

**КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА**

Факультет інформаційних технологій
Кафедра технологій управління

Спеціальність 122 – Комп’ютерні науки,
освітня програма «Інформаційна аналітика та впливи»

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА
на тему:

“Інформаційний аналіз та прогнозування даних фондових ринків”

Студента 2-го курсу групи ІАВ-21

Кобзаря Данила Миколайовича
(прізвище, ім’я, по батькові)

(підпис студента)

Науковий керівник:

Доктор технічних наук
(науковий ступінь, вчене звання)

Осауленко Ігор Анатолійович
(прізвище, ім’я, по батькові)

(дата) (підпис)

Попередній захист:

(Висновок: «До захисту в Екзаменаційній комісії»)

Завідувач кафедри
технологій управління

(підпис)

(прізвище, ініціали)

(дата)

Київ – 2023

ЗМІСТ

АНОТАЦІЯ.....	3
ВСТУП.....	5
РОЗДІЛ 1. Теоретичні основи фондового ринку.....	9
1.1. Визначення фондового ринку та його функції.....	9
1.2. Основні показники фондового ринку.....	21
РОЗДІЛ 2. Методи аналізу фондових ринків.....	29
2.3. Фундаментальний аналіз.....	31
2.3. Технічний аналіз.....	36
2.3. Квантитативний аналіз.....	54
РОЗДІЛ 3. Моделі прогнозування фондових ринків.....	60
3.1. Регресійні моделі.....	60
3.1.1. Авторегресійна модель.....	61
3.1.2. Авторегресійна модель ковзного середнього.....	62
3.1.3. Авторегресійне інтегроване ковзного середнього.....	64
3.2. Нейронні мережі.....	67
3.2.1. Метод групового урахування аргументів.....	72
РОЗДІЛ 4. Розробка системи прогнозування фондових ринків.....	81
4.1 Формування наборів даних.....	81
4.2 Обробка даних.....	83
4.3 Навчання нейронної мережі.....	86
4.4 Тестування і виведення результатів.....	89
4.5 Аналіз результативності мережі.....	92
ВИСНОВКИ.....	99
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	101

АНОТАЦІЯ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА
Факультет інформаційних технологій
Кафедра технологій управління
Спеціальність 122 - Комп'ютерні науки,
освітня програма "Інформаційна аналітика та впливи"

Дипломна робота магістра Кобзаря Данила Миколайовича

Тема роботи – «Інформаційний аналіз та прогнозування даних фондових ринків».

Обсяг роботи 96 сторінок, 5 ілюстрацій, 66 джерел посилань.

Об'єктом дослідження у дипломній роботі є фондові ринки, які включають різні типи цінних паперів, такі як акції, облігації, та процеси, що відбуваються між учасниками ринку, такими як інвестори, брокери, емітенти та регулятори. Фондові ринки допомагають забезпечити мобілізацію коштів для підприємств та урядів, а також надають можливість інвесторам отримувати дохід від своїх вкладень.

Мета дипломної роботи полягає в аналізі та прогнозуванні фондових ринків на основі сучасних інформаційних технологій та методів машинного навчання, а також визначенні оптимальних стратегій інвестування на фондовому ринку.

Наукова новизна полягає у вивченні потенціалу методів прогнозування для оцінки майбутніх тенденцій фондового ринку. В результаті дослідження було розроблено гібридний метод прогнозування, який поєднує авторегресійні моделі і нейронні мережі. Сформований алгоритм включає аналіз змін у трендах фондового ринку та врахування

точності прогнозування в попередньому періоді з метою покращення точності прогнозу для наступного періоду. Представлений алгоритм ґрунтується на моделях авторегресії, авторегресії ковзного середнього, інтегрованої авторегресії ковзного середнього та методі групового урахування аргументів. Це дозволяє розробляти стратегії управління інвестиціями, що наближаються до оптимальних, навіть без наявності даних про попередній стан ринку.

Отже, розглядаючи мету та завдання дослідження, дипломна робота спрямована на комплексний аналіз фондових ринків, вивчення сучасних підходів до прогнозування та визначення оптимальних стратегій інвестування. Виконання цих завдань допоможе отримати повноцінний огляд сучасних методів аналізу та прогнозування фондових ринків, а також розробити ефективну модель прогнозування на основі машинного навчання. Застосування такої моделі у практичній діяльності інвесторів сприятиме підвищенню ефективності інвестиційних рішень та розвитку фондових ринків в цілому.

Робота розпочинається з огляду теоретичних аспектів функціонування фондових ринків, зокрема з особливостей формування цін на акції та впливу різних макроекономічних факторів. Розглядаються різні моделі, зокрема, лінійні регресійні моделі, нейронні мережі, методи підсиленого навчання та інші, з метою вибору найбільш ефективних для прогнозування руху цін на акції.

У практичній частині роботи використовуються вибрані методи для аналізу реальних даних фондових ринків. В результаті аналізу розробляється система, яка включає в себе автоматичний збір даних, їх обробку та аналіз, і, нарешті, видає прогнози.

Результати цієї роботи можуть бути корисними для інвесторів, фінансових аналітиків та розробників автоматизованих торгових систем. Робота також може слугувати основою для подальших досліджень в цій області, особливо з точки зору використання штучного інтелекту в фінансах.

Ключові слова: машинне навчання, інформаційна аналітика даних, фондовий ринок, аналіз фондового ринку, прогнозування акцій.

ВСТУП

Актуальність теми. Фондовий ринок відіграє важливу роль в економічному розвитку країн, оскільки він забезпечує мобілізацію вільних коштів населення та корпорацій для інвестування в розвиток різних секторів економіки. Розвиток фондових ринків сприяє створенню нових робочих місць, залученню іноземних інвестицій та підвищенню конкурентоспроможності національної економіки.

Останнім часом фондові ринки стали все більш глобалізованими та взаємопов'язаними, що призводить до збільшення волатильності та непередбачуваності курсів акцій. Глобалізація фінансових ринків вимагає від учасників ринку більш глибокого розуміння їх структури, динаміки та особливостей, що дозволяє виявити можливості для інвестування та зменшити ризики. Фондові ринки відіграють важливу роль у розвитку національних та світових економік, забезпечуючи мобілізацію капіталу, інвестицій та розподіл ризиків. Вивчення нових методів інформаційного аналізу та прогнозування може допомогти усунути негативні наслідки волатильності та мінімізувати ризики для інвесторів. У зв'язку з цим, інформаційний аналіз та прогнозування фондових ринків набувають особливої актуальності для інвесторів, аналітиків, а також для органів державного управління.

Вивчення та вдосконалення методів аналізу та прогнозування фондових ринків допомагає зрозуміти основні закономірності та фактори, що впливають на динаміку цін на акції, і тим самим забезпечити більш обґрунтоване прийняття рішень щодо інвестицій. Особливий інтерес представляють сучасні методи машинного навчання та інтелектуального аналізу даних, які можуть виявити приховані залежності в даних та

поліпшити точність прогнозів. Використання цих методів дозволяє покращити якість прогнозів та забезпечити більш обґрунтоване прийняття рішень у сфері інвестицій.

Таким чином, актуальність теми обумовлена необхідністю розробки та застосування ефективних методів аналізу та прогнозування фондових ринків з метою підвищення ефективності інвестиційних рішень, забезпечення стабільності фінансових ринків та сприяння сталому економічному розвитку країни. Особлива увага приділяється дослідженню сучасних підходів, включаючи машинне навчання та аналіз великих даних, які можуть допомогти виявити слабкі сигнали та забезпечити адекватне реагування на швидкі зміни умов на фондовому ринку.

Об'єкт дослідження. Об'єктом дослідження у дипломній роботі є фондові ринки, які включають різні типи цінних паперів, такі як акції, облігації, та процеси, що відбуваються між учасниками ринку, такими як інвестори, брокери, емітенти та регулятори. Фондові ринки допомагають забезпечити мобілізацію коштів для підприємств та урядів, а також надають можливість інвесторам отримувати дохід від своїх вкладень.

Мета дипломної роботи. Мета дипломної роботи полягає в аналізі та прогнозуванні фондових ринків на основі сучасних інформаційних технологій та методів машинного навчання, а також визначенні оптимальних стратегій інвестування на фондовому ринку.

Для досягнення поставленої мети виконуються наступні завдання:

- Вивчити теоретичні аспекти аналізу та прогнозування фондових ринків, включаючи поняття, класифікацію, основні індикатори, методи та інструменти аналізу.
- Проаналізувати сучасний стан фондових ринків, зосереджуючись на

міжнародних та українських ринках, а також вплив макроекономічних факторів на їх динаміку.

- Вивчити можливості використання інформаційних технологій та машинного навчання для аналізу та прогнозування фондових ринків.
- Розробити модель прогнозування фондових ринків на основі машинного навчання, включаючи вибір джерел даних, підготовку та обробку даних, вибір моделі машинного навчання, навчання та тестування моделі, а також оцінку її точності та надійності.
- Застосувати розроблену модель прогнозування для прийняття інвестиційних рішень, формування інвестиційного портфеля та аналізу ризиків і прибутковості.
- Сформулювати висновки та рекомендації щодо подальшого вдосконалення та розвитку прогнозування фондових ринків на основі отриманих результатів дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів. Було вивчено потенціал методів прогнозування для оцінки майбутніх тенденцій фондового ринку. Розроблено гібридний метод прогнозування, який ґрунтується на авторегресійних моделях і нейронних мережах. Сформований алгоритм включає в себе розгляд змін у трендах фондового ринку та точність прогнозування в попередній період з метою збільшення точності прогнозу для наступного періоду. Пропонований алгоритм базується на моделях авторегресії, авторегресії ковзного середнього, інтегрованої авторегресії ковзного середнього та методі групового урахування аргументів. Це дозволяє розробляти стратегії управління інвестиціями, які наближені до оптимальних, без потреби в даних про попередній стан ринку.

Отже, розглядаючи мету та завдання дослідження, дипломна робота спрямована на комплексний аналіз фондових ринків, вивчення сучасних підходів до прогнозування та визначення оптимальних стратегій інвестування. Виконання цих завдань допоможе отримати повноцінний огляд сучасних методів аналізу та прогнозування фондових ринків, а також розробити ефективну модель прогнозування на основі машинного навчання. Застосування такої моделі у практичній діяльності інвесторів сприятиме підвищенню ефективності інвестиційних рішень та розвитку фондових ринків в цілому.

РОЗДІЛ 1. Теоретичні основи фондового ринку

1.1. Визначення фондового ринку та його функції

Фондовий ринок[1] - це сегмент фінансового ринку, де здійснюється купівля та продаж цінних паперів, зокрема акцій та облігацій. Він відіграє важливу роль в економіці, допомагаючи компаніям залучати капітал для розвитку та росту через випуск цінних паперів, а також надаючи інвесторам можливість участі в прибутках компаній через купівлю акцій. Фондовий ринок дозволяє покращувати ліквідність інвестицій, оскільки цінні папери можна легко продати. Він також допомагає встановлювати ціни на цінні папери на основі попиту та пропозиції, що забезпечує справедливість та прозорість угод. Більш того, фондовий ринок сприяє розподілу ризику, оскільки інвестори мають можливість диверсифікації своїх інвестицій.

Найбільш поширена класифікація учасників фондового ринку поділяє їх на три групи:

- Емітенти — юридичні (в окремих випадках фізичні, якщо це передбачено законодавством) особи, які випускають цінні папери і виконують у зв'язку з цим певні обов'язки. Часто ототожнюють емітента і продавця цінних паперів. Але слід зауважити, що поняття «емітент» і «продавець» збігаються на первинному ринку цінних паперів і не збігаються на вторинному, де відбувається їх перепродаж.
- Інвестори — фізичні та юридичні особи, у тому числі інституціональні інвестори (інвестиційні фонди, довірчі товариства, пенсійні фонди, страхові компанії тощо), які мають

вільні кошти і можуть вкласти їх у цінні папери з метою одержання доходу (відсотків) або збільшення ринкової вартості цінних паперів.

- Посередники — юридичні особи, які надають ті чи інші послуги щодо здійснення фондових операцій емітентам або інвесторам. Посередниками на фондовому ринку можуть бути:
- підприємства, які спеціалізуються на роботі з цінними паперами і здійснюють посередницьку діяльність з випуску та обігу цінних паперів;
- банківські установи, які поряд з іншими фінансовими функціями можуть здійснювати посередницьку діяльність з випуску та обігу цінних паперів, а також надавати позики, пов'язані з цінними паперами;
- інвестиційні компанії, що поєднують функції фінансового посередника та інституціонального інвестора.

Для своєї діяльності посередники можуть створювати добровільні об'єднання, у тому числі фондові біржі. Фондова біржа — це організаційно оформлений, постійно діючий ринок, на якому відбувається торгівля цінними паперами. Забезпечення зберігання цінних паперів та оформлення передачі прав власності здійснюють депозитарій, розрахунково-клірингові установи та реєстратори.

Продавцями фондового капіталу виступають: фінансові інститути і комерційні та інвестиційні банки, страхові компанії, ощадні банки, пенсійні фонди тощо. Покупцями капіталу є: держава, торгово-промислові компанії, приватні особи.

Основні функції фондового ринку:

1. Забезпечення ліквідності фондового ринку полягає в наявності та можливості легкої конвертації цінних паперів у грошові кошти або інші активи без значних затрат часу та коштів. Ліквідність є важливою характеристикою фондового ринку, оскільки вона дозволяє учасникам ринку купувати та продавати цінні папери з мінімальними втратами вартості та забезпечує гнучкість для інвесторів, що хотіли би відкликати свої кошти або перекладати їх у інші інвестиційні інструменти.

Ліквідність фондового ринку забезпечується через наступні механізми:

- Наявність великої кількості учасників на ринку, таких як індивідуальні інвестори, інституційні інвестори, брокери та дилери, сприяє створенню активного та ліквідного ринку, де можна легко купувати та продавати цінні папери.
- Організована система торгівлі, яка допомагає учасникам ринку знаходити контрагентів для угод та визначати ринкові ціни на цінні папери.
- Спеціальні механізми для підтримки ліквідності, такі як маркет-мейкери або спеціалісти, які зобов'язані підтримувати певний рівень ліквідності на ринку, надаючи котирування купівлі та продажу цінних паперів.
- Прозорість угод та доступність інформації про ціни та обсяги торгівлі для всіх учасників. Це дозволяє учасникам ринку швидко оцінювати ринкові умови та реагувати на зміни, що підтримує ліквідність.
- Розвиток технологій та використання електронних торгових платформ сприяє збільшенню ліквідності на фондовому ринку,

оскільки вони дозволяють учасникам ринку легко та швидко здійснювати угоди.

- Ефективне регулювання та нагляд за фондовим ринком сприяє підтримці його ліквідності, стабільності та довіри учасників ринку.

2. Процес встановлення цін на акції, облігації, інші цінні папери та фінансові інструменти. Цей процес відіграє важливу роль в економіці, оскільки він дозволяє компаніям залучати капітал для розвитку та інвесторам отримувати дохід від своїх інвестицій.

Встановлення цін на фондовому ринку здійснюється на основі попиту та пропозиції на конкретний фінансовий інструмент. Коли інвестори готові купувати акції компанії за вищу ціну, ціна акцій зростає, і навпаки, коли інвестори готові продавати акції за нижчу ціну, ціна акцій спадає. На процес встановлення цін впливають позитивні або негативні фактори, такі як економічні показники, фінансові результати компаній, політичні події та інші новини. Інформація про ці фактори аналізується учасниками ринку, і на основі цього аналізу вони приймають рішення про купівлю або продаж фінансових інструментів.

Крім того, ціни на фондовому ринку можуть коливатись в залежності від настрою та очікування учасників ринку. Наприклад, якщо інвестори оптимістично налаштовані стосовно майбутнього компанії або сектору, ціни на акції можуть підвищитися, навіть якщо реальні фінансові результати ще не покращились. З іншого боку, песимістичний настрій може призвести до зниження цін акцій, незважаючи на сильні фінансові показники компанії.

3. Фондовий ринок сприяє перерозподілу капіталу між учасниками ринку, спонукаючи інвестиції в ефективні проекти та підприємства. Розподіл ресурсів на фондовому ринку відбувається через механізм купівлі та продажу цінних паперів, таких як акції, облігації та інші фінансові інструменти.

Процес розподілу ресурсів на фондовому ринку включає наступні етапи:

- Збір інформації: Інвестори, брокери та аналітики збирають інформацію про різні компанії та їхні фінансові показники, щоб визначити атрактивність інвестицій у певні акції чи облігації.
- Оцінка: На основі зібраної інформації інвестори оцінюють потенційні інвестиційні можливості, порівнюючи ризики та дохідності різних цінних паперів.
- Ухвалення рішень: Інвестори вирішують, в які компанії чи державні облігації інвестувати свої ресурси, з огляду на їхній інвестиційний профіль, ризиковість та очікувані доходи.
- Виконання операцій: Інвестори відправляють заявки на купівлю або продаж цінних паперів через своїх брокерів, які виконують операції на фондовій біржі.
- Розподіл ресурсів: Коли операції купівлі та продажу виконані, ресурси розподіляються між компаніями та інвесторами. Компанії, що випускають акції або облігації, отримують ресурси для свого розвитку, а інвестори стають власниками частки компанії або

кредиторами з правом на отримання процентів від наданих кредитів.

Цей механізм допомагає ефективно розподіляти ресурси на фондовому ринку, сприяючи капіталізації компаній та забезпечуючи інвесторам можливості заробітку на своїх інвестиціях. Завдяки ринковій конкуренції компанії змушені вдосконалювати свої продукти та послуги, щоб залучити інвестиції, а інвестори стають більш вимогливими щодо якості інвестиційних можливостей.

Важливою роль в розподілі ресурсів на фондовому ринку відіграє прозорість та доступність інформації про діяльність компаній. Регулятори та законодавство забезпечують рівність умов для всіх учасників ринку та контролюють фінансові звіти компаній, щоб запобігти маніпуляціям та захистити інтереси інвесторів.

Таким чином, розподіл ресурсів на фондовому ринку є результатом взаємодії між компаніями, інвесторами, брокерами, аналітиками та регуляторами. Процес розподілу сприяє ефективному функціонуванню ринкової економіки, алокації капіталу та створенню довгострокових можливостей для зростання і розвитку.

4. Корпоративний контроль фондового ринку відноситься до того, як різні корпоративні суб'єкти, включаючи компанії, їх акціонерів та інші стейкхолдерів, впливають на діяльність фондового ринку. Корпоративний контроль фондового ринку відбувається через ряд механізмів і інституцій, які сприяють прозорості та регулюванню ринку.

Це може включати в себе різні аспекти, включаючи:

- Законодавство та нормативні акти: У більшості країн існують закони та нормативні акти, які регулюють

фондовий ринок та корпоративне управління. Вони встановлюють правила для публічних компаній та інвесторів, спрямовані на захист інтересів акціонерів.

- Регуляторні органи: Державні або незалежні регуляторні органи, такі як Комісія з цінних паперів та бірж (SEC) у США або Національна комісія з цінних паперів та фондового ринку (НКЦПФР) в Україні, забезпечують контроль та нагляд за фондовим ринком.
- Корпоративне управління: Відповідність корпоративному управлінню включає встановлення прозорих процедур та структур управління в компаніях, що мають публічні акції, забезпечуючи дотримання законодавства, захист акціонерів та ефективне функціонування компанії.
- Аудит та звітність: Публічні компанії зобов'язані здійснювати регулярний аудит своїх фінансових звітів та публікувати їх для акціонерів. Незалежні аудиторські фірми перевіряють достовірність інформації, що надається компаніями.
- Рейтингові агентства: Ці компанії аналізують та оцінюють фінансову стабільність публічних компаній та випусків цінних паперів, таких як облігації. Рейтингові агентства, такі як Standard & Poor's, Moody's та Fitch Ratings, забезпечують інвесторів необхідною інформацією про кредитний ризик та потенційну прибутковість інвестицій.
- Біржі та торгові платформи: Фондові біржі, такі як Нью-Йоркська фондова біржа (NYSE) чи Національна

біржа України (НБУ), забезпечують місце для торгівлі акціями та іншими цінними паперами. Вони мають власні правила та процедури, які сприяють прозорості та ліквідності ринку.

- Професійні учасники ринку: Брокерські компанії, дилери, аналітики та портфельні менеджери допомагають інвесторам у навігації фондовим ринком, надаючи їм інформацію та консультації. Вони також забезпечують контроль за тим, щоб компанії та інвестори дотримувалися відповідних законів та правил.
- Акціонери та громадськість: Активізм акціонерів та громадська свідомість щодо відповідального інвестування можуть впливати на корпоративні рішення та змушувати компанії дотримуватися високих стандартів управління та соціальної відповідальності.

Усі ці механізми взаємодіють, щоб забезпечити корпоративний контроль фондового ринку, сприяти прозорості, зменшити ризики та захищати інтереси інвесторів.

5. Диверсифікація на фондовому ринку забезпечується шляхом інвестування в різні активи або цінні папери, які мають різний рівень ризику та доходності.

Коли інвестори говорять про диверсифікацію своїх портфелів, під цим мається на увазі формування портфеля з мінімальним ризиком, але без втрати прибутковості. Це саме та мета, до якої повинні прагнути інвестори. Деякі інвестори вважають, що для диверсифікації портфеля досить включити в нього всі існуючі класи активів. Наприклад, інвестор може припускати, що в портфель

повинні входити акції, облігації і нерухомість. Хоча це і є розумним, залишаються два питання, які необхідно вирішити при формуванні диверсифікованого портфеля: по-перше, скільки грошей потрібно вкласти в кожен клас активів?; по-друге, які саме акції, облігації та об'єкти нерухомості повинен вибрати інвестор при заданому розподілі?

На думку інших інвесторів, що вкладають кошти тільки в один клас активів, наприклад, у звичайні акції, такі портфелі також слід диверсифікувати. Під цим мається на увазі, що інвестор не повинен вкладати всі кошти в акції однієї компанії, слід розподілити їх серед акцій різних компаній. При цьому також виникають питання, які необхідно вирішити при створенні диверсифікованого портфеля: “акції яких компаній повинні бути присутніми в інвестиційному портфелі?”, “яку частку інвестиційного портфеля повинні займати акції кожної компанії?”.

До появи теорії інвестиційного портфеля, розробленої американським економістом Гаррі Марковіцем, говорячи про диверсифікацію в загальних поняттях, інвестори не пропонували використовувати конкретні аналітичні інструменти для вирішення поставлених тут завдань.

Г.Марковіц показав, що в стратегії диверсифікації необхідно враховувати ступінь взаємного ризику або кореляції між дохідністю активів у портфелі. Ключовою ідеєю методу, зараз відомого як «диверсифікація Марковіца», або «диверсифікація середньої дисперсії», є те, що ризик цінних паперів визначається по портфелю в цілому, а не окремо по кожному виду цінних паперів. При аналізі коваріантності між прибутковістю різних цінних паперів з метою

мінімізації ризику ставиться завдання підтримки необхідної прибутковості, що відрізняє диверсифікацію Марковіца від інших методів і робить її більш ефективною.

Існує декілька способів реалізації диверсифікації:

- Розподіл інвестицій між різними секторами: Інвестування в різні сектори економіки, такі як технології, фінанси, споживчі товари, охорона здоров'я тощо, може допомогти збалансувати ризики, пов'язані з відмінностями в розвитку та рівнях кон'юнктури різних секторів.
- Географічна диверсифікація: Інвестування в акції компаній, розташованих у різних країнах та регіонах, може зменшити ризики, пов'язані з політичними, економічними та іншими факторами, що можуть впливати на окремі регіони.
- Інвестування в різні класи активів: Крім акцій, інвестори можуть розглядати інші класи активів, такі як облігації, нерухомість, сировина та інвестиційні фонди. Це може зменшити залежність портфеля від одного виду активів.
- Використання індексних фондів та ETF: Індексні фонди та біржові товарищества (ETF) дозволяють інвесторам легко отримати диверсифікований портфель, який відображає відповідний індекс ринку або сектору. Ці фонди дозволяють отримати широку експозицію до різних компаній, секторів та регіонів з мінімальними витратами на купівлю окремих акцій. Завдяки цьому інвестори можуть зменшити ризики, пов'язані з

волатильністю окремих компаній чи секторів, та збільшити свою доходність відповідно до ринкових показників.

- Використання професійних управлінців портфеля: Інвестування через довірчий управління або в портфелі, яким управляє професійний управлінець, може допомогти забезпечити диверсифікацію, оскільки управлінець має досвід та знання для створення диверсифікованого портфеля на основі поточних ринкових умов та індивідуальних потреб клієнта.
- Регулярне перебалансування портфеля: З теченням часу різні активи можуть мати різні рівні доходності, що може змінити рівновагу портфеля. Регулярне перебалансування, яке полягає у перерозподілі інвестицій між активами з метою збереження бажаної структури портфеля, може допомогти підтримувати рівень диверсифікації і зменшити ризики.

Загалом, диверсифікація на фондовому ринку полягає у розподілі інвестицій між різними активами, секторами, географічними регіонами та іншими класами активів. Це допомагає зменшити ризики та забезпечити стабільніші та потенційно вищі доходи в довгостроковій перспективі.

У цілому, фондовий ринок допомагає інвесторам накопичувати свої заощадження, пропонуючи ряд можливостей для росту капіталу, отримання дивідендів, диверсифікації ризиків та забезпечення ліквідності. Крім того, фондовий ринок надає доступ до професійного управління активами, відкритості інформації та інструментів для досягнення довгострокових фінансових цілей. Враховуючи ці фактори, інвестування на фондовому

ринку може стати ефективним засобом накопичення заощаджень для інвесторів з різними фінансовими потребами та рівнем ризику.

1.2. Основні показники фондового ринку

Основні показники фондового ринку допомагають інвесторам оцінити акції, індекси та інші цінні папери, а також аналізувати загальну ситуацію на ринку.

Деякі з них включають:

1. Індекси фондового ринку: Це агреговані показники, що відображають загальну динаміку цін акцій, які входять до складу індексу. Також їх можна розглядати як гіпотетичний портфель цінних паперів, що представляє певний ринок або його сегмент. Вони створені на основі вибірки акцій, які вважаються представницькими для ринку в цілому або для певного сектору ринку.

Одні з найвідоміших індексів фондового ринку:

- Dow Jones Industrial Average (DJIA): Один з найстаріших і найбільш відомих індексів фондового ринку в США. Він включає 30 великих публічних компаній, що базуються в США.
- Standard & Poor's 500 (S&P 500): Цей індекс включає 500 найбільших компаній, чиї акції торгуються на американських біржах. S&P 500 вважається одним з найкращих загальних індикаторів американського фондового ринку.
- NASDAQ Composite: Цей індекс включає всі компанії, чиї акції торгуються на біржі NASDAQ. Він відомий тим, що включає багато технологічних компаній.

- FTSE 100: FTSE 100 - це індекс, що включає 100 компаній з найвищою капіталізацією, що торгуються на Лондонській фондовій біржі.
- Nikkei 225: Індекс, що включає 225 найбільших японських компаній, торгуючих на Токійській фондовій біржі.
- DAX: Німецький фондовий індекс, що включає 30 найбільших і найбільш ліквідних німецьких компаній, що торгуються на Франкфуртській фондовій біржі.

2. Ринкова капіталізація (або "маркет кап") це загальна ринкова вартість усіх випущених акцій публічної компанії. Це один з основних показників, які використовуються для оцінки розміру компанії на фондовому ринку.

Ринкову капіталізацію розраховують, помноживши поточну ринкову ціну однієї акції на загальну кількість випущених акцій. Наприклад, якщо компанія має 1 мільйон акцій, і ціна однієї акції становить 50 доларів, ринкова капіталізація компанії буде 50 мільйонів доларів.

Ринкова капіталізація використовується для класифікації компаній за розміром:

- Великі компанії (large-cap): Зазвичай мають ринкову капіталізацію від 10 мільярдів доларів і вище.
- Середні компанії (mid-cap): Мають ринкову капіталізацію від 2 до 10 мільярдів доларів.

- Малі компанії (small-cap): Мають ринкову капіталізацію від 300 мільйонів до 2 мільярдів доларів.
- Мікрокапіталізація (micro-cap): Мають ринкову капіталізацію до 300 мільйонів доларів.

Розмір компанії за ринковою капіталізацією може впливати на її ризиковість та потенціал зростання. Зазвичай великі компанії вважаються менш ризиковими, але з меншим потенціалом для швидкого зростання, ніж менші компанії.

3. P/E (Price-to-Earnings) Ratio: Це співвідношення ціни акції до прибутку на одну акцію. P/E ratio допомагає інвесторам оцінити, чи є акція переоціненою чи недооціненою на ринку.

Цей показник розраховується шляхом поділу поточної ринкової ціни акції на прибуток на акцію (EPS) компанії за останній фінансовий рік.

Коефіцієнт P/E допомагає інвесторам оцінити, чи є акції компанії переоціненими або недооціненими, порівнюючи його з P/E інших компаній у тому ж секторі або з історичними P/E даної компанії.

Наприклад, якщо акції компанії торгуються на ринку за \$50, а прибуток на акцію за останній рік становив \$5, то P/E цієї компанії буде 10 ($\$50 / \$5 = 10$). Це означає, що інвестори готові платити \$10 за кожен \$1 прибутку, який генерує компанія.

4. EPS (Earnings per Share), або прибуток на акцію, - це показник, який використовується для оцінки прибутковості компанії на акцію. Він визначається як чистий прибуток компанії, поділений на кількість акцій у вільному обігу.

EPS розраховується за формулою:

$$\text{EPS} = (\text{Чистий прибуток} - \text{Дивіденди на привілейовані акції}) / \text{Середня кількість звичайних акцій}$$

Де:

Чистий прибуток - це прибуток після вирахування всіх витрат, включаючи податки і витрати на амортизацію.

Дивіденди на привілейовані акції - це дивіденди, які повинні бути сплачені акціонерам привілейованих акцій перед виплатою дивідендів акціонерам звичайних акцій.

Середня кількість звичайних акцій - це середня кількість акцій у вільному обігу протягом відповідного періоду.

Високий показник EPS може свідчити про високу прибутковість компанії, хоча цей показник також важливо порівнювати з EPS інших компаній в тому ж секторі. Крім того, важливо враховувати, що компанії можуть маніпулювати своїм EPS шляхом зменшення кількості акцій у вільному обігу через зворотний розподіл акцій.

5. Dividend Yield, або дивідендна дохідність, це фінансовий показник, який вимірює річні дивіденди, що виплачуються акціонерам, у відсотках від поточної ринкової ціни акції.

Цей показник використовується для порівняння дохідності різних дивідендних акцій. Він також може допомогти інвесторам отримати уявлення про відносний ризик, пов'язаний з інвестиціями в певну акцію, оскільки компанії, які виплачують високі дивіденди, можуть бути менш ризикованими.

Dividend Yield розраховується за формулою:

$$\text{Dividend Yield} = (\text{Річні дивіденди на акцію} / \text{Ціна акції}) * 100\%$$

Наприклад, якщо акція торгується за \$100 і компанія виплачує \$5 в рік на акцію в якості дивідендів, дивідендна дохідність буде 5% ($\$5 / \$100 * 100\%$).

Важливо зазначити, що дивідендна дохідність може змінюватися з часом в залежності від зміни ціни акції та виплачуваних дивідендів.

6. Бета-коефіцієнт - це показник, який використовується для вимірювання систематичного ризику акції або портфеля акцій в порівнянні з ринком в цілому. Він відображає чутливість ціни акції до змін на ринку.

Бета-коефіцієнт 1 означає, що акція, в цілому, рухається з ринком. Якщо ринок зростає на 10%, то акція також, ймовірно, зросте на 10%. Якщо ринок падає на 10%, акція, ймовірно, також падає на 10%.

Бета-коефіцієнт, який більший за 1, означає, що акція є більш волатильною, ніж ринок. Наприклад, бета-коефіцієнт 1.3 означає, що якщо ринок зростає на 10%, акція, ймовірно, зросте на 13%. Навпаки, якщо ринок падає на 10%, акція, ймовірно, впаде на 13%.

Бета-коефіцієнт менше 1 означає, що акція менш волатильна, ніж ринок. Наприклад, бета-коефіцієнт 0.7 означає, що якщо ринок зростає на 10%, акція, ймовірно, зросте лише на 7%. Якщо ринок падає на 10%, акція, ймовірно, впаде лише на 7%.

Бета-коефіцієнт використовується для розрахунку вимог до капіталу в моделі оцінки капітальних активів (CAPM), яка використовується для визначення очікуваного доходу від інвестицій в акції.

Важливо зазначити, що бета-коефіцієнт заснований на історичних даних і може не бути надійним показником.

Trading Volume, або обсяг торгів, - це кількість акцій або контрактів, що обмінюються в конкретний період часу, зазвичай в течение дня. Обсяг

торгів є важливим показником, оскільки він показує ступінь активності та зацікавленості інвесторів в певному цінному папері або ринку.

Високий обсяг торгів може вказувати на високу активність або "гарячість" конкретної акції або ринку. Це може свідчити про важливі новини або події, які викликають інтерес інвесторів.

Низький обсяг торгів, навпаки, може вказувати на відсутність інтересу до акції або ринку.

Також обсяг торгів часто використовується при технічному аналізі. Наприклад, збільшення обсягу торгів під час зростання ціни акції може бути позитивним сигналом, що підтверджує тренд. Навпаки, збільшення обсягу торгів під час падіння ціни акції може бути негативним сигналом.

7. Market Depth, або глибина ринку, - це показник ліквідності конкретного ринку, який вимірюється за допомогою доступного обсягу для купівлі та продажу поблизу поточної ціни. Вона відображає ступінь готовності ринку "поглинати" великі замовлення без значного впливу на ціну.

Market Depth часто відображається у вигляді "книги замовлень", яка показує кількість акцій, що пропонуються на продаж (ask), та кількість акцій, які хочуть придбати (bid) за різними цінами.

Наприклад, якщо на ринку є багато замовлень на купівлю та продаж поблизу поточної ціни, то ринок можна вважати глибоким, що свідчить про високу ліквідність та здатність ринку обслуговувати великі замовлення без значного впливу на ціну.

З іншого боку, якщо замовлень на купівлю або продаж мало, то ринок можна вважати вузьким, або "тонким". Це може означати, що великі замовлення можуть значно змінити ціну.

Market Depth важлива для трейдерів та інвесторів, оскільки вона може впливати на здатність швидко купувати або продавати акції без значного впливу на ціну.

8. 52-Week Range (52-тижневий діапазон) - це показник, який вимірює найвищу і найнижчу ціну, за якою акція торгувалася протягом останніх 52 тижнів (або одного року). Цей діапазон використовується для визначення волатильності акції та для допомоги інвесторам у визначенні потенційних точок купівлі та продажу.

Наприклад, якщо 52-тижневий діапазон акції становить \$20 до \$50, це означає, що найнижчою ціною, за якою акція торгувалася протягом останнього року, було \$20, а найвищою - \$50.

Важливо зазначити, що 52-тижневий діапазон не враховує події, які сталися понад рік тому. Тому, хоча цей показник може бути корисним для отримання швидкого огляду волатильності акції, він не повинен бути єдиним показником, яким керуються інвестори при прийнятті рішень про інвестиції.

9. Волатильність - це статистичний показник коливань, який вимірює стандартне відхилення повернення на інвестиції. На фондовому ринку волатильність використовується для оцінки ступеню невизначеності або ризику, пов'язаного з обраною акцією або ринковим індексом.

Волатильність може бути прямим і непрямым. Пряма волатильність вимірюється за допомогою статистичних показників, таких як стандартне відхилення. Непряма волатильність оцінюється за допомогою ціни фінансових інструментів, таких як опціони.

Волатильність важлива, оскільки вона впливає на ціну опціонів, оцінювання ризику та допомагає інвесторам і трейдерам приймати обґрунтовані рішення.

Ці показники взаємопов'язані та можуть використовуватись для аналізу індивідуальних акцій, галузей та фондового ринку в цілому. Інвестори можуть використовувати ці показники для прийняття рішень про купівлю, продаж або утримання акцій, а також для визначення загальної стратегії інвестування.

РОЗДІЛ 2. Методи аналізу фондових ринків

Для здійснення портфельних інвестицій потрібно приймати рішення щодо фінансових інструментів, які варто включити до інвестиційного портфелю. У контексті портфельного інвестування, "інвестиційні рішення" означають висновки інвестора про доцільність вкладення коштів у конкретний фінансовий інструмент на фінансовому ринку у певний момент часу.

Важливо розуміти, що інвестиційне рішення приймається в конкретний момент часу, оскільки ринок цінних паперів є динамічним. Тому в залежності від конкретних обставин, інвестор може приймати різні інвестиційні рішення щодо одного й того ж фінансового інструменту. Оскільки результати здійснених інвестицій залежать від прийнятого рішення, необхідне обґрунтування вибору кожного рішення.

Багато досліджень, присвячених інвестиціям, підкреслюють необхідність проведення аналізу цінних паперів перед прийняттям інвестиційних рішень. У. Шарп, наприклад, зазначає, що аналіз цінних паперів включає вивчення окремих видів цінних паперів або груп паперів в рамках основних категорій. Один із цілей такого аналізу - визначити цінні папери, які мають неправильну оцінку на даний момент.

Український економіст Ю. А. Кравченко також висловлює думку про необхідність проведення аналізу, зокрема оцінки акцій. Він стверджує, що оцінка акцій є однією з найважливіших цілей їх аналізу. При оцінці акцій мається на увазі внутрішня вартість акції, яка порівнюється з поточним ринковим курсом.

Аналіз фондових ринків включає різноманітні методи, які допомагають інвесторам оцінити акції та інші цінні папери для прийняття інвестиційних рішень. Основні методи аналізу фондових ринків включають:

- Фундаментальний аналіз:

Цей метод базується на оцінці фінансової стабільності компанії, її конкурентоспроможності та перспектив росту. Він включає в себе вивчення фінансових звітів, аналіз ринкової ситуації та оцінку внутрішньої та зовнішньої діяльності компанії.

- Технічний аналіз:

Цей метод використовує історичні дані про ціни та обсяги торгів для прогнозування майбутніх рухів цін на фондовому ринку. Технічний аналіз зосереджується на вивченні графіків, індикаторів та інших інструментів з метою виявлення закономірностей та тенденцій на ринку.

- Квантитативний аналіз:

Цей метод використовує статистичні та математичні моделі для оцінки фінансових показників, ризиків та інших характеристик фондових інструментів. Квантитативний

2.3. Фундаментальний аналіз

Фундаментальний аналіз[2] - це метод прогнозування майбутніх змін на основі економічних, політичних та інших значущих факторів і показників, які з більшою ймовірністю, ніж інші змінні, впливають на попит і пропозицію активу, наприклад, цінних паперів.

Характерною рисою фундаментального аналізу є вивчення суті процесів, що відбуваються на ринках, дослідження причин зміни економічної ситуації, виявлення складних взаємозв'язків між більш масштабними явищами (часто доступними секторами), що відбуваються на досліджуваному ринку і на суміжних з ним ринках, на суміжних ринках. Підсумовуючи, можна сказати, що фундаментальний аналіз фондового ринку модифікує рушійні сили ринку.

Основною метою фундаментального аналізу на ринку цінних паперів є визначення внутрішньої, справедливої або економічно обґрунтованої вартості конкретного емітента або його цінних паперів. Під час цього виду аналізу цінності компанії (прибуток, дохід, обсяги виробництва тощо) виводяться з історичних і поточних показників на тлі постійно мінливого макроекономічного середовища. Прогнозування майбутнього стану об'єкта та ринку його цінних паперів є найважливішою функцією аналітики.

Основні кроки фундаментального аналізу фондового ринку:

1. Макроекономічний аналіз фондового ринку передбачає вивчення та інтерпретацію макроекономічних показників і того, як вони впливають на стан і динаміку фондового ринку. Показники макроекономіки можуть включати валовий внутрішній продукт

(ВВП), безробіття, інфляцію, процентні ставки, продуктивність праці, торговельний баланс та інші.

Ці показники допомагають інвесторам визначити загальний стан економіки, який може впливати на діяльність та фінансові результати компаній, що, в свою чергу, впливає на ціни акцій на фондовому ринку. Наприклад, збільшення ВВП може свідчити про зростання економічної активності, що може позитивно вплинути на прибутки компаній та ціни на акції.

Крім того, макроекономічний аналіз допомагає інвесторам зрозуміти ширший економічний контекст, що дозволяє їм більш ретельно оцінювати ризики та можливості при прийнятті інвестиційних рішень. Врахування макроекономічних умов є важливою складовою комплексної інвестиційної стратегії.

2. Галузевий аналіз фондового ринку - це метод дослідження та оцінки певної галузі або сектору економіки з метою визначення її інвестиційного потенціалу. Він передбачає аналіз численних аспектів галузі, таких як її поточний стан, конкурентне середовище, правове регулювання, технологічні тенденції, а також виклики та можливості.

Галузевий аналіз допомагає інвесторам визначити, які компанії в галузі мають найбільший потенціал розвитку та прибутку. Він може допомогти у визначенні тенденцій або змін, які можуть вплинути на перспективи галузі та її компаній.

Наприклад, якщо аналіз галузі показує, що попит на певний продукт або послугу зростає, це можна інтерпретувати як позитивний знак для компаній, які виробляють або надають цей продукт або послугу. З іншого боку, якщо аналіз виявляє посилення

конкуренції або несприятливі законодавчі зміни, це може свідчити про потенційну небезпеку для бізнесу в галузі.

Загалом, галузевий аналіз є важливим інструментом для інвесторів фондового ринку у прийнятті обґрунтованих інвестиційних рішень.

3. Аналіз компанії дозволяє інвесторам визначити, які компанії недооцінені, а які переоцінені, і де можуть існувати найкращі інвестиційні можливості. Він також допомагає інвесторам зрозуміти, як компанії можуть реагувати на різні економічні умови, що дозволяє їм більш ретельно оцінювати ризики та можливості при прийнятті інвестиційних рішень.

Цей процес передбачає вивчення фінансової звітності компаній, дослідження їхніх бізнес-моделей, аналіз конкурентного середовища, оцінку якості менеджменту та інших факторів, які можуть вплинути на прибутковість і ціну акцій компанії.

У свою чергу, такий детальний аналіз компаній може допомогти інвесторам краще зрозуміти фондовий ринок в цілому, оскільки ринок - це сума всіх його компаній. Таким чином, оцінка окремих компаній може надати цінну інформацію про ринкові тенденції та потенційні напрямки руху.

4. Визначення внутрішньої вартості: Внутрішня вартість - це процес оцінки справжньої або "внутрішньої" вартості акцій компаній, що котируються на біржі. Цей тип аналізу зазвичай передбачає ретельне вивчення фінансової інформації компанії, такої як прибуток, дохід, борг і грошові потоки, а також зовнішніх факторів, таких як економічні умови та конкурентне середовище.

Метою такого аналізу є визначення того, чи є акції компанії переоціненими або недооціненими на даний момент. Якщо внутрішня вартість акції перевищує її ринкову ціну, то акцію можна вважати недооціненою, що робить її потенційно привабливою для купівлі. І навпаки, якщо внутрішня вартість акції менша за її ринкову ціну, акція може бути переоцінена, що може бути показанням до продажу.

Визначення внутрішньої вартості дозволяє інвесторам приймати більш обґрунтовані рішення щодо купівлі та продажу акцій. Однак ця стратегія вимагає досить повного розуміння фінансової звітності та економічних показників, а також уміння прогнозувати майбутні грошові потоки компанії.

5. Рекомендації та прийняття рішень: процес аналізу, інтерпретації та застосування рекомендацій експертів, аналітиків та інших важливих джерел інформації з метою прийняття обґрунтованих інвестиційних рішень на фондовому ринку.

Інвестори часто консультуються з професійними фінансовими аналітиками, брокерами та інвестиційними установами, які проводять глибокий аналіз компаній, галузей та економіки в цілому. Ці рекомендації можуть містити прогнози щодо прибутковості компанії, ціни акцій, потенціалу зростання та інших важливих факторів.

На додаток до використання цих рекомендацій, прийняття рішень на фондовому ринку також передбачає врахування власних інвестиційних цілей, інвестиційного горизонту, толерантності до ризику та інших особистих факторів. Перш ніж прийняти рішення про купівлю або продаж акцій, інвестори повинні розглянути

рекомендації експертів на тлі різних факторів, включаючи власні дослідження та аналіз.

Це вимагає критичного мислення, аналітичних навичок і здатності приймати рішення на основі комплексу складних і часто суперечливих даних.

Фундаментальний аналіз важливий для довгострокових інвестицій, оскільки він допомагає визначити, чи мають акції чи облігації справжній потенціал для зростання, чи їх ціна відображає реальну вартість компанії. Проте, у короткострокових інвестиціях іноді більше значення має технічний аналіз, який враховує попит, пропозицію та психологічні фактори, що впливають на коливання цін на фондовому ринку.

2.3. Технічний аналіз

Технічний аналіз[3] - це метод оцінки цінних паперів і прогнозування майбутнього руху цін на основі вивчення історичних ринкових даних, насамперед цін і обсягів торгів. Технічний аналіз ґрунтується на припущенні, що вся доступна інформація вже відображена в ціні, тому аналіз цін є ключем до розуміння майбутньої динаміки.

Конкретні методи технічного аналізу ґрунтуються на припущенні, що цінова динаміка ліквідних ринків явно підпорядковується загальним закономірностям. Ліквідні ринки - це ринки з великою кількістю учасників, на яких постійно відбуваються значні обсяги операцій.

Технічні аналітики вважають, що всі фундаментальні фактори опосередковано відображаються на цінах цінних паперів на ринку. Основними предметами технічного аналізу є попит і пропозиція на цінні папери, динаміка обсягу угод з їх купівлі-продажу, а головне - динаміка ринкових цін. Прихильники технічного аналізу зазвичай заперечують прямий вплив змін у прибутковості компанії та інвестиційному ризику на вартість її акцій.

На практиці, однак, між фундаментальним і технічним аналізом немає протиріччя. Оцінка дохідності цінного паперу, визначена фундаментальними аналітиками, повинна бути оцінена через механізм ринку цінних паперів. Тільки під впливом попиту і пропозиції визначається ціна фінансового активу, яка в кожній ситуації відображає оцінку, засновану на фундаментальному аналізі. Ринкова ціна швидко реагує на сприйняття покупців і продавців, як раціональні, так і ірраціональні. Однак вони ґрунтуються як на технічній, так і на фундаментальній оцінці

фінансового активу, оскільки ринкова ціна відображає попит інвесторів на певну якість цінних паперів.

На практиці професіонали ринку цінних паперів зазвичай використовують комбінацію інструментів технічного та фундаментального аналізу. Однак технічний аналіз є більш популярним, ніж фундаментальний, завдяки своїй простоті, легкості реалізації та придатності для вивчення більшої кількості фінансових активів, випущених різними емітентами. Однак фахівці, які покладаються на технічний аналіз, не завжди можуть точно передбачити довгострокові ціни на ринках цінних паперів. Довгострокове прогнозування, як правило, вимагає додаткових компонентів фундаментального аналізу.

Пошук вичерпної інформації для фундаментального аналізу є надзвичайно складним завданням. Практично кожен професійний аналітик має доступ до інструментів технічного аналізу, але не кожен може реалізувати фундаментальну стратегію. Незважаючи на витрати, пов'язані з технічним аналізом, він широко використовується учасниками ринку цінних паперів, оскільки дозволяє їм використовувати інформацію, що стосується насамперед ринкових цін або цін і обсягів торгів.

Найбільшого поширення на Заході та в країнах СНД набули тематичні комп'ютерні розробки, які інтегрують усі методи комп'ютерного аналізу сучасного ринку цінних паперів. Розглянемо декілька з них.

AI Trilogy (World System Group) - єдиний у своєму роді "конструктор", що дозволяє створювати складні аналітичні системи. Програмне забезпечення містить шістнадцять різновидів нейронних мереж у пакеті NeuroShell, розширену бібліотеку NeuroWindows і складну реалізацію генетичних алгоритмів у програмах GeneNter. Цей пакет встановлений у 150 найбільших банках США.

High Performance System - інструмент для моделювання найскладніших політичних, економічних та фінансових ситуацій і процесів. Він використовується для моделювання президентських виборів і регіональних криз, інвестиційних потоків і реакції ринку на нові тарифи, а також для вирішення безлічі інших завдань. Як візуальний інструмент реінжинірингу, ця програма незамінна в процесі планування структурних змін в установах і великих корпораціях.

На основі історичних ринкових даних всі методи технічного аналізу намагаються швидко і відносно легко передбачити ціни. Існують різні класифікації технічних підходів. Загальновизнано, що всі методи технічного аналізу можна розділити на дві категорії: ті, що призначені для аналізу ринків з чітко визначеним трендом, і ті, що підходять для аналізу ринку без чітко вираженого тренду.

"Моделі на цінових графіках" та "слідування за трендом" є найпоширенішими методами технічного аналізу.

Розглянемо практичні підходи до технічного аналізу, такі як традиційний графічний аналіз і прикладні статистичні методи.

Графіки цін є основним графічним інструментом технічного аналізу. Графічний технічний аналіз - це, перш за все, побудова та інтерпретація різних графічних моделей ринку, що характеризуються певними закономірностями руху цін, з метою прогнозування ймовірності продовження або зміни виявленої тенденції.

Графічні картини вирізняються різноманітністю форм. Розрізняють два види графічних моделей: моделі перелому тенденції — тобто структури, які формуються на цінових графіках і в разі виконання деяких умов можуть свідчити про зміну наявного на ринку тренду (до них належать моделі «голова — плечі», «подвійний пік», «подвійне підґрунтя»,

«потрійний пік», «потрійне підґрунтя») і моделі продовження тенденції, які утворюються на графіках і в разі виконання деяких умов дають підстави стверджувати про ймовірність продовження наявної тенденції (до цієї групи належать моделі «трикутники», «смарагди», «прапори», «вимпели» тощо).

Отже, основою графічного технічного аналізу є побудова цінових графіків, за допомогою яких аналітики роблять висновки щодо купівлі, продажу або утримання певних цінних паперів.

Основними формами графіків є гістограма, лінійний графік ціни закриття, точковий графік та японська свічка. Розглянемо основи побудови лінійного графіка (простого лінійного графіка) та гістограми (стовпчикового графіка).

Всі цінові графіки об'єднує те, що по вертикалі відображаються зміни цін, а по горизонталі - зміни в часі. Обсяг торгів відображається вертикальними рисками під відповідними ціновими індикаторами в нижній частині графіка. Вибір інтервалів для побудови графіків є довільним.

Для побудови лінійного графіка ціни закриття (рис. 2.1) аналітик використовує дві категорії даних: ціну останньої угоди (ціну закриття) та обсяги торгів. Деякі технічні аналітики вважають, що, незважаючи на те, що ціна закриття не завжди точно відображає ринкову ситуацію, цей графік цілком підходить для ринків, що розвиваються, на яких ринкова ціна цінних паперів мало змінюється протягом торгової сесії. На основі цін "денного курсу" також можна побудувати прості лінійні графіки.

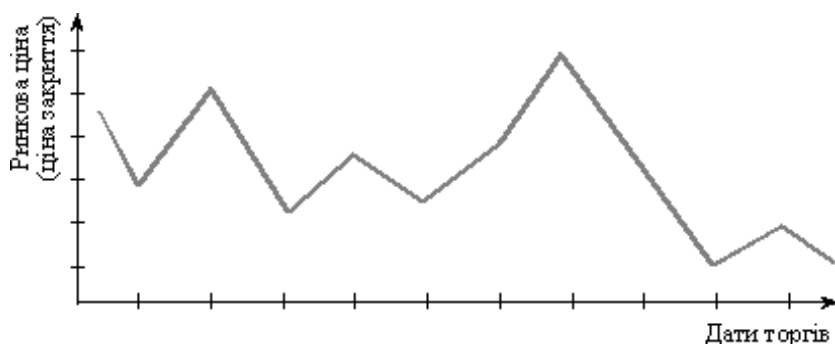


Рисунок 2.1 — Лінійний графік ціни закриття

На рисунку 2.2 зображено такі поняття графічного аналізу, як лінії підтримки та опору. Лінія опору позначає верхню межу, за яку ціна акції не повинна підніматися. Як показано на рис. 2.2, ціна акції неодноразово піднімалася до рівня опору, а потім стрімко падала назад. У графічному аналізі прийнято вважати, що якщо ринкова ціна акції перетинає лінію опору, це є сигналом до купівлі акції. У цьому випадку очікується, що вартість цінного паперу продовжить зростати, оскільки вона перетнула психологічний поріг для інвесторів.

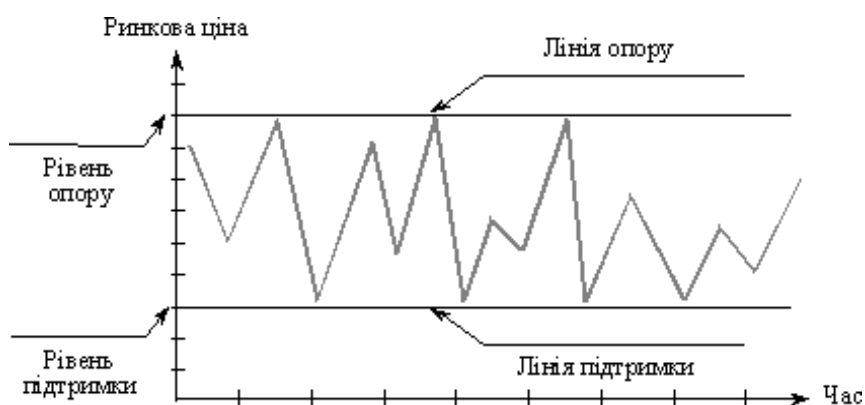


Рисунок 2.2 — Лінії підтримки та опору цінового графіка

Наступні пояснення виправдовують існування рівня опору. Припустимо, що ціна акції в минулому кілька разів піднімалася до певного рівня (лінії опору), щоб потім знову впасти. Таку цінову динаміку спостерігали і запам'ятали інвестори. Отже, коли ринкова ціна знову почне наближатися до цього рівня, учасники ринку, які придбали акції за нижчою ціною, почнуть їх продавати, оскільки вважають, що існує висока ймовірність того, що ціна акцій продовжить знижуватися, як це було раніше.

З іншого боку, інвестори, які бажають придбати акції, не поспішатимуть це робити, оскільки, виходячи з минулих спостережень, вони очікують, що ціна з часом знизиться. Отже, за таких обставин продавців має бути більше, а покупців менше, що визначає рівень опору. Якщо ринок отримає надзвичайно позитивну інформацію про майбутні перспективи акцій компанії-емітента, це змінить хід подій, в результаті чого попит перевищить пропозицію. Ціна акції перевищить рівень опору, оскільки інвестори "поженуться" за нею.

Лінія підтримки являє собою мінімальну ціну, нижче якої ціна акції не повинна опускатися. Якщо ринкова ціна цінного паперу опускається нижче цього рівня, очікується, що падіння продовжиться, оскільки психологічний бар'єр в оцінці ситуації інвесторами було подолано. Це є підставою для ліквідації акцій.

Обґрунтування існування рівня підтримки полягає в наступному. Припустимо, що ціна акції в минулому неодноразово знижувалася до певного рівня (підтримки), а потім відновлювалася. Така цінова динаміка спостерігалася і запам'яталася інвесторам. Тому, коли ціна знову знижується до цього рівня, інвестори, які мають намір придбати акції,

починають це робити, оскільки вважають малоімовірним, що ціна впаде нижче цього рівня.

Отже, інвестори, які раніше придбали акції за вищою ціною в надії продати їх за вищою ціною, утримаються від продажу, оскільки, виходячи з попередніх спостережень, вони вважають, що ціна акцій з часом зростатиме. Таким чином, на ринку буде більше покупців, ніж продавців, що запобігатиме подальшому падінню ціни акцій.

Аналіз графіків трендів дозволяє побудувати лінії ринкового тренду. Тренди - це графічне зображення переважного напрямку руху ринкових цін. Залежно від потенційних "маршрутів", тренди можуть бути висхідними, низхідними або горизонтальними. Поступове зростання цін характеризує висхідний тренд, тоді як зниження цін характеризує низхідний тренд. Горизонтальна або бокова траєкторія характеризує горизонтальний рух цін.

Тренд визначається шляхом з'єднання лінією двох або більше найвищих або найнижчих значень графіка. Висхідний тренд з'єднує найнижчі точки графіка так, щоб графік знаходився вище лінії тренду. Крім того, спадний тренд з'єднує вершини графіка таким чином, що сам графік знаходиться нижче лінії тренду (Рисунок 2.3).

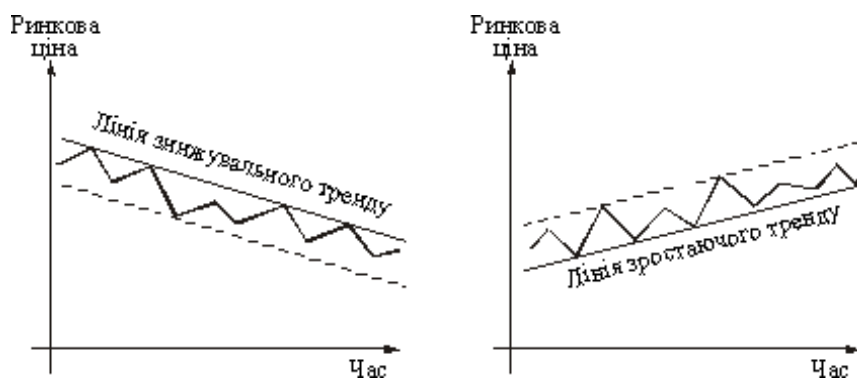


Рисунок 2.3 — Побудова лінії тренду

На думку експертів, тенденція до зростання свідчить про перевищення попиту над пропозицією на ринку, а тенденція до зниження - про перевищення пропозиції над попитом. Завдання полягає в тому, щоб правильно визначити тенденцію ринкової ціни.

Аналітики вважають, що наближення графіка до лінії тренду свідчить про настання сприятливих умов для продажу (при низхідному тренді) або купівлі (при висхідному тренді) фінансового активу.

При зміні трендів часто виникають ситуації, що повторюються. Коли тренд трансформується в тенденцію з розворотом, переважають розвороти. Графічно інверсійні моделі - це моделі, які характеризують стандартні розвороти трендів. Модель є інверсійною, якщо вона демонструє рух ціни в протилежному напрямку. Прикладом інверсійної моделі є подвійна вершина (Рисунок 2.4) або подвійна основа (Рисунок 2.5). На практиці, однак, досить складно передбачити майбутнє ринку на основі численних інверсійних моделей.

Геппи - це ринкові умови, що характеризуються невеликою кількістю транзакцій. Вони можуть проявлятися як у висхідному, так і в низхідному тренді.

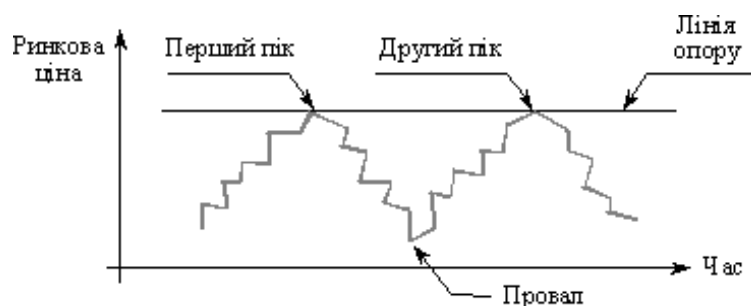


Рисунок 2.4 — Інверсійна структура «подвійний пік»

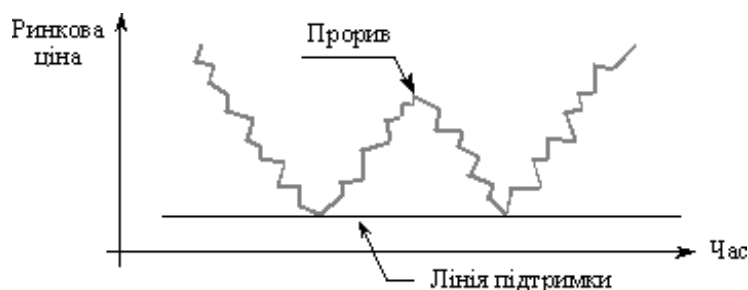


Рисунок 2.5 — Інверсійна структура «подвійне підґрунтя»

Горизонтальна вісь стовпчастих діаграм (гістограм) представляє часові інтервали, а вертикальна вісь - ціну. Ціна визначається вертикальною лінією на графіку, яка відповідає певному часовому періоду (день, тиждень, місяць тощо). Довжина лінії вказує на амплітуду коливань ціни (від найвищого до найнижчого значення) за вказаний період часу.

Зазвичай на графік наносяться "тики" (поодинокі коливання цін), які відображають ціни відкриття і закриття ринку. Ці графіки також відображають додаткові дані, такі як обсяг торгів за різні періоди часу.

Практики знайомі з численними варіаціями гістограм. Наприклад, замість амплітуди ціни відображаються ціни відкриття і закриття. Якщо дослідник розуміє загальні принципи побудови цінових графіків, переваги графічного підходу для проведення кваліфікованого аналізу є переконливими, оскільки інтерпретація багатьох графіків не вимагає спеціальних знань. Маючи достатні статистичні знання та досвід, аналітик концентрується на специфіці "цифр" і самостійно визначає рівень їхньої значущості.

Противники графічного підходу переконані, що графік дає відповідь на запит про минулий стан ринку, але не вказує на майбутній напрямок руху ринку. Позитивні результати, на їхню думку, пояснюються не "цифрами" графіків, а інтуїцією фахівця і його здатністю правильно

інтерпретувати і прогнозувати короткострокову цінову динаміку ринку. Однак на основі технічних досліджень інвесторам надаються конкретні рекомендації щодо змін на ринку. Для ілюстрації наведемо кілька поширених висновків щодо прогнозування руху цін, яких дійшли технічні аналітики.

Наступні рекомендації від експертів з технічного аналізу будуть корисними для недосвідченого портфельного інвестора, який бажає поповнити свій портфель акціями.

За словами фахівців, темпи зростання цін на акції під час "бичачого" ринку, як правило, набагато вищі, ніж темпи падіння під час "ведмежого" ринку. На ринку цінних паперів майже не існує емітентів, ціна акцій яких знижується вдвічі, тоді як на бичачих ринках зазвичай спостерігається дво- або триразове зростання ціни.

Вважається, що акції, падіння ціни яких перевищило середньоринковий показник під час попереднього циклу "ведмежого" ринку, зазнають найбільшого подорожчання під час наступного циклу "бичачого" ринку. Тому на початку бичачого тренду рекомендується купувати акції, ціна яких знизилася відносно рівня індексу ведмежого циклу.

На бичачому ринку ціна акцій компаній з малою капіталізацією зростає більшими темпами, ніж середній темп індексу (по всій ринковій капіталізації), і значно випереджає ціну акцій компаній з великою капіталізацією. Тому на початку бичачого тренду доцільно купувати акції емітентів з малою капіталізацією.

Якщо значення найнижчого рівня ринкової ціни спадного тренду перевищить рівень попереднього найнижчого значення, за умови зменшення обсягів продажів, це буде бичачим сигналом і призведе до

розвороту висхідного тренду. А прискорене зростання цін, що супроводжується зниженням обсягів торгів на ринку цінних паперів, часто призводить до розвороту цінового тренду. Довготривалий повільний розвиток ринкової ціни, що супроводжується стабільно високими обсягами торгів, є "ведмежим" індикатором (для зниження ціни).

Завдяки простоті використання графічний метод є одним з найбільш поширених і ефективних методів технічного аналізу. Тим не менш, кожна цінова модель має унікальний механізм розвитку і графічне відображення. Істотним недоліком графічного методу є його суб'єктивність. Кожен технічний експерт інтерпретує графіки по-своєму. Щоб не помилитися, він повинен бути гранично компетентним.

Серед найпоширеніших обчислювальних методів технічного аналізу цінової динаміки на світових ринках цінних паперів можна виділити метод ковзної середньої. Найпростішим методом аналізу будь-якого цінового графіка є накладання на емпіричний ціновий графік ковзної середньої або двох таких значень з різних часових періодів.

Ковзаюче середнє обчислюється шляхом усереднення ціни закриття або "денного курсу" за певний період часу. Як і будь-яке середнє, ковзаюче середнє обчислюється шляхом ділення певної величини на кількість заявок. Наприклад, п'ятиденне ковзне середнє цін закриття розраховується шляхом ділення суми цін закриття за останні п'ять днів на п'ять (кількість заявок).

При обчисленні ковзної середньої до динамічного ряду періодично (щодня або щотижня) додається новий доданок (нове значення ціни) і віднімається найбільш ранній доданок (так, щоб сума доданків дорівнювала 5). Ковзаюче середнє може бути визначене для будь-якого періоду часу. Технічні експерти зазвичай вважають за краще розраховувати ковзаючу середню за 3, 5, 7 або 10 днів.

Порівняння графіка ковзної середньої з вихідним емпіричним графіком фактичних щоденних цін закриття (за денним курсом) або з графіком ковзної середньої за короткий період часу демонструє, що ковзаюча середня за довший період часу згладжує випадкові коливання ("артефакти") більше, ніж ковзаюча середня за короткий період часу, і вона точніше відображає тенденції ринкових цін.

Довгострокові ковзаючі середні надають аналітику більше можливостей виявити зміну тенденції. Багато ринкових інвесторів купують акції, коли короткострокове ковзне середнє або поточна цінова лінія вище довгострокового ковзного середнього, і продають акції, коли фактична цінова лінія або "коротке" ковзне середнє нижче довгострокового ковзного середнього. Чим довший період використовується для розрахунку ковзної середньої, тим більш плавна лінія на графіку, тим більша затримка і тим рідше вона перетинає емпіричні цінові лінії і "короткі" середні.

Щоб використовувати ковзаючу середню як трендовий індикатор і відповідно приймати рішення, необхідно визначити період часу, за який ви хочете розрахувати середню, і оптимальний час для прийняття інвестиційного рішення на ринку цінних паперів.

Якщо ковзаюче середнє розраховується на коротких часових інтервалах, то графік буде надзвичайно чутливим до коливань цін. Використовуючи цей тип графіків, ви повинні входити в ринок, як тільки спостерігаєте тенденцію до зростання цін, і виходити з ринку, як тільки тенденція змінюється на протилежну. Якщо ціновий тренд є тимчасовим, "вхід" і "вихід" з ринку можуть відбуватися так часто, що прибуток може бути меншим за операційні витрати. Спроби усунути непотрібні витрати шляхом розрахунку ковзної середньої за тривалий період часу можуть мати менший ефект через швидку зміну тренду.

Цей метод аналізу є одним з інструментів аналізу, що слідує за трендами, який намагається визначити, коли закінчується попередній тренд і починається новий. Суть методу полягає в тому, щоб завжди дотримуватися ринкової динаміки, не намагаючись її передбачити. Прихильники ковзних середніх досліджують періоди різної тривалості, звертаючи особливу увагу на перетин ліній. Варіацією цього методу є побудова "каналу", що складається з двох паралельних ліній, які представляють межі нормального діапазону цінових коливань в межах загального тренду. Однак значення ціни на графіку може виходити за межі "каналу" і з часом повертатися в нього.

Технічні аналітики намагаються подолати цю обмеженість "каналів", використовуючи додаткові методи для визначення фактичних "поворотних точок" тренду. Деякі з них обчислюють ковзаючі середні денних цін закриття та денних максимумів і мінімумів, а потім наносять їх на графік у вигляді діапазону. Крім того, межі діапазону виводяться з фіксованих верхніх і нижніх відхилень у відсотках від ціни закриття. Для того, щоб коливання цін вважалися значними, лінія денної ковзної середньої або іншої ковзної середньої повинна перетинати весь діапазон.

Поширеною помилкою при використанні цього методу є думка, що з його допомогою можна передбачити динаміку цін. На практиці, однак, цей метод може лише підтвердити поточну тенденцію, але не спрогнозувати її.

Прихильники методу слідування за трендом намагаються дати йому кількісну оцінку. Вони намагаються обґрунтувати тривалість періоду часу, який використовується для розрахунку ковзної середньої. Надійність методу визначається шляхом аналізу минулої динаміки ринку. Якщо ринок знаходиться в довгостроковому висхідному тренді, інвестор, швидше за все, буде отримувати дохід протягом тривалого періоду часу і навряд чи

знає збитків до тих пір, поки графік не покаже, що йому слід вийти з ринку. Ймовірність майбутньої динаміки цін можна передбачити, якщо аналітик поєднує достатнє інтуїтивне прогнозування ринкової кон'юнктури з використанням ковзних середніх з оптимальними періодами розрахунку. Позитивним аспектом цього методу є те, що він послужив основою для численних технік технічного аналізу, які допомагають швидко і точно визначати поточні ринкові тенденції.

Метод ковзної середньої широко використовується в технічному аналізі, незважаючи на його суттєві обмеження. По-перше, він не дає наукового обґрунтування вибору необхідної кількості членів часового ряду, що розраховується, та часового інтервалу m (дні, місяці тощо), що розраховується. По-друге, на кінцях апроксимованого часового ряду відсутнє визначення ковзних середніх, що призводить до того, що теоретичний ряд є коротшим за вихідний емпіричний ряд.

Ряд ковзних середніх на $(m - 1)$ значень коротший за емпіричний ряд, що вимагає ретельного підходу при виборі інтервалу (m) . Якщо емпіричний ряд має періодичні коливання, інтервал усереднення повинен дорівнювати або бути кратним періоду коливань.

Навіть дуже волатильні ряди ринкових цін досліджуються за допомогою методу ковзного середнього. За таких обставин можлива подвійна фільтрація.

За допомогою методу "моментів" ("момент" - це різниця між двома цінами) на графік наносяться імпульсні коливання, найбільш поширені в торгових операціях, як підмножина графічного аналізу.

Засадова формула для обчислення «моменту» виглядає так:

$$M_x = P_x - P_{x-n}, \quad (2.3.1)$$

де M_x — «момент» на день x ;

P_x — ринкова ціна фінансового активу на день x ;

P_{x-n} — ринкова ціна фінансового активу n днів тому.

Значення "моментів" (позитивних і негативних) за кілька днів зображуються на графіку у вигляді динамічного ряду. Сигнали на покупку реєструються, коли значення ряду - імпульс - перетинає лінію часу вище нульової позначки, а сигнали на продаж - коли значення ряду перетинає лінію часу нижче нульової позначки.

Для короткострокового прогнозування майбутнього значення ціни іноді використовується метод найменших квадратів для вирівнювання трендового ряду. За допомогою математичних розрахунків визначається теоретична лінія, яка найбільш точно апроксимує емпіричний ряд.

При аналітичному вирівнюванні динамічного ряду ринкових цін фактичні значення y_t замінюються розрахованими за допомогою рівняння тренду (Y_t - теоретичний рівень ринкової ціни, t - фактор часу). Припускаючи, що ланцюгові абсолютні прирости значень цін є відносно стабільними і не мають чіткої тенденції до зростання або спадання, ряд нормалізується за допомогою лінійної функції:

$$Y_t = a + bt, \quad (2.3.2)$$

де Y_t — теоретична ринкова ціна акції;

t — порядковий номер періоду;

b — коефіцієнт (тангенс кута);

a — вільний член формули.

Згідно з умовою мінімізації суми квадратів відхилень фактичних рівнів ряду y_t від теоретичних Y_t параметри a і b визначаються розв'язуванням системи нормальних рівнянь, яка для лінійної функції має такий вигляд:

$$\begin{cases} na + b\Sigma t = \Sigma y \\ a\Sigma t + b\Sigma t^2 = \Sigma yt \end{cases} \quad (2.3.3)$$

Наведена система рівнянь спрощується, якщо початок відліку часу ($t = 0$) перенести в середину динамічного ряду. Тоді значення t , розміщені вище середини, будуть від'ємними, а нижче — додатними. При непарному числі членів ряду (наприклад, $n = 7$) змінній t надаються значення з інтервалом одиниця $-3, -2, -1, 0, 1, 2, 3$; при парному: $-2,5, -1,5, -0,5, 0,5, 1,5, 2,5$.

В обох випадках $\Sigma t = 0$, а система рівнянь набирає вигляду

$$\begin{cases} na = \Sigma y \\ b\Sigma t^2 = \Sigma yt \end{cases} \quad (2.3.4)$$

Отже,

$$a = \frac{\Sigma y}{n}$$

$$b = \frac{\Sigma yt}{\Sigma t^2}$$

Значення Σt^2 можна доволі легко обчислити за формулами:

для непарного числа значень ринкових цін

$$\Sigma t^2 = \frac{n(n^2 - 1)}{12} \quad (2.3.5)$$

для парного числа значень ринкових цін

$$\Sigma t^2 = \frac{n(n^2 - 1)}{3} \quad (2.3.6)$$

Продовження виявленої тенденції за межами діапазону динаміки називається екстраполяцією тенденції. Це один із методів прогнозування ринкових цін, передумовою якого є підтвердження незмінності причинно-наслідкового комплексу, що формує тренд.

Метод екстраполяції дає точковий прогноз на короткий термін. У практиці, зазвичай встановлюються довірчі межі прогнозування. Підставляючи значення t в формулу, ми можемо отримати прогнозоване значення ціни акції на період t . Важливо відзначити, що цей прогноз використовується лише на короткостроковий період.

Узагальнимо умови[5], за яких, на думку аналітиків, варто розглядати доцільність придбання цінних паперів (акцій):

- інвестор має підстави вважати, що акції фірми продаються за значно заниженими цінами. Тобто, на думку інвестора, компанія-емітент коштує набагато більше, ніж показує ринкова вартість її акцій;
- інвестор вважає, що компанія має сприятливі перспективи і можна очікувати значного стрибка ціни її акцій;
- якщо ціна акцій стабільно зростає і інвестор має підстави вважати, що ця тенденція збережеться протягом тривалого часу;
- інвестор вважає, що незважаючи на стабільну ринкову вартість акцій, по них будуть виплачуватися високі дивіденди.

Можливість продажу акцій варто розглядати, коли:

- інвестор вважає, що акції переоцінені і можна очікувати падіння їх ринкових цін;
- інвестор вважає, що компанія-емітент зіткнеться з серйозними фінансовими проблемами найближчим часом;
- якщо існує постійна тенденція до падіння ринкової ціни акцій, і у інвестора немає підстав сподіватися, що найближчим часом ціна стабілізується, а потім почне зростати;
- інвестор припускає, що акції певної компанії будуть приносити низькі дивіденди, і тому вважає, що, продавши ці акції, він зможе придбати інші цінні папери з вищим прибутком.

Слід, однак, пам'ятати, що сьогоднішнє падіння курсу не є показником повної безперспективності окремих цінних паперів у довгостроковій перспективі.

2.3. Квантитативний аналіз

Кількісний аналіз використовує статистичні та математичні моделі для оцінки фінансових показників, ризиків та інших характеристик фондових інструментів. Кількісний аналіз може включати машинне навчання, оптимізацію портфоліо та інші чисельні методи.

Аналіз часових рядів і прогнозування за допомогою машинного навчання є сферою науки про дані, яка швидко розвивається. Оскільки бізнес стає все більш керованим даними, потреба в передових методах аналізу даних і прогнозування стає все більш важливою. Машинне навчання використовується для автоматизації аналізу часових рядів і процесів прогнозування, а також для надання більш точних прогнозів.

Аналіз часових рядів - це процес вивчення і аналізу даних, які вимірюються в регулярні моменти часу. Ці дані дозволяють виявити тенденції, моделі та сезонні варіації. Зрозумівши поведінку цих даних, організації можуть приймати кращі рішення та зробити більш точні прогнози.

Алгоритми машинного навчання використовуються для автоматизації аналізу та прогнозування часових рядів. Ці алгоритми використовують минулі спостереження для прогнозування майбутніх значень. Вони можуть виявляти шаблони в даних та засновувати на цих шаблонах свої прогнози. Це допомагає економити час та зусилля, які раніше потрібно було витратити на ручний аналіз часових рядів та прогнозування.

Використання машинного навчання для аналізу часових рядів і прогнозування має кілька переваг. Воно дозволяє отримувати більш точні прогнози порівняно з традиційними методами. Крім того, це зменшує час і зусилля, необхідні для ручного аналізу та прогнозування. Використання

машинного навчання також може допомогти виявити можливості для поліпшення даних.

Аналіз часових рядів і прогнозування є важливими процесами, які допомагають розуміти та передбачати майбутні тенденції в даних. Один з ключових кроків у цих процесах - розробка функцій, яка допомагає визначити найбільш відповідні функції в даних, які можна використовувати для побудови точних моделей. Нижче перераховано кілька методів, які можна застосовувати для ефективного проектування функцій аналізу часових рядів і прогнозування.

- Аналіз тенденцій - це цікавий метод для виявлення залежностей та закономірностей в даних, які змінюються з часом. Шляхом виявлення таких характеристик, як сезонність, тенденції та цикли, ми можемо розкрити певні закономірності, що присутні в даних з часом.
- Обробка сигналів використовується для виділення важливих характеристик з часових рядів та може включати такі методи, як перетворення Фур'є, вейвлет-перетворення та авторегресійні моделі.
- Вилучення ознак - це процес ідентифікації найважливіших характеристик у часовому ряді. Це може включати методи, такі як аналіз головних компонентів, вибір ознак та перетворення ознак.
- Аналіз часових інтервалів використовується для виявлення шаблонів у часових рядах, які можуть бути корисними для

моделювання. Це може включати такі методи, як аналіз ковзного вікна, аналіз ковзного середнього та експоненціальне згладжування.

- Кластеризація часових рядів - це процес групування схожих часових рядів разом для виявлення спільних закономірностей. Це можна зробити за допомогою методів, таких як кластеризація k-середніх, ієрархічна кластеризація та карти самоорганізації.
- Декомпозиція часових рядів є важливим інструментом машинного навчання для аналізу часових рядів і прогнозування. Це метод поділу часового ряду на кілька компонентів, таких як тренд, сезонність і шум. Розкладаючи часові ряди, аналітик може краще зрозуміти основні закономірності та тенденції в даних. Розкладання часових рядів дозволяє алгоритмам машинного навчання ефективніше навчатися на основі даних. Розкладання часового ряду на його компоненти допомагає алгоритму ідентифікувати різні аспекти даних, наприклад сезонні моделі, тенденції та шум, і вивчати їх. Крім того, це допомагає алгоритму робити більш точні передбачення та передбачення. Розбиваючи дані на компоненти, аналітик може легше ідентифікувати будь-які викиди, які можуть спотворювати дані. Після виявлення викидів їх можна видалити з набору даних, що дасть точніші передбачення та прогнози.

Використання цих методів дозволяє розробити функції, що сприяють кращому розумінню та моделюванню часових рядів. Це важливий етап у процесі аналізу та прогнозування часових рядів.

У сфері машинного навчання прогнозування часових рядів є важливим інструментом для передбачення майбутніх подій. Завдяки вдосконаленим алгоритмам та моделям машинного навчання компанії та дослідники можуть аналізувати історичні дані, щоб точно прогнозувати майбутні зміни. Цей процес допомагає приймати кращі рішення та планувати майбутнє.

Моделі машинного навчання стають все популярнішими для прогнозування часових рядів завдяки їх здатності вивчати дані, виявляти закономірності та робити точні прогнози. Проте, вибір правильної моделі для ваших даних може бути складним. Для досягнення найкращих результатів важливо оцінити всі доступні моделі та обрати ту, яка найкраще відповідає вимогам вашої задачі з даними та прогнозуванням.

При оцінці моделей машинного навчання для прогнозування часових рядів, найважливішим фактором є їх точність. Цю точність можна виміряти за допомогою різних показників, таких як середньоквадратична помилка (RMSE) або середня абсолютна помилка (MAE). Крім того, важливо враховувати стабільність моделі та її здатність узагальнювати нові дані.

Інший ключовий фактор, який потрібно враховувати, - це обчислювальна складність моделі. Залежно від розміру набору даних та складності моделі, обчислювальні витрати можуть значно відрізнятись. Тому важливо ретельно оцінити вартість запуску кожної моделі і визначити, яка з них є найбільш ефективною для ваших даних.

Нарешті, важливо враховувати можливість інтерпретації моделі. Це особливо важливо для розуміння результатів та прийняття рішень на основі

прогнозів. Якщо модель не може бути інтерпретована, важко зрозуміти результати та використовувати їх для прийняття рішень.

Загалом, оцінка моделей машинного навчання для прогнозування часових рядів є важливою частиною процесу. З урахуванням точності, стабільності, обчислювальної складності та можливості інтерпретації, компанії та дослідники можуть обрати найкращу модель, яка відповідає їх потребам у даних та прогнозуванні.

Ансамблеве навчання є вдосконаленим методом машинного навчання, який набуває популярності в аналізі часових рядів і прогнозуванні. Воно передбачає поєднання декількох моделей з метою отримання кращої прогнозової ефективності, ніж при використанні однієї моделі.

Цей підхід все частіше використовується дослідниками даних і аналітиками в фінансовій, енергетичній, медичній галузях та інших сферах, де аналіз часових рядів і прогнозування є важливими. Наприклад, у фінансовому секторі, ансамблеве навчання допомагає трейдерам і аналітикам зробити кращі прогнози щодо фондового ринку та інших ринків.

Ансамблеве навчання базується на ідеї, що комбінація кількох моделей є ефективнішою, ніж використання однієї моделі. Шляхом поєднання моделей, ансамблеве навчання може досягти більшої точності прогнозування, зменшити ризик перенавчання і підвищити надійність аналізу часових рядів і прогнозування.

Використання ансамблю також допомагає зменшити час, необхідний для розробки та реалізації моделі. Завдяки поєднанню декількох моделей, завдання створення моделі може бути виконано швидше, що дозволяє користувачу сконцентруватися на інших завданнях.

Крім того, ансамблеве навчання використовується для створення більш точних і надійних прогнозів. Шляхом комбінування декількох моделей, ризик перенавчання значно знижується. Це означає, що прогнози, отримані з використанням ансамблевого навчання, вірогідно будуть точнішими та надійнішими, ніж ті, які були б створені окремою моделлю.

РОЗДІЛ 3. Моделі прогнозування фондових ринків

3.1. Регресійні моделі

Регресійний аналіз[5] - це метод, який дозволяє нам вивчати та розуміти дані, які ми збираємо. У цьому методі ми шукаємо залежність між двома змінними - одна змінна, яку ми вимірюємо і хочемо дослідити (залежна змінна або змінна відгуку), і інша змінна, яка може впливати на першу змінну (незалежна змінна).

Ми будуємо регресійну модель, яка є математичною функцією незалежної змінної та певних параметрів, і вона включає також випадкову змінну. Наша мета - налаштувати параметри моделі таким чином, щоб вона якомога точніше передбачала вихідні дані.

Одним з основних критеріїв оцінки якості моделі є середньоквадратична помилка, яка обчислюється як сума квадратів різниць між значеннями, передбаченими моделлю, і фактичними значеннями залежної змінної. Ми припускаємо, що залежна змінна є сумою значень певної математичної моделі та випадкової величини. При цьому ми робимо припущення про розподіл цієї випадкової величини, яке називається гіпотезою породження даних. Для підтвердження або спростування цієї гіпотези використовуються статистичні тести, відомі як аналіз залишків. При цьому ми припускаємо, що незалежна змінна не містить помилок. Регресійний аналіз використовується для прогнозування, аналізу часових рядів, тестування гіпотез і виявлення прихованих зв'язків у даних.

3.1.1. Авторегресійна модель

Авторегресійна модель[6] (англ. Autoregressive model, AR) — модель часових рядів, у якій значення часового ряду в даний момент знаходяться в лінійній залежності від попередніх значень цього ж ряду. Авторегресійний процес порядку p визначається наступним чином:

$$X_t = c + \sum_{i=1}^p a_i X_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (3.3.1.1)$$

де X_t — це зпрогнозоване значення на період t ;

c — константа, зазвичай дорівнює нулю;

a_i — коефіцієнти авторегресії;

ε_e — білий шум.

Найпростішим прикладом є Авторегресійний процес першого порядку AR-процес:

$$X_t = c + a_1 X_{t-1} + \varepsilon_t,$$

Для цього процесу коефіцієнт авторегресії такий як коефіцієнт автокореляції першого порядку.

Якщо ввести лаговий оператор $L: Lx_t = x_{t-1}$, то авторегресійну модель можна представити таким чином

$$X_t = c + \sum_{i=1}^p a_i L^i X_t + \varepsilon_t. \quad (3.3.1.2)$$

Стаціонарність авторегресійного процесу залежить від коренів характеристичного полінома $a(z) = c + \sum_{i=1}^p a_i L^i X_t + \varepsilon_t$.

3.1.2. Авторегресійна модель ковзного середнього

У статистичному аналізі часових рядів[7] авторегресійна модель ковзного середнього (ARMA) пропонує економічний опис (слабко) стаціонарного стохастичного процесу в термінах двох поліномів: один для авторегресії, а інший для ковзного середнього. Загальна модель ARMA була описана в дисертації Пітера Уїтгла 1951 року «Перевірка гіпотез в аналізі часових рядів» і популяризована в книзі Джорджа Бокса та Гвіліма Дженкінса 1970 року.

Для даного часового ряду даних модель X_t ARMA є інструментом для розуміння та прогнозування майбутніх значень цього ряду. Ця модель складається з двох частин: авторегресійної та ковзної середньої. Частина *AR* включає регресію цієї змінної на її власні відсталі (тобто минулі) значення. Частина *MA* передбачає моделювання члена помилки як лінійної композиції членів помилки в поточний момент часу та в інший час у минулому. Цю модель традиційно називають моделлю $ARMA(p,q)$, де p є порядком частини авторегресії, а q є порядком частин ковзного середнього.

Позначення $AR(p)$ стосується авторегресійної моделі порядку p . Позначення $MA(q)$ стосується моделі ковзного середнього порядку q :

$$X_t = \mu + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}, \quad (3.3.1.3)$$

де X_t – це зпрогнозоване значення на період t ;

μ – математичне сподівання;

α – дійсні числа, авторегресійні коефіцієнти;

θ_i – дійсні числа, коефіцієнти змінного середнього;

ε_t – білий шум.

Позначення $ARMA(p,q)$ стосується моделі з p авторегресійними членами та q членами ковзного середнього. Ця модель містить моделі $AR(p)$ та $MA(q)$:

$$X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p a_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}, \quad (3.3.1.4)$$

Члени похибки ε_t , як правило, вважають незалежними однаково розподіленими випадковими величинами (РВВ), відібраними з нормального розподілу з нульовим середнім: $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$, де σ^2 – дисперсією. Ці припущення можна послабити, але це змінить властивості моделі. Зокрема, зміна припущення щодо РВВ призведе до фундаментальної різниці.

Пристосування моделей. Пошук відповідних значень p і q в моделі $ARMA(p, q)$ можна полегшити шляхом побудови часткових автокореляційних функцій для оцінки p і використання автокореляційних функцій для оцінки q . Додаткову інформацію можна отримати, розглядаючи ті самі функції для залишків моделі, підігнаних початковим вибором p і q . Моделі $ARMA$, після того як p і q були обрані, зазвичай не можуть бути підігнані за допомогою регресії найменших квадратів, щоб знайти значення параметрів, які мінімізують помилку. Загалом, вважається хорошою практикою знайти найменші значення p і q , які забезпечують прийнятну відповідність даним.

3.1.3. Авторегресійне інтегроване ковзного середнього

[9] Аналіз часових рядів за допомогою моделі авторегресії з рухомим середнім (ARIMA) включає кілька кроків. Спочатку оцінюється стаціонарність ряду за допомогою різних тестів, які виявляють наявність єдиних коренів та порядок інтегрування ряду. Якщо ряд не є стаціонарним, застосовується оператор різниці відповідного порядку для перетворення ряду на стаціонарний. Потім будується модель ARMA для перетвореного ряду, припускаючи, що він є стаціонарним, у відмінну від початкового нестаціонарного ряду.

ARIMA - це модель і методологія аналізу часових рядів, що розширює моделі ARMA для нестаціонарних рядів шляхом використання різницевого перетворення певного порядку (інтегровані ряди). Модель $ARIMA(p,d,q)$ означає, що ряди різниці порядку d належать до моделі $ARMA(p,q)$. Модель $ARIMA(p,d,q)$ для нестаціонарного часового ряду X_t має вигляд:

$$\Delta^d X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p a_i \Delta^d X_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}, \quad (3.1.3.1)$$

де X_t – це зпрогнозоване значення на період t ;

c – константа, зазвичай рівняється нулю;

a_i – коефіцієнти авторегресії;

θ_i – параметри моделі ковзного середнього;

Δ^d – оператор різниці часового ряду порядку d

ε_t – білий шум.

Крім того, ця модель інтерпретується як $ARMA(p+d,q)$ модель з d одиничними рішеннями. Коли $d = 0$, ми маємо звичайну модель ARMA.

Моделі ARIMA дозволяють моделювати інтегровані або різницеві стаціонарні часові ряди (DS ряди). Часовий ряд називається інтегрованим порядку k , якщо різниці ряду порядку $\Delta^k x_t$, тобто є стаціонарними, в той час як різниці меншого порядку (включаючи нульового порядку, тобто сам тимчасовий ряд) не є стаціонарними щодо деякого тренда рядами (TS-рядами, trend stationary). В зокрема $I(0)$ – це стаціонарний процес. Порядок інтегрованості часового ряду i є порядок d моделі.

Методологія Бокса-Дженкінса для вибору моделі ARIMA складається з 5 кроків.

Перевірка стаціонарності. Ряд спостережень перевіряється на стаціонарність за допомогою різних методів, таких як візуальний аналіз графіків, ACF і PACF, тести на одиничний корінь. Якщо ряд є стаціонарним, переходимо до наступного кроку, якщо ні, застосовуємо послідовну різницю та повторюємо перевірку.

Будування ACF і PACF. Після отримання стаціонарного ряду будуються його вибіркові ACF і PACF, які дозволяють сформулювати гіпотези про можливі порядки авторегресії p і змінного середнього q . Зазвичай рекомендується використовувати моделі нижчого порядку, наприклад, з $p, q \leq 3$ (якщо немає сезонної складової).

Оцінка параметрів та обчислення залишків. Для кожної обраної моделі оцінюються її параметри, а також обчислюються залишки.

Відповідність моделі даним. Кожна модель перевіряється на те, наскільки вона відповідає даним. Вибирається найпростіша модель, яка найкраще відповідає даним, тобто модель з найменшою кількістю параметрів.

Прогнозування. Після вибору моделі можна побудувати прогноз для одного або кількох часових кроків і оцінити довірчі інтервали прогнозованих значень.

3.2. Нейронні мережі

[15] Використовуючи чітко визначені дані та усталені алгоритми, сучасні цифрові комп'ютери здатні вирішувати формальні задачі з ефективністю та точністю. Однак, якщо завдання не піддається формалізації або вхідні дані є неповними, хаотичними чи суперечливими, використовуються нейромережеві технології.

З точки зору обробки інформації нейромережеві системи є унікальними. Вони кодують і зберігають інформацію не в дискретних елементах пам'яті, а в розподілі синаптичних зв'язків між нейронами. Стан кожного нейрона залежить від стану численних нейронів, з якими він пов'язаний. Це гарантує, що втрата кількох зв'язків має мінімальний вплив на загальну ефективність системи, тим самим забезпечуючи її високу надійність.

Нейронні мережі надзвичайно стійкі до спотворених (зашумлених) інформаційних потоків і виходу з ладу окремих елементів обробки. Це гарантує ефективну та надійну обробку даних. Просте перенавчання та адаптивність нейромережі дозволяють їй продовжувати виконувати нові завдання навіть при зміні зовнішніх факторів.

Штучна нейронна мережа (ШНМ)[10] - це математична модель, яка імітує організацію та роботу нейронних мереж у біологічних системах, зокрема в нервовій системі живих організмів. Концепція штучних нейронних мереж виникла з бажання зрозуміти і змодельовати процеси мозку. Першими спробували створити штучні нейронні мережі В. Маккалох і В. Піттс. Пізніше, з винайденням алгоритмів навчання, ці моделі стали використовуватися в різних дисциплінах, включаючи прогнозування, розпізнавання образів, управління та інші.

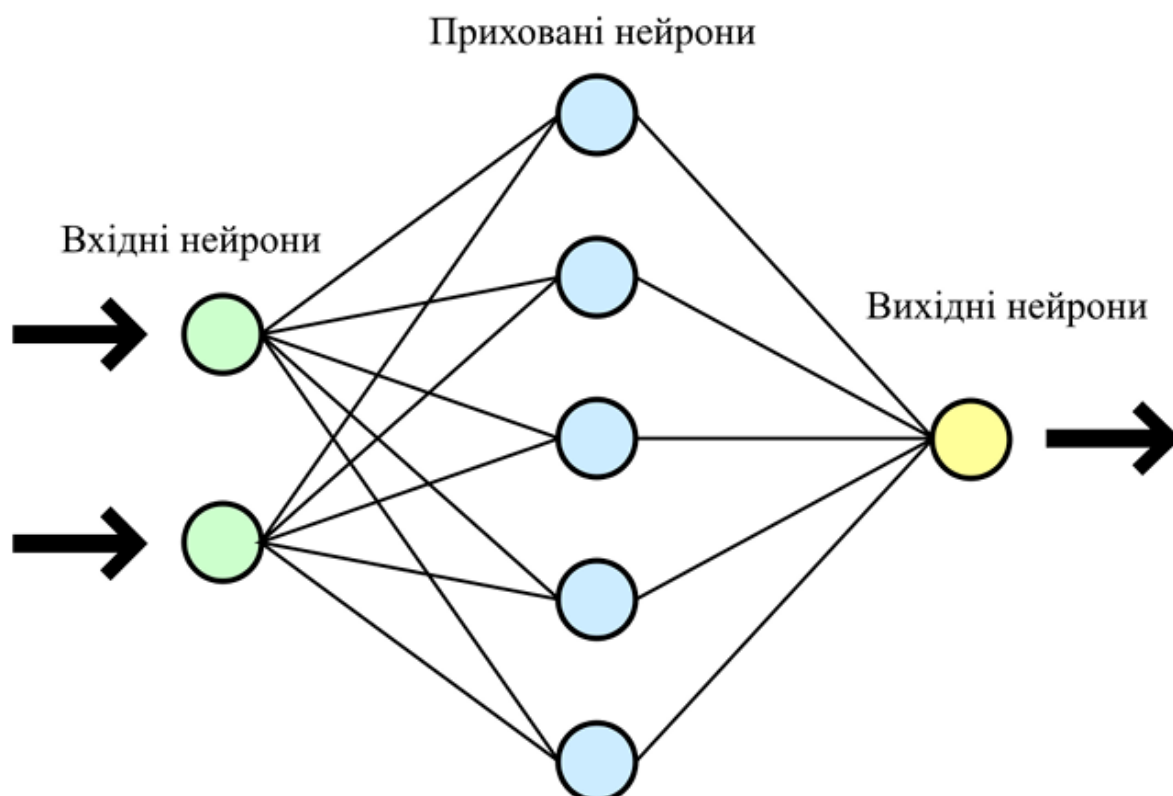


Рисунок 3.1 — Загальний вид мережі

Нейронні мережі відрізняються від звичайних алгоритмів тим, що вони не програмуються явно, а набуваються. Здатність до навчання - одна з найважливіших переваг нейронних мереж. Шляхом призначення ваг між нейронами досягається технічне навчання. Процедура навчання дозволяє нейронній мережі розпізнавати та узагальнювати закономірні зв'язки між вхідними та вихідними даними. Це означає, що після ефективного навчання мережа може правильно обробляти дані, які не використовувалися під час навчання, а також працювати з неповними або спотвореними даними[8].

На основі того, як функціонують нервові клітини, будуються нейронні мережі. Фундаментальна концепція полягає в тому, що нейрон може бути легко представлений в машинній формі, і що вся складність та

інші властивості нервової клітини можуть бути відтворені через зв'язки між нейронами.

Нейронні мережі вирішують різні завдання, засновані на прецедентах, такі як розпізнавання, класифікація, регресія та прогнозування.

Нейронна мережа складається з елементів, які називаються нейронами. Кожен нейрон має набір вхідних з'єднань, які називаються синапсами, що з'єднані з виходами інших нейронів, і вихідне з'єднання, яке називається аксоном, через яке сигнал передається до синапсів наступного нейрона. Кожен синапс відрізняється величиною синаптичного зв'язку або вагою w_i . На рис. 3.2 зображено загальний вигляд нейрона..

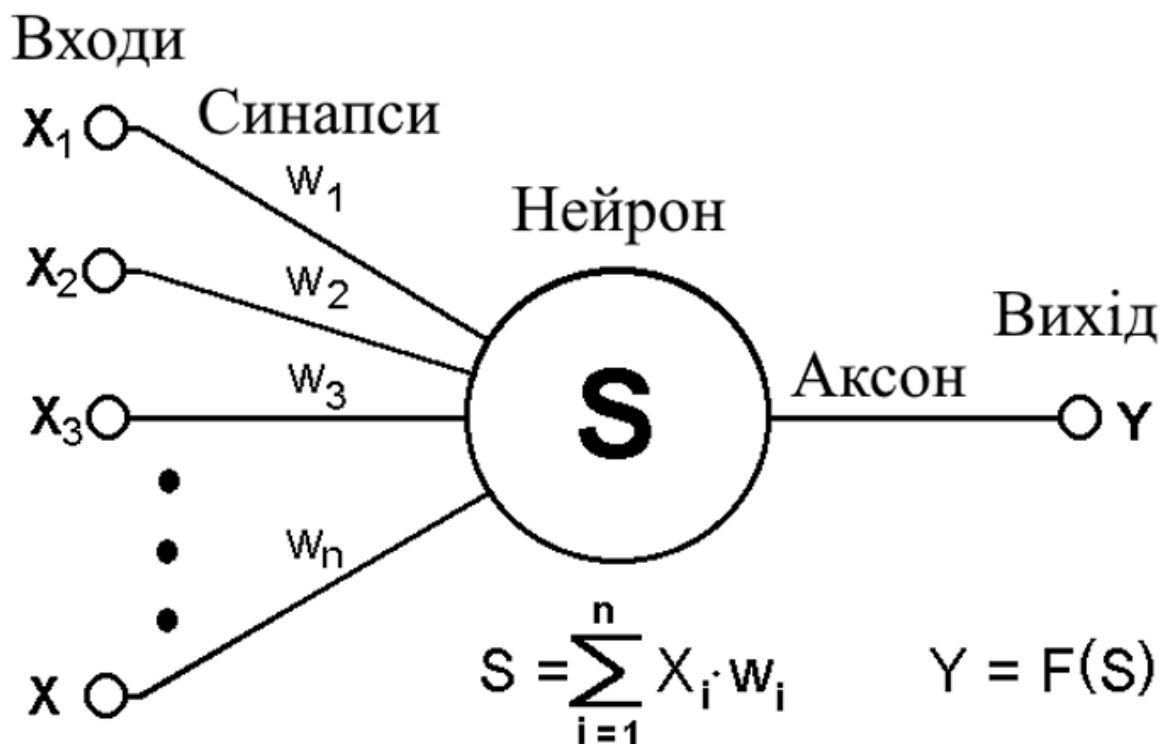


Рисунок 3.2 — Загальний вид нейрона

Кожен нейрон має поточний стан і набір синапсів, які є вхідними з'єднаннями з виходами інших нейронів. Аксон[11] - це вихідне з'єднання

нейрона, через яке сигнали збудження або гальмування передаються до синапсів наступних нейронів. Кожен синапс відрізняється величиною синаптичного зв'язку (її вагою w_i).

Поточний стан нейрона визначається як зважена сума його входів:

$$S = \sum_{i=1}^n x_i w_i, \quad (3.2.1)$$

Використовуючи традиційні нейронні мережі, такі як багатошаровий персептрон (MLP) або нейронна мережа з радіальною базисною функцією (RBFN), можна ефективно моделювати багатовимірні системи (MIMO). Однак виникають проблеми, пов'язані з характером оброблюваних даних. Як правило, часові ряди є нестационарними і містять нелінійні нерегулярні тренди, піки та викиди.

Великі набори синаптичних ваг багатошарового персептрона або радіально-базисної мережі не можуть бути ефективно навчені за допомогою звичайних методів, заснованих на стаціонарних даних. Однак метод групового врахування аргументів (MGUA), запропонований А.Г. Івахненком і реалізований у нейронній мережі (MGUA), дозволяє зменшити кількість параметрів синаптичних ваг.

На рисунку 3.3 зображено нейронну мережу з чотирма входами, одним виходом і N-A нейронами, які по суті є нелінійними адаліновими[12] (NAdaline) нейронами.

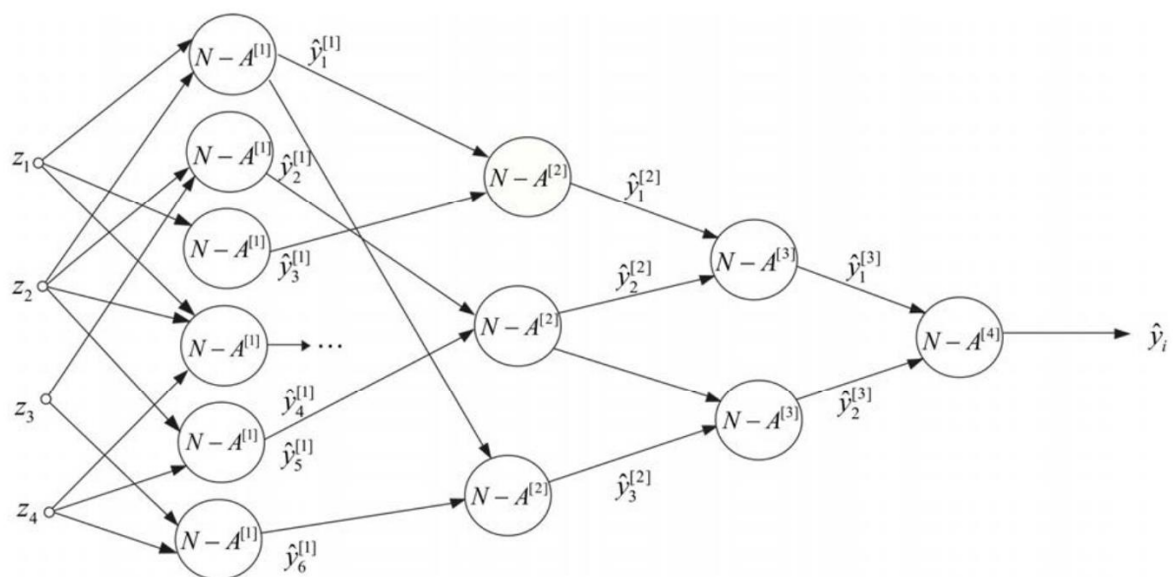


Рисунок 3.3 — MGUA нейронна мережа

3.2.1. Метод групового урахування аргументів

Груповий метод[4] інтелектуального аналізу даних (Group Method for Data Mining, GMDH) - це метод, який генерує і вибирає оптимально складні регресійні моделі. Кількість параметрів визначає складність моделі. У GMDH використовується базова модель, і підмножина її елементів вибирається для включення в остаточну модель. Для відбору моделей використовуються зовнішні критерії, які є функціями якості моделі, розрахованими на досліджуваному наборі даних.

GMDH рекомендується застосовувати, коли набір даних містить велику кількість елементів. У таких ситуаціях не можна використовувати статистичні гіпотези щодо щільності розподілу, такі як гіпотеза про гаусівський розподіл. Тому використовується індуктивний підхід, при якому моделі послідовно генеруються зі зростаючою складністю, щоб задовольнити мінімальний зовнішній критерій якості моделі. Зовнішній критерій є критерієм якості через те, що для побудови та оцінки моделей використовуються різні дані. При побудові моделей виявлення глобального мінімуму зовнішнього критерію вказує на те, що модель, яка досягає цього мінімуму, є бажаною моделлю.

Використовуючи критерії, груповий метод обробки даних (GMDH)[39], розроблений А.Г. Івахненком, відбирає численні потенційні моделі різної складності. Метою такого відбору моделей є отримання оптимальної структури моделі у вигляді одного або декількох рівнянь. Модель з оптимальною структурою - це модель, критерій відбору якої мінімізується.

Опис алгоритму GMDH. Індуктивний алгоритм відшукування моделі оптимальної структури складається з наступних основних кроків.

Нехай задана вибірка $D = \{(x_n; y_n)\}_{n=1}^N, x \in R^m$. Вибірка розбивається на навчальну та тестову. Позначаємо l, C – множина індексів з $\{1, \dots, N\} = W$. Ці множини задовольняють умовам розбивання $l \cup C = W, l \cap C = \emptyset$. Матриця X_l складається з тих векторів-рядків x_n , для яких індекс $n \in l$. Вектор Y_l складається Y_n , для яких індекс $n \in l$. Розбивання вибірки надається у вигляді:

$$X_w = \begin{pmatrix} X_l \\ X_c \end{pmatrix}, y_w = \begin{pmatrix} Y_l \\ Y_c \end{pmatrix}, y_w \in R^{N \times 1}, X_w \in R, |l| + |C| = N, \quad (3.2.1.1)$$

Назначається базова модель яка описує відношення між залежною змінною y і вільною змінною x . Наприклад, використовується функціональний ряд Вольтера, називаємий також поліномом Колмогорова-Габора:

$$y = w_0 + \sum_{i=1}^m w_i x_i + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m w_{ij} x_i x_j + \dots, \quad (3.2.1.2)$$

де $x = \{x_i | i = 1, \dots, m\}$ – множина вільних змінних;

w – вектор параметрів, вагових коефіцієнтів,

$$w = \langle w_i, w_{ij}, \dots, | i, j, k \dots = 1, \dots, m \rangle. \quad (3.2.1.3)$$

Іноді це має сенс розширити набір вільних змінних x шляхом включення нелінійних перетворень окремих змінних. Наприклад, ми маємо фіксований набір нелінійних функцій $G = \{g | R \rightarrow R\}$. Щоб отримати додаткову вільну змінну, ми застосовуємо певне перетворення з G до однієї або кількох змінних з набору $\{x\}$. Базова модель є лінійною відносно параметрів w , але нелінійною відносно вільних змінних x .

Відповідно до поставлених завдань, обирається цільова функція, яка є зовнішнім критерієм, що описує якість моделі. Нижче наведено кілька часто використовуваних зовнішніх критеріїв.

Моделі-кандидати створюються за допомогою індуктивного підходу, де встановлюється обмеження на довжину полінома базової моделі. Наприклад, ступінь полінома базової моделі не повинен перевищувати певного заданого значення R .

Тоді базова модель представляється у вигляді лінійної комбінації заданого числа F_0 добутків вільних змінних:

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_1^2, x_1 x_2, x_2^2, \dots, x_m^R), \quad (3.2.1.4)$$

тут f - лінійна комбінація. Аргументи цієї функції перевизначаються наступним чином:

$$x_1 \rightarrow a_1, x_2 \rightarrow a_2, \dots, x_1^2 \rightarrow a_a, x_1 x_2 \rightarrow a_\beta, x_2^2 \rightarrow a_y, \dots, x_m^q \rightarrow a_{F_0}, \text{ тобто,} \\ y = f(a_1, a_2, \dots, a_{F_0}). \quad (3.2.1.5)$$

Для лінійно вхідних коефіцієнтів задається одноіндексна нумерація $w = \langle w_1, \dots, w_{F_0} \rangle$. Тоді модель може бути представлена у вигляді лінійної комбінації

$$y = w_0 + \sum_{i=1}^{F_0} w_i a_i = w_0 + wa. \quad (3.2.1.6)$$

Кожна породжувана модель задається лінійною комбінацією елементів $\{(w_i, a_i)\}$, в якій безліч індексів $\{i\} = s \in$ підмножиною $\{1, \dots, F_0\}$.

Для коригування використовується внутрішній критерій – критерій, який розраховується за допомогою навчальної вибірки. Кожному елементу

вектора x_n – елемента вибірки D ставиться у відповідність вектор an , алгоритм побудови відповідності зазначений вище. Будується матриця A_W – набір векторів-стовпців a_i . Матриця A_W розбивається на підматриці A_l і A_C . Найменшу невязку $|y - \underline{y}|$, де $\underline{y} = A\underline{w}$ доставляє значення вектора параметрів $\underline{w}$, який обчислюється методом найменших квадратів:

$$\underline{w}_G = (A_G^T A_G)^{-1} A_G^T y_G \quad (3.2.1.7)$$

де $G \in \{l, C, W\}$.

При цьому в якості внутрішнього критерію виступає середньоквадратична помилка

$$\varepsilon_G^2 = \left| y_G - A_G \underline{w}_G \right|^2 \quad (3.2.1.8)$$

Відповідно до критерію $\varepsilon_G^2 \rightarrow \min$ відбувається настройка параметрів w і обчислення помилки на тестовій підвибірці, позначеної G , тут $G=l$. У випадку, коли модель є складною, внутрішній критерій не може забезпечити мінімум для моделей оптимальної складності, тому він не є відповідним для вибору моделі.

Для вибору моделі обчислюється якість згенерованих моделей, використовуючи контрольну вибірку і зовнішній критерій призначається для оцінки цих моделей.

Помилка підвибірки H позначена

$$\Delta^{2(H)} = \Delta^2(H \setminus G) = \left| y_H - A_{H \setminus G} \underline{w}_G \right|^2, \quad (3.2.1.9)$$

де $H \in \{l, C\}$, $H \cap G = \emptyset$.

Це означає, що помилка розраховується на підмножині даних H з використанням параметрів моделі, які були навчені на підмножині даних G .

Модель, яка досягає найменшого значення зовнішнього критерію, вважається оптимальною. Якщо значення зовнішнього критерію не досягає мінімуму при зростанні складності моделі або не задовільняє вимогам якості, то вибирається найкраща модель з моделей заданої складності. Складність моделі визначається кількістю налаштовуваних параметрів моделі.

Існують наступні причини, за якими глобальний мінімум може не існувати:

- дані занадто зашумлені;
- серед даних немає необхідних для відшукування моделі змінних;
- невірно заданий критерій вибору;
- при аналізі часових рядів існує значна часова затримка на пошук причинно-наслідкового зв'язку.

Зовнішні критерії GMDH. Автори методології GMDH розробили різноманітні критерії вибору моделей, які можна використовувати для оцінки якості. Багато з цих критеріїв опубліковано на їх веб-сайті.

Критерій вибору моделі вважається зовнішнім, якщо він використовує додаткову інформацію, яка не враховується при розрахунку параметрів моделі за наявними даними. Цю додаткову інформацію можна отримати з набору тестових даних.

Алгоритм GMDH використовує як внутрішні, так і зовнішні критерії для оцінки моделей. Внутрішній критерій використовується для коригування параметрів моделі, а зовнішній критерій використовується для вибору оптимальної моделі структури. Для вибору моделей можна використовувати різні зовнішні критерії.

Критерій регулярності. Критерій регулярності $\Delta^2(C)$ включає середнє квадратичне відхилення на навчальній підвибірці C , отримане за допомогою параметрів моделі, скоригованих на тестовій підвибірці l .

$$\Delta^2(C) = \left| y_c - A_c \hat{w}_l \right|^2, \quad (3.2.1.10)$$

$$\text{де } \hat{w}_l = (A_l^T A_l)^{-1} (A_l^T y_l)$$

Інші модифікації критерію регулярності:

$$\Delta^2(C) = \frac{|y_c - A_c \hat{w}_l|^2}{|y_c|^2}, \quad (3.2.1.11)$$

Критерій $\Delta^2(C)$ також позначається як $\Delta^2(C \setminus l)$, тобто помилка на підвибірці C , при параметрах, отриманих на підвибірці l .

Критерій absolute noise-immune. Стверджується, що за допомогою цього критерію можна знайти приховані фізичні закономірності з даними з високим шумом.

$$V^2 = (A_w \hat{w}_l - A_w \hat{w}_w)^T (A_w \hat{w}_w - A_w \hat{w}_c) \quad (3.2.1.12)$$

де $\hat{w}_w$ – вектор коефіцієнтів, отриманий з вибірки W .

Алгоритм породження моделей GMDH. Основною метою техніки GMDH є отримання моделі шляхом вибору найкращих моделей із набору, які генеруються індуктивно. Кожна модель налаштована таким чином, щоб якнайкраще задовольнити обраний зовнішній критерій. У GMDH є два основних типи алгоритмів - однорядковий і багаторядковий.

Усі алгоритми GMDH працюють за схемою масового відбору, де послідовно генеруються моделі зростаючої складності. Кожна модель налаштована, а значення її параметрів визначаються методом найменших квадратів. Після цього за обраним критерієм відбираються кращі моделі. У

багаторядкових алгоритмах залишки регресійних моделей можна обчислювати після кожного кроку вибору або використовувати невикористані дані.

Кожна поліноміальна модель однозначно визначається набором індексів s , які є мономи, що входять до неї.

$$y = a_0 + w(s)a(s), \quad (3.2.1.13)$$

w – вектор коефіцієнтів при одночлені полінома Колмогорова-Габора;

a – вектор результат множення вільних змінних та відповідних одночленів.

$S \subseteq \{1, \dots, F_0\}$ є індекси одночленів, що входять в модель.

При обмеженні ступеня полінома числом R , число одночленів полінома дорівнює

$$F_0 = \sum_{r=1}^R C_r^P = \sum_{r=1}^R \frac{(r+P-1)!}{P!(r-1)!}, \quad (3.2.1.14)$$

де C_r^P – число комбінацій з повторенням з P по r ;

P – число вільних змінних – елементів вектора x .

Комбінаторний алгоритм. Комбінаторний алгоритм використовує лише один рядок вибору. При цьому генеруються всі можливі лінійні комбінації обмеженої складності. Оскільки складність відноситься до кількості лінійних вхідних параметрів w , складність не перевищує задане значення F_0 . Нехай

$$y = w_0 + w_1 a_1 + w_2 a_2 + \dots + w_{F_0} a_{F_0}, \quad (3.2.1.15)$$

Алгоритм виконує такі дії. Спочатку будуються моделі-кандидати різної складності для всіх можливих комбінацій вхідних аргументів.

Параметри кожної моделі коригуються методом найменших квадратів на навчальній вибірці. Потім за мінімальним значенням зовнішнього критерію вибирається найкраща модель. Крім того, можна встановити поріг і вибрати кілька моделей, для яких значення критерію не перевищує цього порогу. При програмуванні даного алгоритму зручно ввести змінну вибору – вектор $c(s) = \langle c_1, \dots, c_{F_0} \rangle$. Елемент $c_i \in \{0, 1\}$ приймає значення 1, якщо $i \in S$, в іншому випадку 0. Тоді модель має вигляд:

$$y = c(s)wa, \quad (3.2.1.16)$$

Оскільки при генерації моделей необхідно вибирати з моделей 2^{F_0} , що може спричинити неприйнятно довгий час розрахунку, було запропоновано кілька евристичних алгоритмів, які дозволяють скоротити час розрахунку без зниження максимальної складності моделей.

Багаторядний алгоритм. На першому ряді алгоритму породження моделей задано безліч з F_0 змінних a_i . Породжуються моделі як лінійні комбінації всіляких пар змінних

$$y_{ij} = w_0 + w_i a_i + w_j a_j, i, j = 1, \dots, F_0, i \neq j, \quad (3.2.1.17)$$

Число моделей першого ряду M_1 є число поєднань $C_2^{\{F_0\}} = \frac{1}{2} F_0 (F_0 - 1) = M_1$. Кожна модель, що генерується в процесі, визначається унікальною парою індексів (i, j) . Після генерації моделей їх параметри коригуються з використанням внутрішнього критерію. Потім з цих моделей вибираються F_1 найкращих за допомогою зовнішнього критерію. Ці відібрані моделі використовуються у наступному рядку. Число обраних моделей визначається числом унікальних пар індексів $\{(i, j)\}$. На першому ряді індекси обраних моделей i, j належать безлічі $s_1 \subset \{1, \dots, F_0\}$.

$$(3.2.1.18)$$

Алгоритм генерує нові моделі на кожному наступному рядку шляхом комбінування обраних моделей з попереднього рядка. Ці нові моделі піддаються коригуванню, і найкращі з них відбираються. Процес генерації моделей на наступних рядках припиняється, коли досягнуто встановлений максимальний номер рядка. Це означає, що зі збільшенням складності моделей зростає зовнішній критерій для найкращої моделі.

РОЗДІЛ 4. Розробка системи прогнозування фондових ринків

4.1 Формування наборів даних

Датасет для нейронної мережі є колекцією даних, яка використовується для навчання, валідації або тестування нейронної мережі. Він містить приклади з вхідними даними (векторами або матрицями) і відповідними цільовими значеннями.

Датасети відіграють важливу роль у навчанні нейронних мереж, оскільки надають моделі приклади для "вивчення". Вони можуть бути створені шляхом збору реальних даних, синтетичного моделювання або комбінації обох підходів.

Зазвичай датасет розділяється на три окремі набори: навчальний, валідаційний та тестовий. Навчальний набір використовується для тренування моделі, валідаційний - для налаштування параметрів та контролю продуктивності моделі під час навчання, а тестовий набір - для оцінки остаточної продуктивності моделі на нових, невиданих раніше даних.

При підготовці датасету для нейронної мережі важливо враховувати кілька аспектів, таких як правильний розподіл даних між наборами, збалансованість класів (у випадку класифікації), нормалізація або стандартизація даних та інші фактори, що впливають на ефективність навчання моделі.

Якість та представленість даних у датасеті можуть впливати на результати навчання та продуктивність моделі. Тому важливо мати чисті, розумні та репрезентативні дані, що відображають реальну задачу, яку модель має розв'язати.

В даному випадку дані для створення датасету взяті напряму з NYSE Open Book, який, фактично є збірником даних стосовно фондових ринків за відрізок часу.

В датасеті зібрані дані з такими характеристиками:

1. Час - час від попередньої події (аск або ставка)
2. Ціна - ціна останнього запиту або пропозиції
3. Середня ціна - середнє значення найвищої ставки та найнижчого запиту
4. Обсяг – для останнього замовлення
5. Сторона - ask або bid
6. AskPriceDiff - різниця в ціні від останнього запиту
7. BidPriceDiff - різниця в ціні від останньої ставки
8. AvgAskPrice - середня ціна запиту в книзі замовлень
9. AvgBidPrice - середня ціна пропозиції в книзі заявок

4.2 Обробка даних

Підготовка даних для нейронної мережі є важливим етапом перед побудовою та навчанням моделі. Цей процес включає кілька кроків[14], спрямованих на підготовку та оптимізацію даних для використання у нейронній мережі.

Першим кроком є збір та збереження вхідних даних. Це можуть бути тексти, зображення, аудіо або інші типи даних, які мережа повинна обробити. Дані можуть бути зібрані з різних джерел або створені штучно.

Другий крок - очищення даних. Включає видалення непотрібних символів, фільтрацію шуму, корекцію помилок, а також нормалізацію та стандартизацію даних. Наприклад, у текстових даних можуть бути видалені розділові знаки, зайві прогалини, а слова можуть бути приведені до базових форм.

Третій крок - перетворення даних у формат, зрозумілий для нейронної мережі. Це може включати векторизацію тексту, дискретизацію аудіо, розбиття зображень на пікселі або інші методи представлення даних у числовій формі. Цей крок дозволяє нейронній мережі ефективно працювати з вхідними даними та розпізнавати їх особливості.

Четвертий крок - розбиття даних на тренувальний, перевірочний та тестовий набори. Це дозволяє оцінити ефективність моделі на невидимих раніше даних та забезпечує правильну процедуру навчання та оцінки моделі.

Остаточний етап - це можливість використовувати різні методи підготовки даних для покращення продуктивності моделі. Це включає такі методи, як аугментація даних, зменшення розміру даних та видалення викидів.

Усі ці етапи обробки даних спрямовані на підготовку та оптимізацію даних для навчання нейронної мережі. Вони допомагають покращити продуктивність, точність та загальну здатність моделі до розпізнавання патернів та прийняття рішень.

В даному випадку процес підготовки даних виглядає наступним чином.

```
def prepare_data(book, window_size):
    x, y = book.getXY()
    x_temp = []
    y_temp = []
    for i in range(len(x)-window_size):
        x_temp.append(x[i:(i+window_size)])
        y_temp.append(y[i+window_size])

    x = np.array(x_temp)
    y = y_temp

    x, y = get_balanced_subsample(x, y)

    xy = list(zip(x, y))
    np.random.shuffle(xy)
    x_, y_ = zip(*xy)
    x = np.array(x_)

    y = np_utils.to_categorical(y_, 3)
```

```

print("{0} records with price down".format(sum(y[:, 0])))
print("{0} records with price stable".format(sum(y[:, 1])))
print("{0} records with price down".format(sum(y[:, 2])))
print('x shape:', x.shape)
print('y shape:', y.shape)

```

```

return Data(x, y)

```

```

def get_test_data(window_size):
    book = NyseOpenBook("test")
    book.pickle_from_file('AIG')

    order_book = NyseOrderBook("AIG")
    for list in book.symbols_dict.itervalues():
        for order in list:
            order_book.process_order(order)

    return prepare_data(order_book, window_size)

```

4.3 Навчання нейронної мережі

Процес[17] навчання нейронної мережі є основною складовою частиною розробки та використання штучних нейронних мереж. Він передбачає ітеративний процес, під час якого модель пристосовується до вхідних даних та вчиться виконувати певні завдання. Навчання нейронної мережі включає наступні етапи:

1. Визначення архітектури мережі: На цьому етапі визначається структура мережі, включаючи кількість шарів, кількість нейронів у кожному шарі, тип активаційних функцій тощо. Вибір архітектури залежить від конкретного завдання, яке мережа повинна виконувати.
2. Ініціалізація ваг: Початкові значення ваг мережі зазвичай встановлюються випадковим чином. Ваги визначають, як сильно впливає кожен нейрон на вихід моделі, тому їх правильна ініціалізація має важливе значення для успішного навчання.
3. Прямий прохід: На цьому етапі вхідні дані проходять через мережу від початкового шару до вихідного шару. Кожен нейрон обчислює зважену суму своїх входів, яку потім передає через активаційну функцію для генерації вихідного значення.
4. Обчислення функції втрат: Після прямого проходу обчислюється значення функції втрат, яка вимірює різницю між прогнозованими вихідними значеннями та очікуваними значеннями. Популярні функції втрат включають середньоквадратичну помилку (MSE) та перехресну ентропію (cross-entropy).
5. Зворотний прохід (backpropagation): За допомогою алгоритму зворотного поширення помилки, градієнти функції втрат обчислюються по відношенню до кожного параметра мережі. Ці градієнти використовуються для оновлення ваг шляхом використання

поправок градієнту та методів оптимізації, таких як стохастичний градієнтний спуск (SGD) або його варіації.

6. Оновлення ваг: Ваги мережі оновлюються з використанням градієнтів, отриманих на попередньому етапі. Цей процес повторюється для кожного набору даних в навчальному наборі (пакетного навчання) або для кожного зразка окремо (онлайн-навчання).
7. Ітерація: Описані вище етапи повторюються протягом декількох епох або досягнення заданої точності. Під час навчання можуть бути використані методи регуляризації, які допомагають запобігти перенавчанню шляхом контролювання складності моделі.

Процес навчання триває досягнення задовільної точності або досягнення інших критеріїв зупинки. Після завершення навчання мережа може бути протестована на валідаційному наборі даних для оцінки її продуктивності, а потім використовуватись для прогнозування або класифікації нових невидимих даних.

Процес навчання нейронної мережі - це ітеративний і вимогливий процес, але з правильною архітектурою, оптимізацією та навчанням модель може виявити високу ефективність в розпізнаванні патернів, прогнозуванні та вирішенні складних завдань у широкому спектрі областей.

В випадку даної нейронної мережі усі процеси навчання мережі сховані в коді бібліотеки і навчання виглядає наступним чином:

```
def train(self, data):
    print("Train...")
    self.model.fit(
        data.x,
```

```
data.y,  
validation_split=self.validation_split,  
batch_size=self.batch_size,  
nb_epoch=self.nb_epoch,  
show_accuracy=self.show_accuracy)  
return self.test(data)
```

4.4 Тестування і виведення результатів

Процес тестування нейронної мережі є важливим кроком після завершення навчання моделі. Він дозволяє оцінити продуктивність та якість моделі на нових, невидимих раніше даних. Процес тестування нейронної мережі включає наступні етапи:

1. Вибір тестового набору даних: Перш за все, необхідно вибрати окремий набір даних, відмінний від навчального та валідаційного наборів. Цей тестовий набір повинен включати реальні дані, на яких модель буде оцінюватися. Важливо, щоб тестові дані були репрезентативними для вихідного домену, на якому модель буде використовуватися.
2. Підготовка вхідних даних: Перед поданням даних на вхід моделі, їх необхідно обробити аналогічно до процесу обробки даних під час навчання. Це включає векторизацію тексту, нормалізацію зображень, аудіо-перетворення та інші операції, необхідні для представлення даних у форматі, зрозумілому для моделі.
3. Прямий прохід тестовими даними: На цьому етапі тестові дані проходять через модель за допомогою прямого проходу. Модель здійснює передбачення на основі цих вхідних даних та обчислює вихідні значення.
4. Оцінка продуктивності моделі: Після прямого проходу модель повинна бути оцінена за допомогою певних метрик. Це може включати розрахунок точності (accuracy), середньої абсолютної помилки (mean absolute error), середньої квадратичної помилки (mean squared error), показників чутливості та специфічності для бінарної класифікації, або інших метрик, відповідних до конкретного завдання.

5. Аналіз результатів тестування: Після оцінки продуктивності моделі важливо аналізувати та інтерпретувати отримані результати. Можуть бути виконані подальші дії, такі як порівняння з іншими моделями, оцінка недоліків та здатності до узагальнення, виявлення проблем або несподіваних патернів.
6. Ітерація та вдосконалення: Якщо результати тестування не задовольняють поставлені критерії, може бути необхідно повернутися до етапу навчання та внести зміни в архітектуру моделі, гіперпараметри, процес навчання або обробку даних. Цей процес ітеративно повторюється, доки не буде досягнуто потрібної продуктивності.

Виконання тестування нейронної мережі допомагає визначити її здатність до узагальнення, якість передбачень та загальну ефективність. Це важливий крок у розробці моделей машинного навчання, що дозволяє зробити об'єктивну оцінку їхнього функціонування перед їхнім впровадженням у реальні умови.

У випадку тестування мережі для прогнозування валютного ринку датасет з було розбито на окремі частини, для навчання і для тестування. Після чого була запущена функція predict з групуванням та вираховування точності роботи мережі:

```
def test(self, data):
    y_predicted = np_utils.probas_to_classes(self.model.predict(data.x))
    y_actual = np_utils.probas_to_classes(data.y)
    error = (np.ravel(y_predicted) !=
np.ravel(y_actual)).sum().astype(float)/y_actual.shape[0]

    print("PREDICTED: class 0: {0}, class 1: {1}, class 2: {2}".format(
```

```
np.sum(np.ravel(y_predicted) == 0),
np.sum(np.ravel(y_predicted) == 1),
np.sum(np.ravel(y_predicted) == 2)))
print("ACTUAL: class 0: {0}, class 1: {1}, class 2: {2}".format(
    np.sum(np.ravel(y_actual) == 0),
    np.sum(np.ravel(y_actual) == 1),
    np.sum(np.ravel(y_actual) == 2)))
print("ERROR RATE: ", error)

return error
```

4.5 Аналіз результативності мережі

Процес аналізу результативності мережі є важливим кроком після навчання та тестування нейронної мережі. Він допомагає зрозуміти, наскільки добре модель працює та чи відповідає вона вимогам і поставленим завданням. Процес аналізу результативності мережі може включати наступні етапи:

1. **Оцінка метрик продуктивності:** Перш за все, необхідно визначити відповідні метрики для вимірювання продуктивності моделі. Це може включати точність (accuracy), середньої абсолютної помилки (mean absolute error), середньої квадратичної помилки (mean squared error), чутливість та специфічність для класифікації, розглянувши конкретні вимоги та завдання.
2. **Порівняння з базовими рішеннями:** Часто важливо порівняти продуктивність мережі з існуючими методами або базовими рішеннями. Це допомагає визначити, чи досягнута моделлю покращена продуктивність або чи вона належним чином вирішує поставлену задачу.
3. **Валідація та перехресна перевірка:** Важливо перевірити, чи модель дійсно може узагальнювати та виконувати завдання на нових, невидимих даних. Для цього використовуються техніки, такі як перехресна перевірка (cross-validation), де навчальний набір даних поділяється на декілька піднаборів для оцінки моделі на різних комбінаціях тренувальних та валідаційних даних.
4. **Аналіз помилок:** Дослідження помилок, які робить модель, може бути корисним для розуміння причин незадовільної продуктивності. Аналіз помилок може включати огляд неправильно класифікованих

прикладів, розуміння патернів помилок та ідентифікацію проблемних зон, де модель показує слабкість.

5. **Виправлення та вдосконалення:** Якщо після аналізу виявлено проблеми або помилки, можуть бути запропоновані вдосконалення. Це можуть бути зміни в архітектурі мережі, гіперпараметрах, процесі навчання або обробці даних. Процес вдосконалення повторюється досягнення задовільної продуктивності.

6. **Інтерпретація результатів:** Остаточний етап аналізу результативності мережі полягає в інтерпретації та поясненні отриманих результатів. Важливо зрозуміти, які відмінності, патерни або закономірності виявлені моделлю, що можуть бути корисними для подальшого використання.

Аналіз результативності мережі допомагає виявити сильні та слабкі сторони моделі, розуміти, які аспекти можуть бути покращені та як досягнути кращої продуктивності. Це важливий процес, що сприяє розвитку та вдосконаленню нейронних мереж у різних областях застосування.

Для аналізу результативності системи в ході тестування було проведено побудову графічних відображень числових метрик точності роботи мережі.

На рисунках 4.1-4.4 представлено графічне відображення точності нейронної мережі з різними типами архітектур.

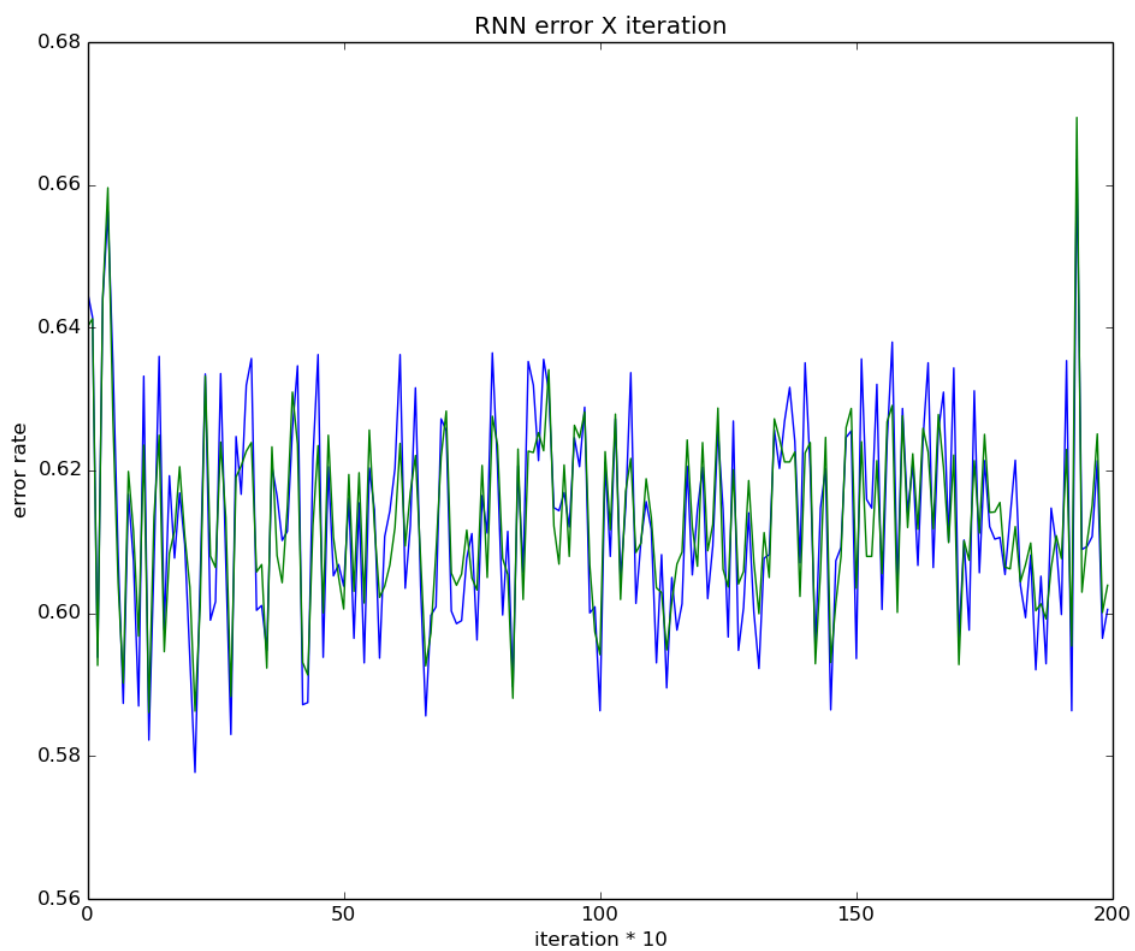


Рисунок 4.1 — Графічне відображення (1)

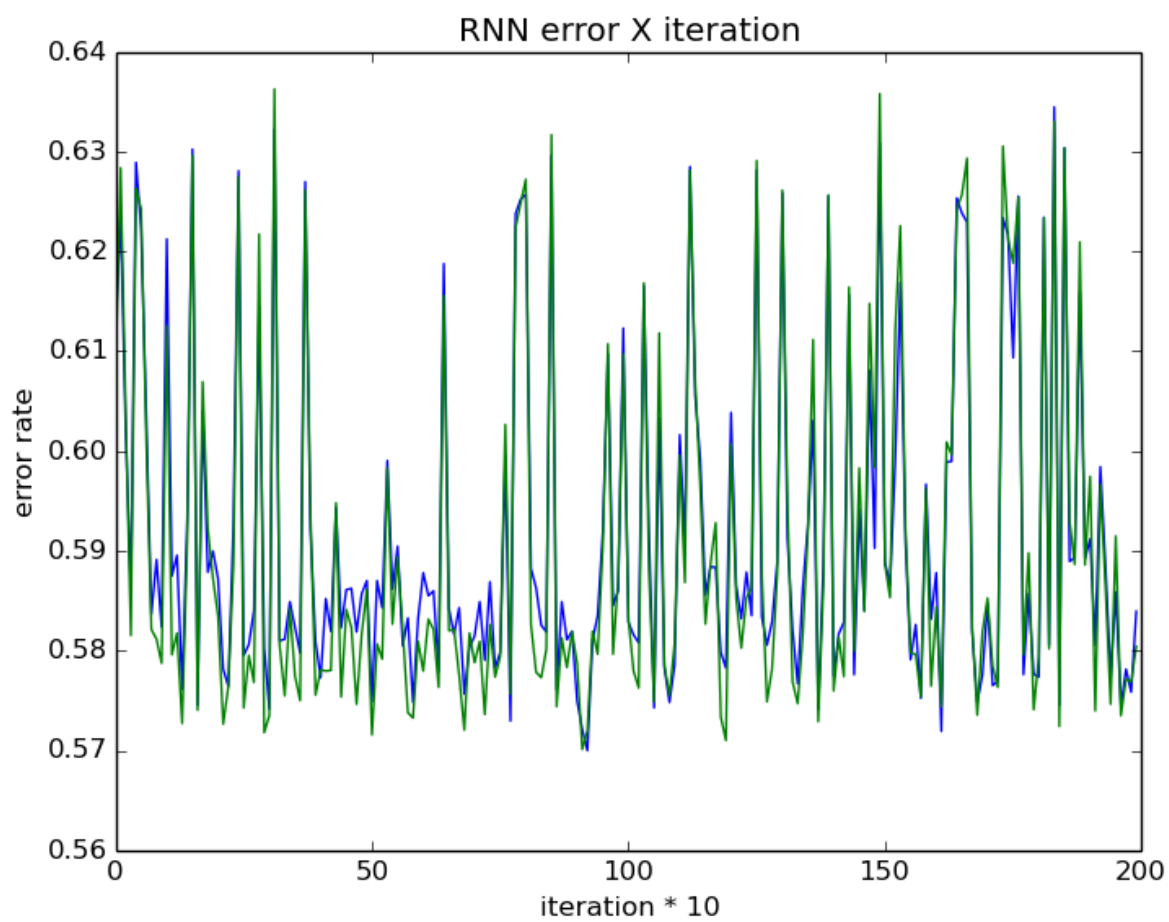


Рисунок 4.2 — Графічне відображення (2)

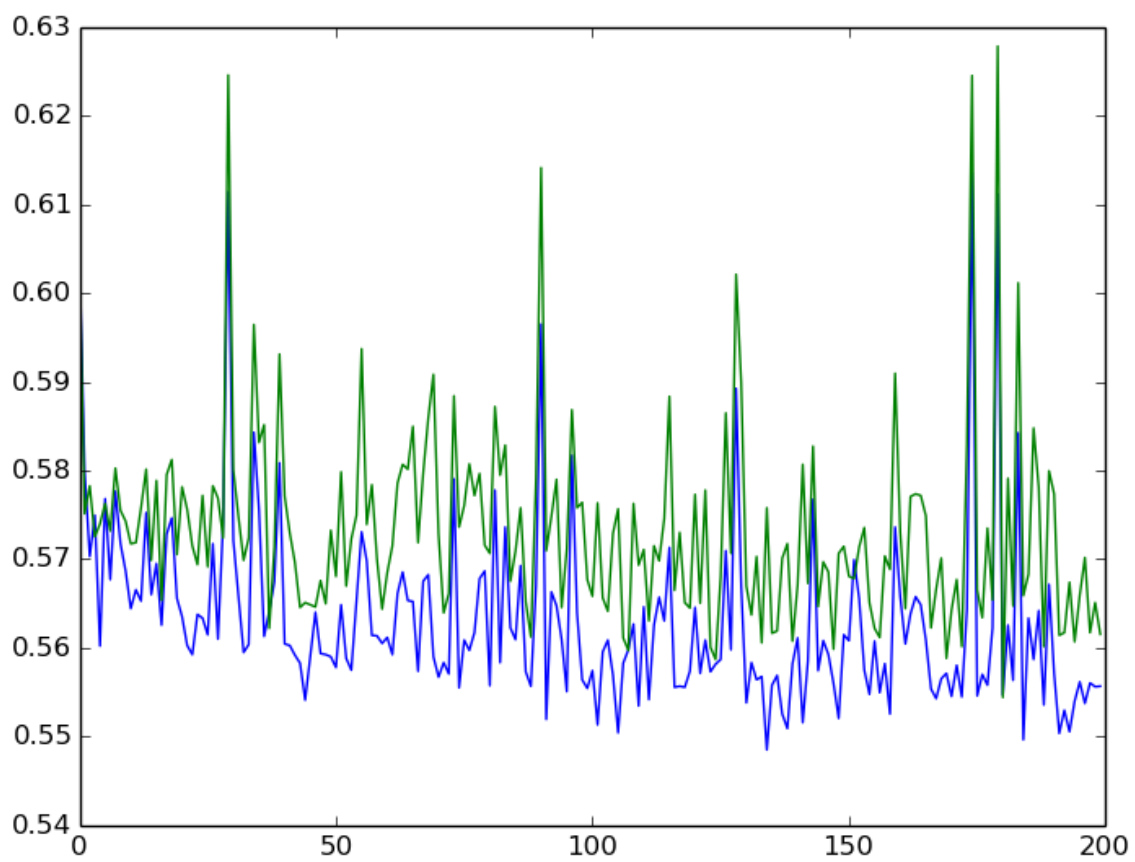


Рисунок 4.3 — Графічне відображення (3)

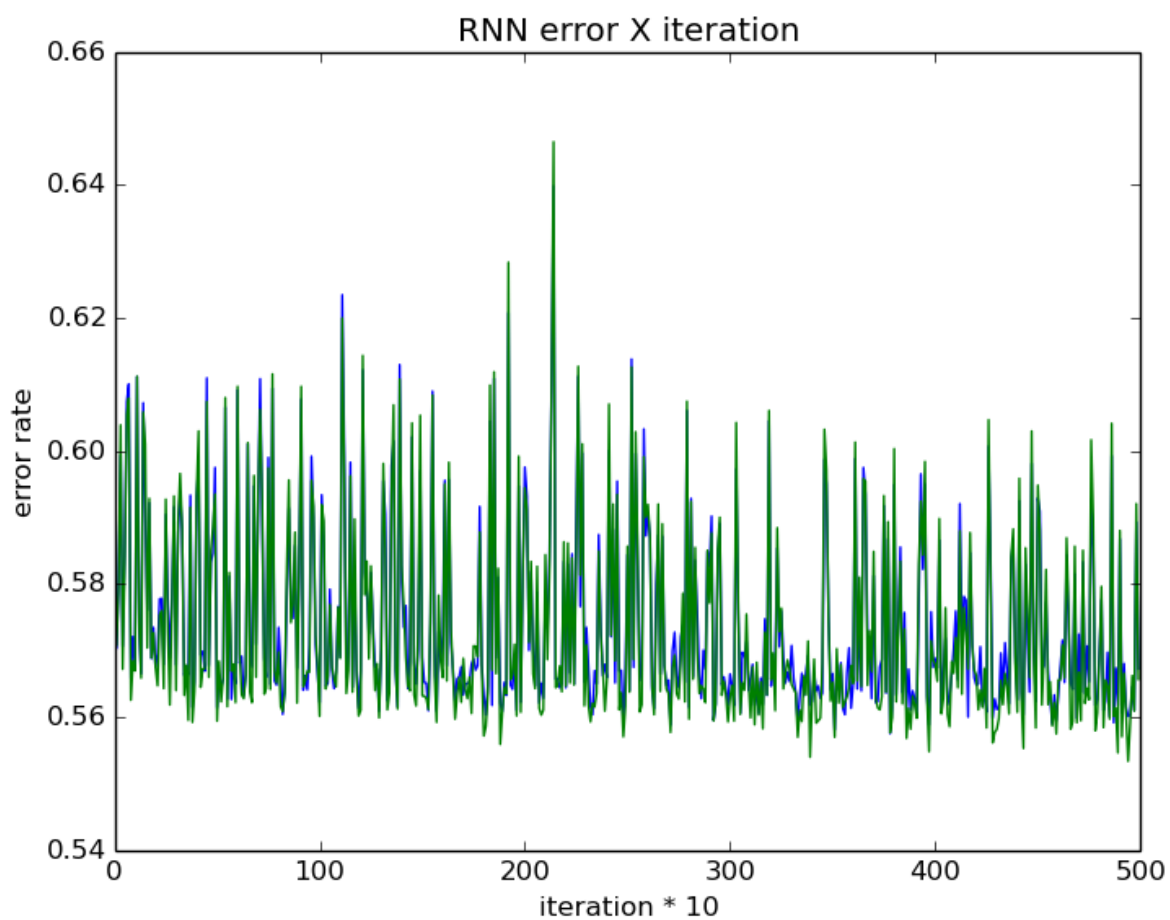


Рисунок 4.4 — Графічне відображення (4)

Окрім цього була розрахована помилка по епохам, графічне відображення якої представлено на рисунку 4.5.

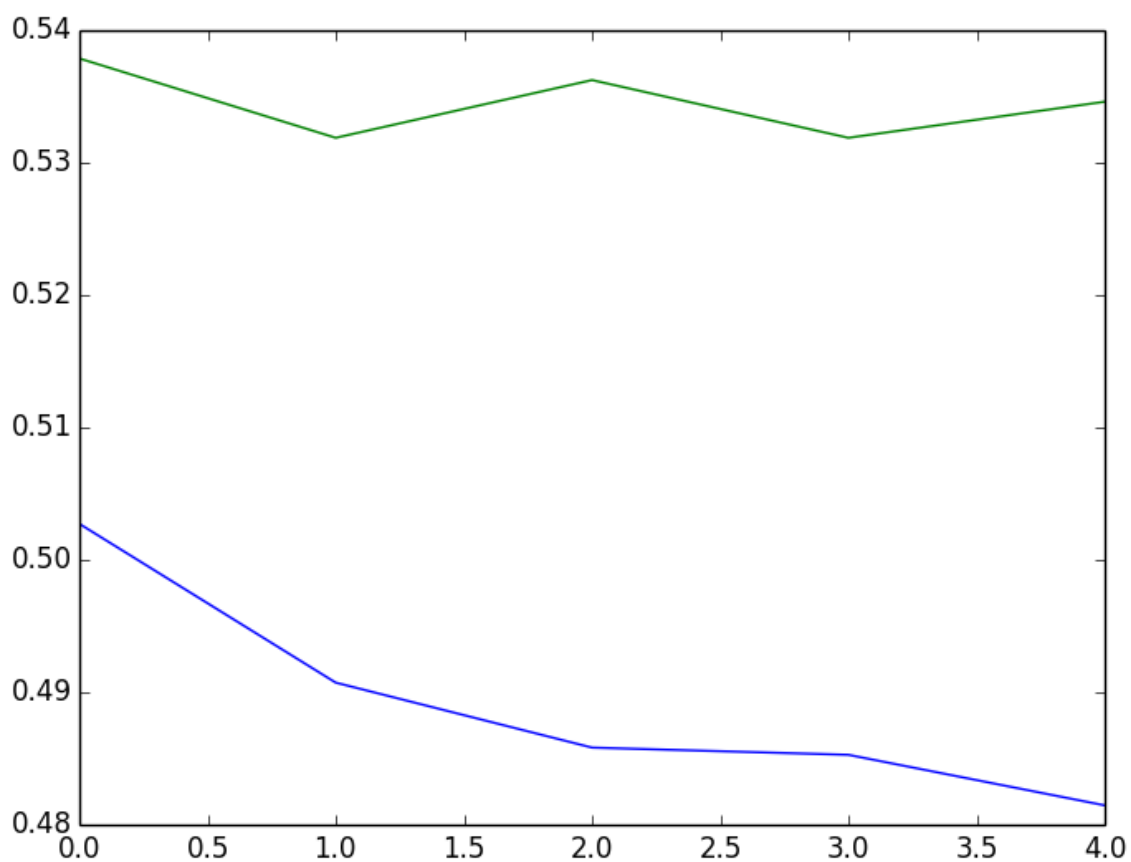


Рисунок 4.5 — Помилка по епохам

Виходячи з усього вищесказаного можна зробити висновок про високу точність роботи мережі, розробленої в рамках даної кваліфікаційної роботи.

ВИСНОВКИ

У даній роботі було досліджено теоретичні аспекти аналізу та прогнозування фондових ринків. Було вивчено класифікацію, основні індикатори, методи та інструменти аналізу, які використовуються для оцінки фондових ринків. Також було проведений аналіз сучасного стану міжнародних та українських фондових ринків з урахуванням макроекономічних факторів, які впливають на їхню динаміку.

Додатково, було досліджено можливості використання інформаційних технологій та методів машинного навчання для аналізу та прогнозування фондових ринків. В рамках дослідження була розроблена модель прогнозування фондових ринків з використанням методів машинного навчання. Для цього були обрані джерела даних, проведена підготовка та обробка даних, вибрана та навчена модель машинного навчання, а також оцінено точність та надійність моделі.

Отримані результати свідчать про високу ефективність розробленої моделі прогнозування фондових ринків. Вона демонструє високу точність і здатність прогнозувати динаміку цін на фондовому ринку з використанням доступних даних та методів машинного навчання. Розроблена модель може бути використана для прийняття інвестиційних рішень, формування інвестиційного портфеля та аналізу ризиків та прибутковості на фондовому ринку.

На основі отриманих результатів були зроблені висновки та надані рекомендації для подальшого вдосконалення та розвитку прогнозування фондових ринків. Зокрема, рекомендується розширити обсяг і різноманітність джерел даних, поліпшити моделі машинного навчання шляхом використання більш складних алгоритмів та покращити якість

вхідних даних. Також слід звернути увагу на розвиток інструментів для автоматизації процесу аналізу та прогнозування фондових ринків з використанням штучного інтелекту та автоматичного машинного навчання.

В цілому, результати даної роботи підкреслюють важливість використання інформаційних технологій та машинного навчання в аналізі та прогнозуванні фондових ринків. Розроблена модель є потенційно цінним інструментом для інвесторів та фахівців у фінансовому аналізі, який може допомогти приймати обґрунтовані інвестиційні рішення та забезпечувати стабільність на фондовому ринку.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. "Investments" by Zvi Bodie, Alex Kane, and Alan J. Marcus
2. "Stocks for the Long Run" by Jeremy J. Siegel
3. "A Random Walk Down Wall Street" by Burton G. Malkiel
4. "Principles of Corporate Finance" by Richard A. Brealey, Stewart C. Myers, and Franklin Allen
5. "Introduction to Linear Regression Analysis" by Douglas C. Montgomery, Elizabeth A. Peck, and G. Geoffrey Vining
6. "Applied Regression Analysis and Generalized Linear Models" by John Fox
7. "Regression Analysis by Example" by Samprit Chatterjee and Ali S. Hadi
8. "The Elements of Statistical Learning" by Trevor Hastie, Robert Tibshirani, and Jerome Friedman
9. "Regression Models for Categorical Dependent Variables Using Stata" by J. Scott Long and Jeremy Freese
10. "Deep Learning" by Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville
11. "Neural Networks and Deep Learning" by Michael Nielsen
12. "Deep Learning with Python" by François Chollet
13. "Pattern Recognition and Machine Learning" by Christopher M. Bishop
14. McCarthy, John (1999), What is AI?, archived from the original on 4 December 2022, retrieved 4 December 2022
15. Werbos, P. J. (1988), "Generalization of backpropagation with application to a recurrent gas market model", Neural Networks, 1 (4): 339–356, doi:10.1016/0893-6080(88)90007-X, archived from the original on 29 October 2021, retrieved 29 September 2021

16. Gers, Felix A.; Schraudolph, Nicol N.; Schraudolph, Jürgen (2002). "Learning Precise Timing with LSTM Recurrent Networks" (PDF). *Journal of Machine Learning Research*. 3: 115–143. Archived (PDF) from the original on 9 October 2022. Retrieved 13 June 2017.
17. Deng, L.; Yu, D. (2014). "Deep Learning: Methods and Applications" (PDF). *Foundations and Trends in Signal Processing*. 7 (3–4): 1–199. doi:10.1561/20000000039. Archived (PDF) from the original on 14 March 2016. Retrieved 18 October 2014.
18. Schulz, Hannes; Behnke, Sven (1 November 2012). "Deep Learning". *KI – Künstliche Intelligenz*. 26 (4): 357–363. doi:10.1007/s13218-012-0198-z. ISSN 1610-1987. S2CID 220523562.
19. Fukushima, K. (2007). "Neocognitron". *Scholarpedia*. 2 (1): 1717. Bibcode:2007SchpJ...2.1717F. doi:10.4249/scholarpedia.1717. was introduced by Kunihiko Fukushima in 1980.
20. Habibi, Aghdam, Hamed (30 May 2017). *Guide to convolutional neural networks : a practical application to traffic-sign detection and classification*. Heravi, Elnaz Jahani. Cham, Switzerland. ISBN 9783319575490. OCLC 987790957.
21. Ciresan, D.; Meier, U.; Schmidhuber, J. (2012). "Multi-column deep neural networks for image classification". *2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. pp. 3642–3649. arXiv:1202.2745. doi:10.1109/cvpr.2012.6248110. ISBN 978-1-4673-1228-8. S2CID 2161592.
22. "From not working to neural networking". *The Economist*. 2016. Archived from the original on 31 December 2016. Retrieved 26 April 2018.

23. Thompson, Derek (23 January 2014). "What Jobs Will the Robots Take?". The Atlantic. Archived from the original on 24 April 2018. Retrieved 24 April 2018.
24. Scassellati, Brian (2002). "Theory of mind for a humanoid robot". *Autonomous Robots*. 12 (1): 13–24. doi:10.1023/A:1013298507114. S2CID 1979315.
25. Sample, Ian (14 March 2017). "Google's DeepMind makes AI program that can learn like a human". The Guardian. Archived from the original on 26 April 2018. Retrieved 26 April 2018.
26. Heath, Nick (11 December 2020). "What is AI? Everything you need to know about Artificial Intelligence". ZDNet. Archived from the original on 2 March 2021. Retrieved 1 March 2021.
27. Bowling, Michael; Burch, Neil; Johanson, Michael; Tammelin, Oskari (9 January 2015). "Heads-up limit hold'em poker is solved". *Science*. 347 (6218): 145–149. Bibcode:2015Sci...347..145B. doi:10.1126/science.1259433. ISSN 0036-8075. PMID 25574016. S2CID 3796371. Archived from the original on 1 August 2022. Retrieved 30 June 2022.
28. Solly, Meilan (15 July 2019). "This Poker-Playing A.I. Knows When to Hold 'Em and When to Fold 'Em". Smithsonian. Archived from the original on 26 September 2021. Retrieved 1 October 2021.
29. "Artificial intelligence: Google's AlphaGo beats Go master Lee Se-dol". BBC News. 12 March 2016. Archived from the original on 26 August 2016. Retrieved 1 October 2016.
30. Rowinski, Dan (15 January 2013). "Virtual Personal Assistants & The Future Of Your Smartphone [Infographic]". ReadWrite. Archived from the original on 22 December 2015.

- 31.Manyika, James (2022). "Getting AI Right: Introductory Notes on AI & Society". *Daedalus*. 151 (2): 5–27. doi:10.1162/daed_e_01897. S2CID 248377878. Archived from the original on 5 May 2022. Retrieved 5 May 2022.
- 32.Markoff, John (16 February 2011). "Computer Wins on 'Jeopardy!': Trivial, It's Not". *The New York Times*. Archived from the original on 22 October 2014. Retrieved 25 October 2014.
- 33.Anadiotis, George (1 October 2020). "The state of AI in 2020: Democratization, industrialization, and the way to artificial general intelligence". *ZDNet*. Archived from the original on 15 March 2021. Retrieved 1 March 2021.
- 34.Goertzel, Ben; Lian, Ruiting; Arel, Itamar; de Garis, Hugo; Chen, Shuo (December 2010). "A world survey of artificial brain projects, Part II: Biologically inspired cognitive architectures". *Neurocomputing*. 74 (1–3): 30–49. doi:10.1016/j.neucom.2010.08.012.
- 35.Robinson, A. J.; Fallside, F. (1987), "The utility driven dynamic error propagation network.", Technical Report CUED/F-INFENG/TR.1, Cambridge University Engineering Department
- 36.Hochreiter, Sepp (1991). Untersuchungen zu dynamischen neuronalen Netzen (PDF) (diploma thesis). Munich: Institut f. Informatik, Technische Univ. Archived from the original (PDF) on 6 March 2015. Retrieved 16 April 2016.
- 37.Williams, R. J.; Zipser, D. (1994), "Gradient-based learning algorithms for recurrent networks and their computational complexity", *Back-propagation: Theory, Architectures and Applications*, Hillsdale, NJ: Erlbaum

- 38.Hochreiter, Sepp; Schmidhuber, Jürgen (1997), "Long Short-Term Memory", *Neural Computation*, 9 (8): 1735–1780, doi:10.1162/neco.1997.9.8.1735, PMID 9377276, S2CID 1915014
- 39.Goodfellow, Ian; Bengio, Yoshua; Courville, Aaron (2016), *Deep Learning*, MIT Press., archived from the original on 16 April 2016, retrieved 12 November 2017
- 40.Hinton, G.; Deng, L.; Yu, D.; Dahl, G.; Mohamed, A.; Jaitly, N.; Senior, A.; Vanhoucke, V.; Nguyen, P.; Sainath, T.; Kingsbury, B. (2012). "Deep Neural Networks for Acoustic Modeling in Speech Recognition – The shared views of four research groups". *IEEE Signal Processing Magazine*. 29 (6): 82–97. Bibcode:2012ISPM...29...82H. doi:10.1109/msp.2012.2205597. S2CID 206485943.
- 41.Schmidhuber, J. (2015). "Deep Learning in Neural Networks: An Overview". *Neural Networks*. 61: 85–117. arXiv:1404.7828. doi:10.1016/j.neunet.2014.09.003. PMID 25462637. S2CID 11715509.
- 42.Linnainmaa, Seppo (1970). The representation of the cumulative rounding error of an algorithm as a Taylor expansion of the local rounding errors (Thesis) (in Finnish). Univ. Helsinki, 6–7.|
- 43.Griewank, Andreas (2012). "Who Invented the Reverse Mode of Differentiation? Optimization Stories". *Documenta Mathematica*, Extra Volume ISMP: 389–400.
- 44.Werbos, Paul (1974). *Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences* (Ph.D. thesis). Harvard University.
- 45.Werbos, Paul (1982). "Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences" (PDF). *System Modeling and Optimization*. Applications of advances in nonlinear sensitivity analysis.

- Berlin, Heidelberg: Springer. Archived from the original (PDF) on 14 April 2016. Retrieved 16 April 2016.
46. "What is 'fuzzy logic'? Are there computers that are inherently fuzzy and do not apply the usual binary logic?". *Scientific American*. 21 October 1999. Archived from the original on 6 May 2018. Retrieved 5 May 2018.
 47. Merkle, Daniel; Middendorf, Martin (2013). "Swarm Intelligence". In Burke, Edmund K.; Kendall, Graham (eds.). *Search Methodologies: Introductory Tutorials in Optimization and Decision Support Techniques*. Springer Science & Business Media. ISBN 978-1-4614-6940-7.
 48. van der Walt, Christiaan; Bernard, Etienne (2006). "Data characteristics that determine classifier performance" (PDF). Archived from the original (PDF) on 25 March 2009. Retrieved 5 August 2009.
 49. Hutter, Marcus (2005). *Universal Artificial Intelligence*. Berlin: Springer. ISBN 978-3-540-22139-5.
 50. Howe, J. (November 1994). "Artificial Intelligence at Edinburgh University: a Perspective". Archived from the original on 15 May 2007. Retrieved 30 August 2007.
 51. Galvan, Jill (1 January 1997). "Entering the Posthuman Collective in Philip K. Dick's 'Do Androids Dream of Electric Sheep?'". *Science Fiction Studies*. 24 (3): 413–429. JSTOR 4240644.
 52. McCauley, Lee (2007). "AI armageddon and the three laws of robotics". *Ethics and Information Technology*. 9 (2): 153–164. CiteSeerX 10.1.1.85.8904. doi:10.1007/s10676-007-9138-2. S2CID 37272949.
 53. Buttazzo, G. (July 2001). "Artificial consciousness: Utopia or real possibility?". *Computer*. 34 (7): 24–30. doi:10.1109/2.933500.

54. Anderson, Susan Leigh (2008). "Asimov's "three laws of robotics" and machine metaethics". *AI & Society*. 22 (4): 477–493. doi:10.1007/s00146-007-0094-5. S2CID 1809459.
55. Yudkowsky, E (2008), "Artificial Intelligence as a Positive and Negative Factor in Global Risk" (PDF), *Global Catastrophic Risks*, Oxford University Press, 2008, Bibcode:2008gcr..book..303Y, archived (PDF) from the original on 19 October 2013, retrieved 24 September 2021
56. McGaughey, E (2018), *Will Robots Automate Your Job Away? Full Employment, Basic Income, and Economic Democracy*, p. SSRN part 2(3), SSRN 3044448, archived from the original on 24 May 2018, retrieved 12 January 2018
57. IGM Chicago (30 June 2017). "Robots and Artificial Intelligence". www.igmchicago.org. Archived from the original on 1 May 2019. Retrieved 3 July 2019.
58. Lohr, Steve (2017). "Robots Will Take Jobs, but Not as Fast as Some Fear, New Report Says". *The New York Times*. Archived from the original on 14 January 2018. Retrieved 13 January 2018.
59. Frey, Carl Benedikt; Osborne, Michael A (1 January 2017). "The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?". *Technological Forecasting and Social Change*. 114: 254–280. CiteSeerX 10.1.1.395.416. doi:10.1016/j.techfore.2016.08.019. ISSN 0040-1625.
60. Arntz, Melanie; Gregory, Terry; Zierahn, Ulrich (2016), "The risk of automation for jobs in OECD countries: A comparative analysis", *OECD Social, Employment, and Migration Working Papers* 189
61. Morgenstern, Michael (9 May 2015). "Automation and anxiety". *The Economist*. Archived from the original on 12 January 2018. Retrieved 13 January 2018.

62. Mahdawi, Arwa (26 June 2017). "What jobs will still be around in 20 years? Read this to prepare your future". The Guardian. Archived from the original on 14 January 2018. Retrieved 13 January 2018.
63. Rubin, Charles (Spring 2003). "Artificial Intelligence and Human Nature". The New Atlantis. 1: 88–100. Archived from the original on 11 June 2012.
64. Bostrom, Nick (2014). *Superintelligence: Paths, Dangers, Strategies*. Oxford University Press.
65. Brooks, Rodney (10 November 2014). "artificial intelligence is a tool, not a threat". Archived from the original on 12 November 2014.
66. Sainato, Michael (19 August 2015). "Stephen Hawking, Elon Musk, and Bill Gates Warn About Artificial Intelligence". Observer. Archived from the original on 30 October 2015. Retrieved 30 October 2015.