., Kinsella B. Exploring GPT-3: an unofficial first look at the general-purpose language processing API from openai. Packt Publishing, Limited, 2021. 296 p.

22. Zeng Z., Xiong D. Unsupervised and few-shot parsing from pretrained language models. Artificial intelligence. 2022. Vol. 305. P. 103665. URL: <https://doi.org/10.1016/j.artint.2022.103665> (date of access: 28.04.2025).