



**КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА**
Факультет комп'ютерних наук та кібернетики
Кафедра системного аналізу та теорії прийняття рішень

Кваліфікаційна робота
на здобуття ступеня бакалавра
За спеціальністю 124 Системний аналіз
на тему:
**РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧ ЕКОНОМІЧНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ З
ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МЕТОДІВ**

Виконав студент 4-го курсу
Павло СТЕПЧЕНКО


(підпис)

Науковий керівник:
доктор фізико-математичних наук
Олена КАПУСТЯН


(підпис)

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

Студент



(підпис)

Роботу розглянуто й допущено до захисту на засіданні
кафедри системного аналізу та теорії прийняття
рішень

« 01 » _____ червня _____ 2023 р., протокол № 13

Завідувач кафедри

Наконечний О.Г.


(підпис)

РЕФЕРАТ

Обсяг роботи 32 сторінки, 1 ілюстрація, 10 використаних джерел, 1 додаток.

Ключові слова: НЕЙРОННА МЕРЕЖА, ФІНАНСОВИЙ РИНОК, ПРОГНОЗУВАННЯ, TENSORFLOW.

Метою кваліфікаційної роботи є розв'язання задач економічного прогнозування за допомогою нейромережевих методів. Об'єктом роботи є процес розв'язування задач економічного прогнозування за допомогою нейромережевих методів. Предметом роботи є створення власного прототипу нейромережі, яка б могла отримувати вхідні дані та тренуватись на них, з метою аналізу різних фінансових ринків, такі як криптовалюти, фондові, валютні та ринок цінних металів. Методи розроблення: комп'ютерне моделювання, методи штучного інтелекту, глибинні нейронні мережі.

Середовище розробки: Linux Ubuntu, інструмент для створення: JetBrains PyCharm 2023.1 x64. Мови програмування: Python 3.10.4. Бібліотеки: TensorFlow, Keras, Pandas, NumPy.

Результати роботи: під час виконання кваліфікаційної роботи було розглянуто нейромережевий метод розв'язання задач економічного прогнозування. Також було створено власний прототип нейромережі для отримання на основі пошукових запитів, новин та минулих курсів, майбутнього передбачуваного курсу на фінансовому ринку.

ЗМІСТ

ВСТУП	4
РОЗДІЛ 1. Задачі економічного прогнозування	6
1.1 Фінансові ринки	6
1.1.1 Цінні папери	7
1.1.2 Ринок криптовалют	10
1.2 Методи економічного прогнозування	11
1.3 Проблеми та фактори впливу	12
РОЗДІЛ 2. Нейронні мережі	15
2.1 Етапи розвитку нейромереж	15
2.2 Тренування нейронних мереж	17
2.3 Інструменти створення нейронних мереж	20
РОЗДІЛ 3. Створення власного прототипу нейронної мережі для прогнозування фінансових ринків	23
3.1 Створення засобу розробки	23
3.2 Тренування мережі для обробки пошукових запитів	24
3.3 Удосконалення прототипу нейронної мережі	27
ВИСНОВКИ	29
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ	30
ДОДАТОК А	32

ВСТУП

Оцінка сучасного об'єкта розробки. В сучасному світі, де швидкість змін і нестабільність економіки є нормою, ефективне прогнозування є ключовим фактором успіху для будь-якої організації. Для цього використовуються різноманітні методи і техніки прогнозування. Однак, традиційні методи прогнозування можуть бути недостатньо точними та ефективними. У зв'язку з цим, все більшу популярність набувають нейромережеві методи прогнозування, які дозволяють отримувати більш точні та акуратні результати завдяки здатності самоорганізації та адаптації до змін у вхідних даних.

Актуальність роботи та підстави її виконання. Нейромережеві методи дозволяють враховувати багатofакторність економічних процесів, використовуючи складні математичні моделі, що дозволяє забезпечувати високу точність прогнозів. Оскільки, вирішення задач економічного прогнозування є доволі непростим і залежить від багатьох факторів, нейронні мережі зможуть врахувати все та надати найбільш точний прогноз в порівнянні з іншими методами. Розробка нейромережі значно пришвидшить та спростить процес передбачення.

Мета і завдання роботи. Метою кваліфікаційної роботи є розв'язання задач економічного прогнозування за допомогою нейромережевих методів. Для цього буде створено власний прототип нейромережі, яка б могла отримувати вхідні дані та тренуватися на них, щоб аналізувати різні фінансові ринки, такі як криптовалюти, фондові, валютні та ринок цінних металів.

Можливі сфери застосування. Даний метод може застосовуватися для управління бізнесом та економікою в цілому. Компанії можуть передбачати ціну на акції та облігацій, в залежності від результату, покращувати ведення бізнесу. Нейромережа ефективно прогнозуватиме ринок, що зменшить

витрати, та збільшить прибуток для підприємств. Наприклад, нейронні мережі можуть використовуватись для прогнозування цін на фондовому ринку на основі аналізу ряду індикаторів, таких як цінові та обсягові показники, макроекономічні показники тощо.

Апробація роботи та публікації з теми роботи. Основні положення та висновки дослідження опубліковано в збірнику тез XXI Міжнародної науково-практичної конференції «Шевченківська весна – 2023: Математика, статистика, механіка. Прикладна математика, комп'ютерні науки, інженерія програмного забезпечення, системний аналіз», під назвою «Розв'язання задач економічного прогнозування з використанням нейромережевих методів».

РОЗДІЛ 1. Задачі економічного прогнозування

1.1 Фінансові ринки

Фінансовий ринок - це ринок, на якому визначаються попит і пропозиція на різноманітні фінансові інструменти. Фінансовий ринок відображає рух коштів у економіці, де гроші використовуються як головна ціль і найважливіший інструмент для досягнення цілей підприємств. Суб'єкти господарювання залежать від фінансового ринку для пошуку необхідних коштів та інвестування вільних фінансових ресурсів з метою отримання додаткового прибутку. Це створює кругообіг капіталу, де одні суб'єкти накопичують заощадження, а інші потребують фінансових ресурсів для розширення своєї діяльності.

Фінансовий ринок також сприяє зростанню виробництва, накопиченню фінансових ресурсів і сприяє позитивним соціальним змінам у суспільстві.

Фінансовий ринок можна розділити на дві основні категорії: первинний і вторинний ринки. Первинний ринок виникає при випуску нових цінних паперів, де мобілізуються фінансові ресурси. На вторинному ринку ці ресурси перерозподіляються, оскільки цінні папери, вже продані на первинному ринку, торгуються на ньому.

Вторинний ринок, у свою чергу, поділяється на біржовий і позабіржовий. Біржовий ринок представлений фондовою біржею як спеціалізованим організованим ринком. Тут торгуються найвищого гатунку цінні папери, а операції здійснюються професійними учасниками. Фондова біржа виступає як центральний орган біржового ринку цінних паперів та фінансового ринку, забезпечуючи його торгівлю, регулювання та технічну інфраструктуру. На позабіржовому ринку здійснюються операції з цінними паперами поза

фондовою біржею. Це місце, де купують або продають цінні папери, що не котируються на біржі з різних причин.

Основна функція фінансового ринку полягає у перетворенні вільних коштів в позиковий капітал. Цей ринок забезпечує доступність грошових ресурсів для всіх його учасників - держави, підприємств та домашніх господарств, які мають спільну мету - збільшення свого капіталу.

1.1.1 Цінні папери

Ринок цінних паперів або фондовий ринок — це частина фінансового ринку країни, де обертаються специфічні фінансові інструменти — цінні папери. До них відносяться акції, облігації, ф'ючерси, опціони та інше. Цінні папери виступають як інструменти, що дають можливість компаніям залучати капітал на розвиток бізнесу, а інвесторам -- отримувати прибуток від своїх інвестицій.

Ринок цінних паперів є важливим елементом глобальної економіки, оскільки на ньому здійснюється значна частина фінансових операцій. Зміни на ринку цінних паперів можуть відображати економічні тенденції та показники фінансової стійкості компаній та економік країн. Тому прогнозування руху цін на ринку цінних паперів є важливим елементом в прийнятті рішень про розміщення капіталу та управління ризиками.

На фондовому ринку вартість цінних паперів може змінюватися під впливом різноманітних факторів, таких як зміни в економіці, політичні кризи, зміни в керівництві компаній тощо. Оцінка вартості цінних паперів за допомогою фінансових розрахунків дає можливість визначити прогнозну дохідність цінних паперів, приведену до поточної вартості грошей. Однак, врахувати всі фактори, що впливають на ціну цінних паперів, неможливо, тому розрахункова вартість може відрізнятись від ринкової.

Щодо боргових цінних паперів, існують три можливі варіанти виплати доходів: перший - дохід сплачується як різниця між цінами придбання та погашення цінних паперів. Другий - дохід сплачується періодично, а сума боргу погашається наприкінці визначеного терміну. Третій - дохід та сума боргу сплачуються наприкінці визначеного терміну. Ці варіанти виплат доходів повинні враховуватися при прийнятті рішень щодо інвестування в боргові цінні папери.

Також є безліч факторів, які впливають на оцінку акцій, але виділяють три основні групи:

- фундаментальні
- технічні
- ринкові

Фундаментальні — оцінка вартості акцій плюс базовий прибуток що гарантує окупність інвестицій. Технічні — зовнішні чинники, які впливають на попит та пропозицію. Оскільки фондовий ринок працює по принципу попиту та пропозиції, чим більше охочих купити актив тим більше він коштуватиме. Це значить що ціна купівлі встановлює ринкову вартість, відповідно, вторинний продаж встановлюватиме нову вартість, і так щоразу, тому ринкові — оцінка акцій залежить від трейдерів.

Отже, розглянемо метод для прогнозування цін для акцій. Одним з таких є генеративне моделювання цін - підхід до прогнозування цін на акції, який використовує нейромережеві алгоритми для генерації нових даних, що базуються на існуючих ринкових даних про ціну акцій та інших факторах, що впливають на ціну. Головною метою генеративної моделі є навчання комп'ютерної системи відтворювати статистичну структуру ринкових даних, таких як коливання цін, обсяг торгів, фінансові індикатори та інші фактори. Це дозволяє створити прогнози майбутньої поведінки цін на акції, що може бути корисним для інвесторів та трейдерів на ринку. Щоб створити генеративну модель, використовуються різні нейромережеві архітектури,

такі як автоенкодера, глибокі згорткові мережі та генеративні протилежні мережі. Навчання моделі відбувається на існуючих ринкових даних, після чого модель може генерувати нові ринкові дані, що базуються на вивченій структурі.

Питання поліпшення точності прогнозування руху фондового активу є актуальним для багатьох дослідників. Проте, найбільш поширеною проблемою у таких дослідженнях є неповна картинка розвитку фондового ринку за допомогою технічних індикаторів та чистої вартості активів. Швидкість поширення інформації та залежність ринку від зовнішніх факторів, таких як новини, соціальний імідж та репутація, зробили його ще більш складним для аналізу. Тому, вдосконалення методів прогнозування потребує уваги до цих факторів.

Одним з інструментів, який допоможе аналізувати подібні фактори є сентиментальний аналіз VADER. VADER (Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner) - це алгоритм сентиментального аналізу, який використовується для визначення емоційного забарвлення тексту. VADER базується на лексичному підході, що означає використання словників з позначкою емоційної насиченості для аналізу настрою тексту. До переваг VADER належить висока точність визначення настрою текстів, які містять складні вирази або ідіоми, що зазвичай становлять виклик для інших алгоритмів сентиментального аналізу. Крім того, VADER враховує інтенсивність емоції, що дозволяє визначати, наскільки сильно текст виражає певний настрій.

VADER широко використовується в соціальних медіа, маркетингових дослідженнях та аналізі репутації брендів. Наприклад, він може бути використаний для визначення настрою публічних думок про певний бренд або продукт на основі аналізу коментарів в соціальних мережах.

1.1.2 Ринок криптовалют

Ринок криптовалют - це цифровий ринок, на якому торгуються криптовалюти, такі як Bitcoin, Ethereum, Litecoin і багато інших. Криптовалюти є цифровими або віртуальними валютами, які працюють на основі технології блокчейн. Ринок криптовалют зазвичай не регулюється державними органами і має більш відкриту та децентралізовану природу порівняно з традиційними фінансовими ринками. Ринок криптовалют привертає увагу інвесторів, торговців та споживачів, які бачать в ньому можливість високих прибутків, а також нові можливості для розрахунків та передачі вартості. Однак, він також є досить складним та волатильним ринком, що потребує пильного слідкування та розуміння його особливостей.

Отже, маємо, що тут ситуація дещо відрізняється від фондового ринку, та прогнозування цін набагато ускладнюється через волатильність. Криптовалюта немає зовнішнього регулятора, такого як держава, тому основним фактором впливу є новини. Медіапростір активно цікавиться конкретною монетою або ціли ринком, цим сами просуває її та піднімає ціну, тому без цього віртуальних активів у трейдерів було б набагато менше. Нерідко розробник конкретної грошової одиниці проводять активну рекламну кампанію щоб проштовхнути свій продукт, залучити більше трейдерів, та викликати більший рівень довіри.

Ціна криптовалют також може залежати від більш широкого спектру факторів, таких як відношення до ризику, дії регуляторів, новини, події, що відбуваються в країнах, які активно використовують криптовалюти, а також технічний аналіз цін. Значення попиту та пропозиції на криптовалюти може визначатися як відношенням кількості людей, які хочуть придбати криптовалюту до кількості людей, які хочуть продати її, так і від сумарної кількості криптовалют, яка доступна для продажу та покупки на ринку. Окрім того, ринок криптовалют є дуже вразливим до великої кількості

факторів, включаючи атаки хакерів, маніпуляції цін, складність та витрати на майнінг, інновації технологій та зміни регуляторної політики. Тому важливо проводити аналіз ринку криптовалют в комплексі з усіма цими факторами, щоб зрозуміти, які чинники найбільше впливають на ціну криптовалют та які ризики пов'язані з інвестуванням у ці активи.

1.2 Методи економічного прогнозування

Методи економічного прогнозування використовуються для передбачення майбутнього розвитку економіки або суспільства на основі аналізу ретроспективних даних, зовнішніх і внутрішніх факторів впливу та їх кількісних змін. Ці методи включають використання статистичної інформації про минулі процеси та експертну оцінку макроекономічних тенденцій. Об'єктами прогнозування можуть бути економіка в цілому, окремі галузі, регіони, форми власності тощо. Вибір методу прогнозування залежить від мети й завдань прогнозу, тривалості прогнозного періоду, особливостей об'єкта прогнозування, доступності та надійності вихідної інформації та інших факторів.

Методи прогнозування повинні відповідати наступним вимогам: поєднувати суб'єктивну цінність і об'єктивну значущість оцінок, застосовувати чіткі оцінки, що не допускають різних тлумачень у виборі методів, і забезпечувати нагромадження та використання статистичної інформації для прогнозування. Методи економічного прогнозування можуть бути розділені за ступенем формалізації на інтуїтивні (експертні) та формалізовані.

Розглянемо базові методи для прогнозування цін на криптовалюту. Технічний аналіз базується на аналізі графіків, історичних цін та інших технічних показників, що допомагає зрозуміти тенденції на ринку. Фундаментальний аналіз зосереджується на аналізі фінансових звітів компаній,

макроекономічних факторів, таких як ВВП, рівень безробіття та інших соціально-економічних показників, що можуть впливати на курс валют. Аналіз економічних циклів передбачає вивчення довгострокових циклів та їх впливу на курс валют.

Нейронні мережі можуть бути навчені на основі даних технічного аналізу, фундаментального аналізу та аналізу циклів, щоб прогнозувати курс криптовалют. Наприклад, можна використовувати історичні дані з мультифакторного аналізу, щоб побудувати модель, яка враховує технічні індикатори, фундаментальні показники та інші фактори. Мережі можуть бути навчені на основі даних з різних періодів часу, щоб уникнути перенавчання і покращити точність прогнозування. Також можна використовувати нейронні мережі для прогнозування криптовалютних циклів, які можуть бути корисними для інвесторів. Наприклад, можна використовувати аналіз спряження хвиль для визначення трендів та індикаторів сезонності. Мережі можуть бути навчені на основі даних з попередніх циклів, щоб допомогти в прогнозуванні майбутніх циклів.

1.3 Проблеми та фактори впливу

Аналіз фінансових ринків має дуже важливе значення для сучасної економіки, першочерговою задачею є покращення стану економіки та уникнення кризових ситуацій. Також використання підприємствами для власної вигоди та покращення ведення бізнесу. Тому згадані вище методи прогнозування відіграють важливу роль у цьому процесі. Нейромережеві методи давно застосовуються у подібних прогнозах та передбаченні ринку, оскільки є більш швидким та надійним способом, ніж підрахувати все вручну людині, або за допомогою громістких програм, які є не дуже

ефективними, оскільки не враховують зовнішніх факторів та чинників, що також впливають на курс валют. Оскільки нейронну мережу можна натренувати, то цей процес можна значно полегшити. Штучний інтелект набуває неабиякої популярності в усіх сферах, та замінює однотипну і тривіальну роботу, але в сфері фінансів відкриває нові можливості для фахівців та експертів, які вивчають економічні процеси.

Як було зазначено, великою перевагою нейронних мереж над іншими методами є те, що можна тренувати її, та враховувати багато зовнішніх факторів. Для прикладу, ціни на криптовалюту є досить волатильними та залежать від медіа простору, тобто всі пов'язані новини з конкретною фінансовою одиницею будуть так чи інакше впливати на її вартість. В даному випадку, в нейромережу можна завантажити інформацію про пошукові запити, пов'язані з тим, як часто люди цікавляться умовним токеном. Проаналізувавши це, ми отримуємо уявлення, як буде змінюватися курс у майбутньому.

Крім того, це стосується також і цінних паперів. Тоді ми можемо використовувати в додаток наступну інформацію, фактори впливу. Перш за все, це внутрішні новини компанії. У залежності від того як компанія здійснює розвиток свого продукту, чи є якісь плани на майбутнє, фінансові звітності, інвестиції в даний проект, це все має неабияке значення для росту цін на акції, або у випадку криптовалют на токени. Наступним чинником є геополітичні фактори. Перш за все, геополітичні події, такі як політична нестабільність або воєнні конфлікти, можуть спричинити значні коливання валютних курсів. Це може мати суттєвий вплив на зовнішню торгівлю, інвестиції та прибутковість компанії, які залежать від зовнішнього ринку. Також може відбутися регулювання фінансового сектору, тобто деякі держави можуть, або будуть змушені змінювати свою фінансову політику, або встановлювати нові регуляторні вимоги. І ще один фактор, це економічні показники. Вони мають значний вплив на фінансовий ринок, оскільки вони

відображають стан економіки країни і її потенціал для росту. Для прикладу розглянемо ВВП, зміни у рівні ВВП впливають на фінансовий ринок наступним чином. Високе економічне зростання може сприяти підвищенню прибутків компаній та інвесторського сприйняття ринку.

Отже, ми маємо, що прогнозування вимагає врахування великої кількості чинників, які мають абсолютний вплив на фінансові ринки. Врахувати таке з використання традиційних методів доволі важко, та вимагає великої кількості ресурсів та часу. Натомість з використання нейронної мережі цей процес значно полегшується, стає набагато точнішим з кожним наступним прогнозуванням та покращує узагальнення отриманих даних. Навіть якщо з деяких причин не вдалося отримати точного результату за допомогою методів лише штучного інтелекту, їх завжди можна використовувати в поєднанні з звичайними методами прогнозування. Така комбінація набагато ефективніша, ніж просто застосування чогось поодиночі.

РОЗДІЛ 2. Нейронні мережі

2.1 Етапи розвитку нейромереж

Нейронні мережі, також відомі як штучні нейронні мережі або глибинні нейронні мережі, є комп'ютерними моделями, що намагаються імітувати роботу людського мозку. Їх виникнення пов'язане з ідеями та відкриттями в галузі нейронауки та обчислювальної техніки.

Розвиток нейромереж дуже стрімко розвивається з часом і його можна поділити на декілька етапів, кожен з яких мав свої відкриття в цій технології. Перший етап можна назвати зародженням ідеї нейронних мереж, це були 1940-1960 роки, тоді були зроблені перші кроки в напрямку розвитку нейронних мереж Варреном МакКаллоком та Вальтером Піттсом, які створили модель штучного нейрона. У цей період було зосереджено увагу на розумінні принципів роботи нейронів та їх математичному описі. Їх робота відображала основні принципи спілкування між нейронами, включаючи вхідні сигнали, зваження та функцію активації. Ідеєю було створити комп'ютерну модель яка буде працювати за принципами людського мозку.

Другим етапом хотілося б виділити створення першого перцептрона. Ця модель включала один або кілька штучних нейронів, зв'язаних між собою. Вперше було розроблено алгоритм навчання перцептрона, який базувався на коригуванні ваг нейронів залежно від помилок. Вчені продемонстрували успішність перцептрона у завданнях класифікації, що стало важливим внеском в розвиток нейромереж.

З часом через малий розвиток обчислювальних технологій увага до нейромереж значно зменшилася. Тому третім етапом вважається поживлення інтересу до нейромереж. Вчені, такі як Геоффри Гінтон, Ян Лекун та Йошуа Бенджіо, зосередилися на розробці нових архітектур нейромереж та вдосконаленні алгоритмів навчання. Наприклад, Гінтон вніс

вагомий внесок у розвиток рекурентних нейромереж (RNN), які можуть моделювати послідовні дані та залежності між ними.

Останнім етапом, який триває і по сьогоднішній день, є поява глибоких нейромереж (DNN). З появою глибоких нейронних мереж (DNN) на цьому етапі нейромережі стали основним інструментом у галузі машинного навчання та штучного інтелекту. DNN включають багат шарові нейронні мережі з багатьма прихованими шарами, що дозволяє їм моделювати складні залежності та робити більш точні передбачення. Завдяки зростанню обчислювальних потужностей та доступності великих обсягів даних, глибокі нейромережі досягли значних успіхів у багатьох областях, включаючи розпізнавання образів, машинний переклад, голосове управління та багато інших застосувань.

Для розв'язання поставленої задачі з прогнозуванням фінансових ринків нейронні мережі підходять чудово, проте вибір конкретної архітектури мережі залежить від специфіки задачі та доступних даних. Глибокі нейронні мережі (DNN), які складаються з багатьох шарів, можуть бути використані для аналізу складних фінансових даних та прогнозування курсу. Вони можуть моделювати складні залежності та неоднорідність в даних. Проте, важливо мати достатню кількість якісних даних та обережно підходити до перенавчання моделей. Також елементарним прикладом може бути звичайний перцептрон, який на вхід буде отримувати дані про курси валют за минулі проміжки часу, та з кожним послідуєчим навчанням буде повертати прогнозований ціну в майбутньому. Для розширення функціоналу, на вхід також будуть подаватися пошукові запити та парсинг новин компаній, звітностей і тому подібне. Тобто все що впливатиме на ціну в майбутньому.

Крім того, можна навести алгоритм для цього ж самого прогнозування але з використанням RNN (рекурентної нейромережі). В роботі можна використати наступний алгоритм. Long Short-Term Memory (LSTM) є

особливим типом рекурентної нейронної мережі, який був розроблений для ефективної роботи з послідовними даними. LSTM-мережі мають здатність зберігати та використовувати інформацію на протязі довгих періодів часу, що робить їх особливо корисними для завдань, де важлива контекстна залежність між елементами послідовності. У звичайних рекурентних нейронних мережах може виникати проблема зі зникненням градієнту, коли далекі відносно поточного моменту впливу дуже слабо передаються. LSTM вирішує цю проблему за допомогою спеціальної архітектури, що дозволяє ефективно контролювати потік інформації через мережу. Основна ідея LSTM полягає у використанні спеціального типу нейрона, який називається "клітиною пам'яті" (memory cell). Клітина пам'яті здатна зберігати інформацію протягом довгих періодів часу і контролює доступ до цієї інформації за допомогою спеціальних механізмів.

2.2 Тренування нейронних мереж

Тренування нейронних мереж є процесом оптимізації параметрів моделі таким чином, щоб вона виконувала поставлену задачу з якомога вищою точністю. Будемо розглядати цей процес на нашому прикладі з передбаченням курсу умовної фінансової одиниці на основі її цін в минулому. Перш за все, потрібно підготувати та надати вхідні дані для подальшої обробки. Також потрібно визначитися з архітектурою нашої мережі, вона включає в себе кількість шарів, кількість нейронів у кожному шарі та типи шарів (наприклад, повністю з'єднані шари, згорткові шари, рекурентні шари тощо). Потім іде ініціалізація параметрів, таких як, ваги та зсуви, вони визначаються або випадково або за певним правилом. Наступним кроком йде пряме поширення (forward propagation) На навчальних даних застосовуються обчислення для передачі вхідних даних

через мережу. Кожен шар обчислює ваговану суму вхідних сигналів і застосовує нелінійну активаційну функцію для отримання виходу.

Обчислення втрат також дуже важливий етап, на якому ми будемо бачити наскільки покращується безпосередньо результат наших тренувань мережі. Коротко, обчислюються значення втрати (помилки) між прогнозованими виходами мережі та бажаними виходами.

Під час тренування нейронної мережі LSTM використовується алгоритм зворотного поширення помилки (backpropagation), який дозволяє оновлювати ваги мережі для покращення її прогностичної здатності. Цей метод базується на мінімізації функції помилки шляхом отримання градієнту цієї функції і корекції вагових коефіцієнтів зв'язків між вихідним та прихованими шарами нейронної мережі. Даний метод, застосовується тільки для мереж, функції активації нейронів яких є диференційованими на всіх областях визначення. Це важливо, оскільки для обчислення градієнту необхідно використовувати похідні функцій активації. Розглянемо самі розповсюджені функції активації:

- логістична функція (сигмоїда) (1)

- гіперболічний тангенс (2)

- гаусівська функція (3)

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (1)$$

$$f(x) = \tanh(x) \quad (2)$$

$$f(x) = \frac{ae^{-\frac{(x-b)^2}{2c^2}}}{2c^2} \quad (3)$$

Для рішення нашої задачі з використанням LSTM-шару використовується функція активації "tanh" (гіперболічний тангенс). Функція активації "tanh" є

однією з поширених функцій активації, яка відображає значення вхідного сигналу в діапазон від -1 до 1, з центром в нулі. Вона диференційована на всій області визначення, що робить її придатною для застосування в методах оптимізації, таких як зворотне поширення помилки. Функція активації "tanh" допомагає контролювати потік інформації через LSTM-шар і вирішувати проблему зникнення градієнту, що може виникнути при тренуванні глибоких нейронних мереж.

Після тренування нейронної мережі ми очікуємо, що модель буде здатна здійснювати прогнози або класифікацію на нових, раніше невідомих даних. Це означає, що мережа повинна вміти узагальнювати знання, які вона здобула під час тренування, і застосовувати їх для розв'язання нових задач або передбачення нових вхідних даних. Якщо тренування було успішним, очікується, що модель буде досягати низького значення функції втрати на тренувальних даних, що свідчить про те, що вона вивчила залежності вхідних змінних та цільової змінної.

Після тренування ми можемо оцінити модель на незалежних тестових даних, щоб перевірити її загальну продуктивність та здатність до узагальнення. Звичайно, ми сподіваємося, що модель буде добре працювати на тестових даних і буде мати низьке значення функції втрати також на цих даних. Крім цього, після тренування можна використовувати модель для прогнозування на нових даних, що не були використані під час тренування.

2.3 Інструменти створення нейронних мереж

З ростом популярності на нейронні мережі, все більше і більше стало з'являтися інструментів для їх створення. Вони є необхідними для розробки, навчання та використання цих потужних моделей машинного навчання. В переважній більшості це великі фреймворки для мов програмування.

Оскільки самою зручною мовою для науки і математики є Python, то і бібліотек для нього існує дуже велика кількість. Розглянемо самі популярні, та ті що використовуються в даній роботі.

Перш за все, мабуть сама популярна бібліотека — TensorFlow. Це відкрите програмне забезпечення для створення, навчання і розгортання нейронних мереж. TensorFlow надає багато можливостей для будь-яких задач машинного навчання, включаючи комп'ютерне зорове сприйняття, обробку природної мови та багатошарові перцептрони. TensorFlow пропонує графову архітектуру, де ви визначаєте розрахунки та взаємозв'язки між шарами мережі. Він також має багато вбудованих функцій для оптимізації та навчання моделей. Розроблений цей фреймворк командою Google Brain та став відкритим програмним забезпеченням. До значних переваг TensorFlow можна віднести популярність та активну спільноту розробників та дослідників. Це означає що можна знайти багато ресурсів, підручників, моделей та прикладів коду. Також великим плюсом є гнучкість та розширюваність, що дозволяє створювати різні типи нейронних мереж та моделей глибокого навчання. Можливість налаштовувати власні шари, оптимізатори та функції втрати, або використовувати вже готові моделі.

Наступним інструментом, який також використовується в даній роботі є Keras. Keras є високорівневим інтерфейсом для розробки нейронних мереж та моделей глибокого навчання. Він спрощує процес створення, навчання та оцінки моделей, роблячи його доступним навіть для початківців. Цей інструмент працює поверх TensorFlow (а також над іншими фреймворками). Одна з головних переваг Keras полягає в його легкості використання. Він має зрозумілий та інтуїтивно зрозумілий інтерфейс, що дозволяє швидко створювати нейромережі без глибокого розуміння всіх деталей. Він надає прості функції та методи для визначення архітектури моделі, вибору оптимізатора та функції втрати, і він автоматично вирішує багато деталей за вас. Незважаючи на всі переваги, Keras також має деякі обмеження. Одним з

них є його більш високий рівень абстракції, що може обмежувати контроль над деякими низькорівневими деталями моделі. Це може бути проблемою, коли потрібно розробляти складні або нестандартні моделі. Крім того, якщо вам потрібно здійснити більшу кількість налаштувань або втручання на низькорівневому рівні, ви можете знайти, що пряме використання TensorFlow або іншого бекенду більш підходить для ваших потреб.

Хоча дана бібліотека і не використовується в даній роботі, але не можна не згадати про PyTorch. Є популярним інструментом для створення нейронних мереж та моделей глибинного навчання. PyTorch має декілька особливостей, які роблять його привабливим для дослідників та розробників. Він надає динамічний обчислювальний граф, що дозволяє зручно виконувати операції на льоту та змінювати архітектуру моделі під час розробки. PyTorch також має ефективну підтримку графічних процесорів (GPU) для прискорення обчислень. Одна з ключових переваг PyTorch полягає у його простоті використання та зрозумілому інтерфейсі. Він надає інтуїтивний API, який дозволяє легко визначати архітектуру моделі, обробляти дані та здійснювати навчання. PyTorch також має вбудовані функції для візуалізації моделей та моніторингу процесу навчання.

Також в даній роботі буду використовуватися сторонні бібліотеки та пакети які не мають безпосереднього значення для розробки нейронних мереж, але дуже допомагають про роботі з вхідними даними. Прикладом таких пакетів є NumPy та Pandas. Використання їх значно спрощує роботу із .csv файлами, в яких подаються дані на вхід.

РОЗДІЛ 3. Створення власного прототипу нейронної мережі для прогнозування фінансових ринків

3.1 Створення засобу розробки

Для розробки нашої нейромережі будемо використовувати мову програмування Python та допоміжні бібліотеки машинного навчання. Із сторонніх бібліотек буде використовуватися TensorFlow та Keras. Перш за все, створюємо віртуальне оточення для зручних імпортів в нашому коді. Коли всі необхідні пакети та файли буду встановленні, потрібно підготувати вхідні дану. В нашому випадку, це будуть уявні тестові дані, для демонстрації результату роботи нейронної мережі. Для завантаження тестових даних у .csv файл було створено окремий скрипт для зручності, в якому в будь який момент можна вносити правки та змінювати значення, відповідно після запуску буде оновлюватися наш файл з даними.

Наступним кроком, переходимо до побудови моделі нашої мережі. Запропонований код реалізує мережу LSTM (Long Short-Term Memory) для прогнозування на основі послідовних даних.

Розглянемо детально для прикладу цю модель і розберемо що відбувається в коді. Спершу завантажуються необхідні вхідні дані з CSV-файлу за допомогою бібліотеки Pandas. Потім відбувається розділення даних на ознаки (X) та цільову змінну (y). Ці ж дані розділяємо на тренувальні та тестові набори за заданою кількістю прикладів. По завершенню цих етапів можна перейти до побудови самої моделі.

Створюється об'єкту Sequential, який дозволяє побудувати модель шар за шаром. Додаємо LSTM шар з 64 нейронами та функцією активації ReLU. Також додавання вихідного Dense шару з одним нейроном та лінійною функцією активації. ReLU (Rectified Linear Unit) - це функція активації, яка

широко використовується в нейронних мережах. Вона визначається наступним чином: $\text{ReLU}(x) = \max(0, x)$ Де x - вхідний сигнал до нейрона. Якщо значення x менше за нуль, то ReLU поверне нуль; якщо значення x більше або рівне нулю, то ReLU поверне саме це значення. ReLU широко застосовується у багатьох типах нейронних мереж, включаючи звичайні штучні нейронні мережі (ANN), згорткові нейронні мережі (CNN) та рекурентні нейронні мережі (RNN). Вона допомагає забезпечити нелінійність та активацію в мережі, що дозволяє їй вивчати складні залежності в даних та вирішувати різноманітні завдання.

Для запуску моделі викликається метод `compile_model()`, одночасно йде визначення функції втрати (`mean squared error`) та оптимізатора (`adam`) для моделі. Перейдемо до тренування, за цей процес відповідає метод `fit`, для якого задається 100 епох тренування та розмір пакета (32). По завершенню тренування, проводиться оцінка моделі, обчислення значення функції втрат на тестових даних. Останнім етапом метод `predict()` повертає прогнози на тестових даних, та створюємо нові дані у відповідному форматі.

Отже було описано основний принцип роботи нашої нейронної мережі, але тут на вхід подавалися лише попередні курси валюти, на основі який наша нейронна мережа передбачала ціну в майбутньому. Але як відомо не тільки це має вплив і отриманий результат без сторонніх чинників покладатися тяжко.

3.2 Тренування мережі для обробки пошукових запитів

Отже, розширимо можливості навчивши нашу модель обробляти текстові пошукові запити та аналізувати новини компаній. Елементарним прикладом буде наступний випадок: якщо компанія має чудові новини щодо розвитку власного продукту, відповідно на це буде реагувати ціна токена або акцій, в

цьому випадку вона буде зростати; ще один кейс, якщо люди будуть писати гнівні коментарі, або будуть хвилюватися через курс валюти, відповідно ціна буде подати.

```

1 | text_data,news_data,token_price
2 | біткоїн прогноз,позитивні новини про регулювання криптовалют,100
3 | ETH курс,негативні новини про хакерський вторгнення в Ethereum мережу,120
4 | DeFi проект,популярність DeFi зростає, нові інвестиції в проект,90
5 | криптовалютна біржа,велике зламання криптовалютною біржі, крадіжка коштів,110
6 | купити NFT,зростаюча популярність NFT мистецтва, аукціони та продажі,130

```

Рис 1. “Приклад csv-файлу для NLP обробки”

Тому реалізуємо це, щоб неймережа змогла подібні випадки прогнозувати. В машинному навчанні є напрям який займається обробкою природної мови, так званий(Natural Language Processing, NLP). Можна вважати, що цей код реалізує певний аспект обробки природної мови. NLP включає в себе різні методи та техніки для обробки текстових даних, включаючи аналіз семантики, витягування інформації, класифікацію тексту та інші задачі. У цьому конкретному прикладі, текстові дані (пошукові запити та новини) обробляються за допомогою моделі неймережі, яка використовує Embedding шар для представлення тексту у векторному просторі, LSTM шар для моделювання залежностей між словами та Dense шари для прогнозування ціни токена. Цей код можна розглядати як один з етапів NLP-пайплайну, де текстові дані обробляються та використовуються для прогнозування або аналізу. Для повноцінного NLP-проекту можуть використовуватися інші методи та компоненти, такі як передобробка даних, використання словників, векторизація тексту, використання інших моделей, тематичне моделювання, генерація тексту та багато іншого.

Розглянемо, як ця модель розуміє негативні, позитивні запити та їх вплив на ціну. Першим кроком є векторне представлення текстових даних. Модель використовує Embedding шар для перетворення слів або токенів у вектори

фіксованої довжини, які можна опрацьовувати нейромережею. Це дозволяє нейромережі розуміти семантику слів і залежності між ними. Після представлення тексту у векторному форматі, LSTM шар аналізує послідовність слів, звертаючи увагу на контекст та залежності між словами. LSTM може зберігати та використовувати попередні стани, що дозволяє моделі враховувати довготривалі залежності в тексті. Це допомагає моделі "розуміти" негативні запити та інші контекстуальні елементи. У коді нашої нейромережі також передбачено використання числових даних (наприклад, цінові дані) для прогнозування. Числові дані проходять через Dense шар, який дозволяє моделі знаходити кореляцію між числовими факторами та зміною ціни токена. За допомогою побудованої моделі, після тренування на наявних даних, можна здійснити прогноз на нових даних. Модель приймає нові пошукові запити та внутрішні новини компанії, які піддаються тій же обробці, що і тренувальні дані, і видає прогнозоване значення зміни ціни токена.

Таким чином, нейромережа, вивчаючи залежності між текстовими даними (пошуковими запитами та новинами) та числовими даними (наприклад, цінами), може встановити зв'язок між ними та прогнозувати зміну ціни токена в залежності від вхідних даних. Зокрема, негативні запити та позитивні новини про компанію можуть впливати на прогнозовану ціну, оскільки модель виявляє кореляцію між такими текстовими факторами та цінами.

3.3 Удосконалення прототипу нейронної мережі

Для ще більш точного аналізу, потрібно враховувати інші чинники які мають вплив на коливання курсу. Наприклад економічні показники,

нейромережа може враховувати економічні показники, такі як зміни валютних курсів, процентні ставки, індекси ринків або макроекономічні показники. Ці дані можуть бути корисними для розуміння загальної економічної ситуації та її впливу на ціну токена.

Ще одним способом покращення може бути врахування новин конкурентів. Поміж внутрішніми новинами компанії, нейромережа може аналізувати зовнішні новини та повідомлення, що стосуються галузі, конкурентів або регулювання. Це може дати більш повну картину про фактори, що впливають на ціну.

Раніше ми розглядали нейронну мережу як окремий вид аналізу фінансових ринків. Але як відомо, є і більш традиційні методи, тому не буде проблемою натренувати нашу нейромережу наприклад технічному аналізу. Нейромережа може використовувати технічний аналіз, який враховує графіки ціни, обсяги торгівлі та інші технічні показники. Це може надати додаткову інформацію про тенденції та патерни, які можуть впливати на ціну. Ці та інших фактори можуть бути додані як додаткові вхідні дані до нейромережі або використовуватися як додаткові функції або шари моделі.

Зрозуміло, що покращення результатів не обмежується одним збільшенням врахування чинників. Також важливим є покращення технічних аспектів коду. Наприклад вдосконалення архітектури нашої мережі. Можна експериментувати з різними архітектурами нейромережі, такими як більша кількість LSTM шарів, додаткові Dense шари або використання рекурентних шарів зі зворотними зв'язками (GRU). Також можна спробувати використовувати проміжні Dropout шари для запобігання перенавчанню. Крім того можна використовувати інші типи моделей. Окрім LSTM, можна спробувати використати інші типи моделей, такі як глибокі згорткові мережі (CNN), комбінації LSTM та CNN (наприклад, LSTM затримки згортки) або трансформери. Кожен тип моделі має свої переваги та може бути більш підходящим для певного типу даних або завдання. А ще

більш раціональним буде змішування цих моделей, оскільки кожна з них буде мати свої переваги для відповідної задачі.

ВИСНОВКИ

У результаті виконання роботи було розглянуто нейромережевий метод для розв'язання задач економічного прогнозування. Під час виконання роботи також було розглянуто фондовий ринок та ринок криптовалют, показано що впливає на ціну фінансових активів, та наведено приклади прогнозування цін.

Також було розроблено власний прототип нейронної мережі, яка могла обробляти такі фактори, як ціна та пошукові запити та новини компаній, що має не аби яке значення для прогнозування цін. Розглянуто, які моделі нейромереж підходять найкраще для конкретно поставлених задач, та створено SDK (software development kit) [ДОДАТОК А] для подальшого розвитку та вдосконалення даного штучного інтелекту.

В якості вхідних даних бралися попередні курси фінансового активу, також пошукові запити з інтернету, та вибудовувалася кореляцій між тим як все це впливатиме на курс в майбутньому. З використанням такої нейромережі можна отримати приблизне уявлення про те, які настрої та новини є факторами впливу.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

- 1) В.В. Кириленко, Тернопіль: Економічна думка, 2002. – 193с.
[Електронний ресурс]:[Веб-сайт] — Режим доступу до ресурсу:
<https://buklib.net/books/21852/>
- 2) Марченко О.О., Россада Т.В. Актуальні проблеми Data Mining
Навчально-методичний посібник [Електронний ресурс]:[Веб-сайт] —
Режим доступу до ресурсу:
http://csc.knu.ua/media/filer_public/38/03/3803002b-e068-4a08-8a6c-a4edc183892a/datamining20170917.pdf
- 3) ДОСЛІДЖЕННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МЕТОДІВ У ЗАДАЧАХ
ПРОГНОЗУВАННЯ Калініна І.О. [Електронний ресурс]:[Веб-сайт] —
Режим доступу до ресурсу:
<https://lib.chmnu.edu.ua/pdf/naukpraci/computer/2009/106-93-17.pdf>
- 4) Р.І. Дзінько, О.І. Лісовиченко ТРЕНУВАННЯ ШТУЧНИХ
НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ З ПОРОГОВОЮ ФУНКЦІЄЮ АКТИВАЦІЇ
МЕТОДОМ ОБЕРНЕНОГО ПОШИРЕННЯ ПОХИБКИ [Електронний
ресурс]:[Веб-сайт] — Режим доступу до ресурсу:
https://ela.kpi.ua/bitstream/123456789/6976/1/04_23.pdf
- 5) Neural Networks and Deep Learning By Michael Nielsen [Електронний
ресурс]:[Веб-сайт] — Режим доступу до ресурсу:
<http://neuralnetworksanddeeplearning.com/index.html>
- 6) ПРОГРАМНІ РІШЕННЯ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ НА
ТРЕЙДИНГОВИХ БІРЖАХ Бузов А.В. [Електронний
ресурс]:[Веб-сайт] — Режим доступу до ресурсу:
<https://openarchive.nure.ua/server/api/core/bitstreams/6b8c7733-0a49-48b8-98c9-cb02bebeebdb/content>
- 7) Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow:
Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems [Текстовий
ресурс]

- 8) TensorFlow documentation [Електронний ресурс]:[Веб-сайт] — Режим доступу до ресурсу:
https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/all_symbols
- 9) Brownie J. A Gentle Introduction to Long Short-Term Memory Networks by the Experts. Long Short-Term Memory Networks. 2017. [Електронний ресурс]:[Веб-сайт] — Режим доступу до ресурсу:
<https://machinelearningmastery.com/gentle-introduction-long-short-term-memory-networks-experts/>
- 10) «Шевченківська весна – 2023: Математика, статистика, механіка. Прикладна математика, комп’ютерні науки, інженерія програмного забезпечення, системний аналіз», під назвою «Розв’язання задач економічного прогнозування з використанням нейромережових методів» (on-line, Київ, 14 квітня 2023 р.) [Електронний ресурс]:[Веб-сайт] — Режим доступу до ресурсу:
https://probability.knu.ua/shv2023/ShV_2023.pdf

ДОДАТОК А

SDK для нашої нейронної мережі

```
class NeuralNetworkSDK:
    def __init__(self):
        '''Ініціалізація моделі'''
        self.model = None

    def create_model(self):
        '''створення моделі'''
        self.model = Sequential()

    def add_lstm_layer(self, units, activation, input_shape):
        '''Додавання lstm шару '''
        self.model.add(LSTM(units=units, activation=activation,
input_shape=input_shape))

    def add_dense_layer(self, units, activation):
        '''Додавання dense шару'''
        self.model.add(Dense(units=units, activation=activation))

    def compile_model(self, loss, optimizer):
        '''Компіляція моделі з використанням заданої функції втрати та
оптимізатора'''
        self.model.compile(loss=loss, optimizer=optimizer)

    def train_model(self, X, y, epochs, batch_size):
        '''Тренування моделі з використанням вхідних даних X та цільових
значень y'''
        self.model.fit(X, y, epochs=epochs, batch_size=batch_size)

    def evaluate_model(self, X, y):
        '''Оцінка моделі за допомогою вхідних даних X та цільових значень
y'''
```

```
return self.model.evaluate(X, y)

def predict(self, X):
    '''Прогнозування на вхідних даних X'''
    return self.model.predict(X)
```