

ДИПЛОМНА РОБОТА МАГІСТРА

на тему Інформаційна система фінансово-економічного прогнозування на основі
дискретного Фур'є продовження

Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Шифр і назва галузі знань

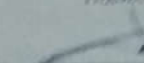
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки
Шифр і назва спеціальності

Виконав: студента 2 курсу, група КІМ-19-1


Підпис


Н.Р. Білик
Ініціали, прізвище

Керівник: к.т.н., доцент кафедри КІТ


Підпис

О.Л. Ніщук
Ініціали, прізвище

Нормоконтроль: к.т.н., доцент кафедри КІТ


Підпис

Р.О. Бурдаков
Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КІТ, д.т.н., професор


Підпис

О.В. Бурдаков
Ініціали, прізвище

7 12 2020 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет програмування та комп'ютерних і телекомунікаційних систем

Кафедра комп'ютерних наук та інформаційних технологій

Освітній ступінь магістр


Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

комп'ютерних наук та
інформаційних технологій



(підпис)

д.т.н., професор О.В.

Бармак

« 7 » 9 2020

року

ЗАВДАННЯ

НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ МАГІСТРА

1. Тема дипломної роботи магістра: «Інформаційна система фінансово-економічного прогнозування на основі дискретного Фур'є продовження»

2. Завдання видано студенту Білику Павлу Руслановичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

3. Керівник роботи к.т.н., доцент Пасічник Олександр Анатолійович

(прізвище, ім'я, по батькові)

4. Затверджені наказом університету від « 9 » 5 2020 р. № 22

5. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета роботи – розробка інформаційної системи фінансово-економічного прогнозування на основі дискретного Фур'є продовження та програмна реалізація відповідної тестової інформаційної системи для дослідження практичної ефективності інформаційної системи.

РЕФЕРАТ

Дипломна робота магістра присвячена розробці інформаційної системи фінансово-економічного прогнозування на основі дискретного Фур'є продовження з імплементацією його в нейромережі.

Актуальність теми. На даний час актуальною задачею є прогнозування часових рядів економічної динаміки в дослідженні фінансово-економічних систем різної складності. У своїй роботі М.Д. Кондаратьєв [1] помітив та пояснив циклічність поведінки економічних систем. В якості методики прогнозування низькочастотної складової часового ряду, Д.М. Чабаненко [2] запропонував алгоритм дискретного Фур'є-продовження. Запропонований алгоритм дозволяє подолати зазначені вище проблеми, виділяючи моночастотні гармонічні складові, які легко екстраполюються в часі. Використання продовження Фур'є (ПФ) вважається традиційним математичним апаратом для аналізу стаціонарних процесів. При цьому відбувається розклад сигналів у базисі комплексних експонент або синусів та косинусів.

Впровадження інформаційних систем в різних сферах діяльності людини є глобальним трендом сучасного розвитку техніки та технологій. Одним з найбільш ефективним інструментом є нейронні мережі.

Мета і задачі роботи. Мета досліджень полягає у розробці інформаційної технології прогнозування часових рядів на основі використання технологій нейромереж.

Для досягнення поставленої мети визначені наступні завдання дослідження:

- провести аналіз існуючих рішень методів та технологій прогнозування часових рядів з використанням нейромереж;

- удосконалити інформаційну технологій прогнозування з використанням технологій нейромереж у напрямку визначення найбільш ефективних рішень;

– розробити інформаційну технологію прогнозування ряду з використанням нейромереж;

– виконати експериментальну перевірку інформаційної системи прогнозування ряду з використанням технології нейромереж.

Об’єкт дослідження – процес моделювання часових рядів з використанням нейромереж.

Предмет дослідження – моделі, методи, підходи та засоби для побудови і інформаційної системи прогнозування часових рядів за допомогою технології нейромереж.

Методи дослідження, застосовані для вирішення поставлених завдань: для розробки узагальненої моделі – методи моделювання, методи теорії ймовірностей, методи математичної статистики; для реалізації інформаційної технології – методології проектування інформаційних систем, функціональний підхід.

Наукова новизна одержаних результатів. В результаті проведеого наукового дослідження отримала подальший розвиток інформаційна технологія прогнозування з використанням нейромереж в напрямку отримання найбільш ефективних рішень.

Практичне значення отриманих результатів. В результаті виконання дипломної роботи розроблено відповідне програмне забезпечення, яке дозволяє провести та оцінити точність прогнозування за допомогою трьох видів нейронних мереж. Застосування інформаційної системи, де є можливість визначити найбільш ефективні рішення застосування нейронних мереж при прогнозуванні фінансово-економічних часових рядів. Найбільш ефективною було визнано згорткову нейромережу середня похибка при прогнозуванні склала 1.2% на відміну від похибки 5.12% при використанні нейромережі довгої короткої пам’яті.

Апробація результатів дипломної роботи магістра та публікації. Основні результати наукових досліджень доповідалися на конференціях:

Доповідь на тему НАЗВА на XII всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2020» (м. Хмельницький 9-10 листопада 2020).

За темою дипломної роботи магістра автором виконано одну наукову публікацію[37]

Структура та обсяг роботи. Дипломна робота магістра складається з завдання, реферату, змісту, переліку скорочень, вступу, 4 розділів, висновків, переліку посилань із 30 найменувань та 1 додатку. Загальний обсяг дипломної роботи магістра становить 75 сторінок, з них 65 сторінок основного тексту та 10 сторінок додатків. У роботі наведено 28 рисунків.

Ключові слова: інформаційна система, прогнозування часових рядів, нейронні мережі.

Зміст

Перелік скорочень	4
Вступ	5
Розділ 1	
Поняття прогнозування економічно-часових рядів за допомоги дискретного Фур'є прогнозування та нейронних мереж.	8
1.1 Поняття прогнозу в економіці.....	8
1.2 Сезонні коливання	10
1.3 Часовий ряд.....	12
1.4 Перетворення Фур'є	15
1.5 Нейронні мережі	18
Висновки до розділу 1	21
Розділ 2	
Математична будова системи.....	22
2.1 Загальна будова системи.....	22
2.2 Модуль обробки вхідних даних	24
2.2.1 Дискретне перетворення Фур'є як елемент прогнозування часових рядів	26
2.3 Модуль прогнозування.....	27
2.2.1 Багатошарова нейронна мережа	29
2.2.2 Згортоква нейронна мережа.....	32
2.2.3 Мережа довгої короткочасної пам'яті	35
Висновки до розділу 2	37
Розділ 3	
Інформаційна модель системи.....	38
3.1 Структура інформаційної системи.....	38
3.1.1 Система відображення	39
3.1.2 Модуль обчислення	40
3.1.3 Реалізація модуля нейронних мереж	44
Висновки до розділу 3	48

Розділ 4

Апробація інформаційної системи дискретного Фур'є продовження.....	49
4.1 Обробка множини вхідних даних для подальшого навчання нейронної мережі	49
4.2 Реалізація моделі на прикладі ціни акцій компанії Apple	51
4.2.1 За допомогою багатосарової нейронної мережі	51
4.2.2 За допомогою згорткової нейронної мережі	56
4.2.3 За допомогою мережі довгої короткочасної пам'яті.....	59
4.3 Оцінка точності прогнозування.....	61
Висновки до розділу 4.....	62
Загальні висновки	63
Список посилань	65

Додатки

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
ДФП	Дискретне продовження Фур'є
ПФ	Продовження Фур'є
ReLU	Rectified lineat unit
МНК	Метод найменших квадратів
ЧР	Фінансовий часовий ряд

Вступ

Актуальність теми. На даний час актуальною задачею є прогнозування часових рядів економічної динаміки в дослідженні фінансово-економічних систем різної складності. У своїй роботі М.Д. Кондратьєв [1] помітив та пояснив циклічність поведінки економічних систем. В якості методики прогнозування низькочастотної складової часового ряду, Д.М. Чабаненко [2] запропонував алгоритм дискретного Фур'є-продовження. Запропонований алгоритм дозволяє подолати зазначені вище проблеми, виділяючи моночастотні гармонічні складові, які легко екстраполюються в часі. Використання продовження Фур'є (ПФ) вважається традиційним математичним апаратом для аналізу стаціонарних процесів. При цьому відбувається розклад сигналів у базисі комплексних експонент або синусів та косинусів.

Впровадження інформаційних систем в різних сферах діяльності людини є глобальним трендом сучасного розвитку техніки та технологій. Одним з найбільш ефективним інструментом є нейронні мережі.

Мета і задачі роботи. Мета досліджень полягає у розробці інформаційної технології прогнозування часових рядів на основі використання технологій нейромереж. Для досягнення поставленої мети визначені наступні завдання дослідження:

- 1) провести аналіз існуючих рішень методів та технологій прогнозування часових рядів з використанням нейромереж.
- 2) Удосконалити інформаційну технологій прогнозування з використанням технологій нейромереж у напрямку визначення найбільш ефективних рішень.
- 3) Розробити інформаційну технологію прогнозування ряду з використанням нейромереж.
- 4) Виконати експериментальну перевірку інформаційної системи прогнозування ряду з використанням технології нейромереж.

Об'єкт дослідження – процес моделювання часових рядів з використанням нейромереж.

Предмет дослідження – моделі, методи, підходи та засоби для побудови і інформаційної системи прогнозування часових рядів за допомоги технології нейромереж.

Методи дослідження, застосовані для вирішення поставлених завдань: для розробки узагальненої моделі – методи моделювання, методи теорії ймовірностей, методи математичної статистики; для реалізації інформаційної технології – методології проектування інформаційних систем, функціональний підхід.

Наукова новизна одержаних результатів. В результаті проведення наукового дослідження були отримані такі результати.

1. Отримала подальший розвиток інформаційна технологію прогнозування ряду з використанням нейромереж в напрямку найбільш отримання найбільш ефективних рішень.

2. Вперше розроблено систему прогнозування фінансово-економічних часових рядів за використання дискретного Фурє продовження з використанням

Практичне значення отриманих результатів. В результаті виконання дипломної роботи магістра розроблено відповідне програмне забезпечення яке підтвердило вірність запропонованих положень. Застосування інформаційної системи де є можливість визначити найбільш ефективні рішення застосування нейронних мереж при прогнозуванні фінансово-економічних часових рядів.

Апробація результатів дипломної роботи магістра та публікації. Основні результати наукових досліджень доповідалися на конференціях:

Доповідь на тему НАЗВА на XII всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2020» (м. Хмельницький ДАТА листопада 2020).

За темою дипломної роботи магістра автором виконано одну наукову публікацію[37]

Структура та обсяг роботи. Дипломна робота магістра складається з завдання, реферату, змісту, переліку скорочень, вступу, 4 розділів, висновків, переліку посилань із 30 найменувань та 1 додатку. Загальний обсяг дипломної роботи магістра становить 75 сторінок, з них 65 сторінок основного тексту та 10 сторінок додатків. У роботі наведено 28 рисунків.

Розділ 1

Поняття прогнозування економічно-часових рядів за допомоги дискретного Фур'є прогнозування та нейронних мереж.

1.1 Поняття прогнозу в економіці

Прогнозування - це науково обґрунтоване судження про можливий стан речей у майбутньому. Прогнозування пошуку реального та економічного рішення - це спроба підрахувати майбутнє. Виходячи з того, що прогнозування поєднує два елементи - прогнозування та пропозицію, існує пошукове та нормативне прогнозування [3].

Прогноз має в основному теоретико-пізнавальний (дослідницький) характер, він не враховує дії суб'єкта управління. Його завдання - виявити, як досліджуваний предмет буде розвиватися та підтримувати існування тенденцій [3,4].

Нормативне прогнозування має управлінський характер, пов'язаний із силою прийняття на основі отриманих знань від менеджменту. Він був розроблений на основі заздалегідь визначених цілей (стандартів).

Відповідно до об'єкта прогнозування, у системі прогнозування виділяють такі три основні групи прогнозів [4]:

- прогноз ресурсів (прогноз природних ресурсів, запасів природної сировини та середовищ існування тварин, демографічний, науково-технічний прогрес);

- прогноз економічного розвитку (прогноз економічного розвитку галузей економіки або господарських комплексів, динаміка, темпи та фактори економічного зростання, міжгалузеві структурні зміни, положення похідних електроенергії);

- прогноз соціальних потреб (виробничих, особистих, національних, підвищення рівня тварин, процесів соціального розвитку, зовнішньої політики та військово-стратегічних).

З часом економічні прогнози класифікуються на операційні, короткострокові, середньострокові та довгострокові.

Соціально-економічний прогноз передбачає такий часовий масштаб [5]:

- оперативний прогноз - до місяця;
- короткострокові - до року;
- середньостроковий - декілька років;
- довгострокові - на період довший за 5 і приблизно 15 (20) років.

Прогнози економічного і соціального розвитку в Україні розвиваються в довгостроковій, середньостроковій та короткостроковій перспективі. Він базується на аналізі демографічної ситуації, науково-технічного потенціалу, накопиченого національного багатства, економічної ситуації в Україні, наявності різних природних ресурсів, суспільної соціальної структури, а також прийняття стратегій економічного розвитку. Прогнозується, що він буде розроблений у декількох варіантах з урахуванням впливу внутрішніх та зовнішніх політичних, економічних та інших факторів [5,6].

В цілому прогнози для України розвиваються із розподілом економічних комплексів, промисловості та регіонів, а також щодо окремих соціально значущих сфер економіки та кон'юнктури ринку. Прогнозування може бути на макроекономічному рівні, тобто. Прогнозувати сукупність явищ, пов'язаних із даним періодом часу всіх економічних суб'єктів, або на мікроекономічному рівні, для відображення процесу на рівні підприємства [7].

Результати прогнозування економічного та соціального розвитку в Україні та прогнозування кон'юнктури ринку використовуються під час прийняття конкретних рішень законодавчої та виконавчої влади в галузі економічної політики і в той час коли розробляються індикативні плани та державні програми [3,7].

Суть передбачена. Прогнозування дасть інформацію про майбутнє; це прогнозування ґрунтується на спеціальному науковому дослідженні; це передбачення, яке поділяється на наукове та ненаукове. [6,7].

Наукове передбачення ґрунтується на знанні законів природи, суспільства та мислення; інтуїтивно - в передчутті людини; кожен день - на так званому тваринному мистецтві, вишитому за аналогією, знаками тощо;

Релігійне передбачення також називають пророцтвом, або вірою в надприродну силу, забобони тощо. [4, 7]

Прогнозування є науковою основою, заснованою на системі встановлених причинно-наслідкових зв'язків та закономірності виявлення стану та ймовірних шляхів розвитку явищ та процесів. Прогнозування відсотка показників, що характеризують це явище, у майбутньому [5,7].

Економічне прогнозування - це процес розробки економічних прогнозів. Він заснований на вивченні закономірності розвитку різних економічних явищ і процесів, визначає найбільш вірогідні та альтернативні шляхи їх розвитку та забезпечує основу вибору та обґрунтування економічної політики на майбутнє [4,8].

Курс передбачає економічні, соціальні, науково-технічні та інші явища та процеси в економіці країни, гендерній галузі та комплексі. Предметом економічного прогнозування являються якісні, кількісні зміни, що відбуваються при травмах під впливом сукупних або окремих факторів у прогнозований період [5,8].

1.2 Сезонні коливання

Соціальні та економічні інтереси держави, процес відродження держави, яка є коаліцією. Циклічне прикладання сили з заниженим рівнем стійкості змінює рівень серії досліджуваного періоду дослідження: з року в рік протягом останніх місяців рівень зростає, а в інші - зменшується. Якщо аналізовані часові ряди демонструють постійні відхилення від тенденцій (як на більшій, так і на меншій стороні), ви можете дозволити доступ до певної кількості доповідей за допомогою деяких (одного або декількох) кількісних процесів. Ці характеристики можна визначити, коли досліджувані явища є сезонними - збільшення або зниження рівнів регулярно повторюється з інтервалом в один рік (наприклад, виробництво молока та м'яса по місяцях

року, розподіл палива та електроенергії на побутові потреби, сезонні продажі товарів, також).

Кількість характеристик легких сезонних явищ зумовлена впливом соціально-кліматичних причин, загальних економічних факторів, а також самоочищення та різних факторів, які регулярно регулюються. Ця статистика називається "назвою сезону".

Сезонні обсяги (сезонні нерівності) часто можна використовувати для всіх представників гірничо-збагачувальної промисловості - сільського господарства, рибальства та лісового господарства, а також для транспорту, будівництва, торгівлі, туризму та багато іншого.

Попередні зміни торкнулися споживання палива та електроенергії в будинку, різного взуття, верхнього одягу (зимовий, весняно-осінній, літній), фруктів, овочів та багатьох інших товарів. Ви будете використовувати найефективнішу функцію комутованого зв'язку; У цей період можна визначити максимальну кількість туристів. Цей сезон може бути недоступний для завантаження, але лише для підлітків та підлітків. Тук, кафе, ресторани, театри відчиняють двері будинку для підлітків.

Параметр за замовчуванням - Встановіть значення за замовчуванням для кожного елемента, який ви хочете використовувати.

Зменште кількість повідомлень, виберіть одне одного та виберіть кількість повідомлень, які потрібно створити. У тих же галузях, для яких характерний незначний розвиток робочого періоду та часу виробництва, сезонність проявляється в ідеях великих внутрішніх злетів і падінь.

Зрештою, існують різні причини, сезонний обсяг виробництва, який негативно впливає на результати виробничої діяльності, оскільки перериває ритм виробництва, а це спричиняє нерівномірне використання праці та обладнання протягом року. Базар економічної економіки, проблема сезону - найбільша проблема коронного господарства. Нестандартизація цього чи будь-якого іншого товару пов'язана з нестандартизацією того самого товару, залежно від рівня.

Вплив сезонних кількостей неможливо повністю усунути, але деякі компанії намагаються його зменшити, використовуючи раціональну інтеграцію галузей, механізацію робочих процесів. Це сезонні кольори сезону, які відображаються в динамічному діапазоні, не відображаються і не відображаються.

Ми пропонуємо цілий ряд різних типів сезонних тестів. Це буде базуватися на методах, що використовуються для аналізу сезону між двома групами. Перша група містить методи, згідно з якими сезонність присутності визначається та вимірюється на основі емпіричних даних, без спеціальної попередньої обробки методом відповідних чисел.

Додайте групи методів до груп поліномів, і кожен тренд відрізняється від одного до іншого. У методі групового аналізу групи можуть мати однаковий метод аналітичного аналізу та метод групового аналізу.

Метод, що використовується для стандартного аналізу для аналізу результатів; результати не повинні бути суттєвими. Цей метод базується на конкретному сезонному індексі або сезонному індексі. Дизайн - це індекс проектування, заснований на характері певного напрямку серії.

Індекс сезону - Фактичний (емпіричний) набір даних із серії зображень цього типу. Ви також можете знайти місце розташування своєї ракети (навіть не скелі), ввівши блоки або блоки.

Для отримання більш точних сезонних показників сезонні характеристики відображаються на графічних діаграмах. Застосування простого середнього методу обчислення сезонної хвилини дозволяє нейтралізувати випадкові числа показників досліджуваного діапазону динаміки та визначити сезонні вимірювання в середньому за всі часи.

1.3 Часовий ряд

Часовий ряд - це ряд точок даних, що індексуються (або перелічуються або наносяться) у хронологічному порядку. Динамічні ряди - це, як правило,

послідовності, записані в однакові моменти часу, які йдуть одна за одною. Отже, це серія дискретних даних про погоду. Прикладами часових рядів є океанський приплив, кількість різних сонячних плям та середньозважене щоденне значення індексу в кінці торгів [9].

Часові ряди дуже часто представлені лінійними діаграмами. Динамічні ряди використовуються в статистичних обрахунках, обробці сигналів, розпізнаванні різноманітних образів, економетриці, фінансовій та дискретній математиці, прогнозуванні погоди, інтелектуальному прогнозуванні транспорту і траєкторії, прогнозуванні землетрусів, електроенцефалографії, а також, автоматичному управлінні, астрономії, комунікаційній технології та переважно в будь-якій галузі. прикладна наука і техніка, що включає вимірювання часу [10].

Аналіз часових рядів включає різноманітні методи аналізу та обчислення даних різних ЧР для отримання значної статистики та інших можливих характеристик даних. Прогнозування ЧР - це застосування моделі для прогнозування майбутніх значень на основі раніше спостережених значень. Хоча регресійний аналіз часто використовують для перевірки теорій про те, що значення одного або декількох незалежних часових рядів повинні впливати на поточне значення іншого часового ряду. Даний тип аналізу часових рядів не називається "аналізом часових рядів", а натомість зосереджується на порівнянні значень, або одного часового ряду, або безліч залежних ЧР у різні моменти часу [11].

Дані часових рядів мають природну часову послідовність. Через це аналіз ЧР відмінним від поперечних досліджень, в яких відсутній природний порядок спостереження (наприклад, пояснення заробітку людей щодо рівня освіти, де дані можна вводити в будь-якому порядку). Аналіз часових рядів також відрізняється від аналізу просторових даних, де спостереження зазвичай посиляються на географічне розташування (наприклад, обчислення цін на житло за місцем розташування, а також за їхніми власними характеристиками). Стохастична модель часових рядів, як правило,

відображатиме той факт, що спостереження, близькі до часу, будуть тісніше пов'язані, ніж спостереження, які є більш віддаленими. Крім того, моделі часових рядів часто використовують природний односторонній хронометраж, так що значення для даного періоду виражаються як похідні минулих значень, а не майбутніх [12].

Аналіз часових рядів може бути застосований до реальних даних, дискретних числових і символічних даних (послідовностей різних символів)[13].

Фондова біржа - це система економічних та правових відносин, пов'язаних з випуском та торгівлею цінними паперами. Підприємці також є емітентами цінних паперів та інвесторами на ринку. Випускаючи цінні папери та залучаючи вільні кошти за різних умов, вони формують свою частку та позиковий капітал. Корпорації використовують кошти, залучені на ринку, для фінансування основного і оборотного капіталу, капітальних вкладень, збільшення виробництва. В результаті інвестування коштів буде отримано прибуток, який збільшує як власний економічний потенціал, так і економічний потенціал держави [14].

Фінансові установи здатні використовувати ресурси, залучені на ринку, для надання позик решті учасників ринку та інвестування в цінні папери інших емітентів. Фінансові установи виступають як інституційні інвестори на ринку і мають значний вплив на формування інвестиційної політики решти учасників ринку. Функціонування фондового ринку в багатьох країнах забезпечує ефективний результат використання вільних фінансових ресурсів та стійке зростання економіки цих країн [15].

Такий стан справ у прогнозі збору коштів. Він базується на останніх розробках комп'ютерних технологій та розробці нових інструментів для аналізу даних. Одним з найважливіших є аналіз роботи, який ми називаємо створенням ефективної роботи. Він базується на проміжках, коли економіка нераціональна, тобто ірраціональна мотивація людей.

Фондові ринки характеризуються наявністю нелінійності, тобто

присутністю експоненційної реакції на певний вплив. В економічній літературі існують дослідження, спрямовані на вивчення цієї експоненційності, вказують на те, що здоровий ринок - це нестабільний ринок, тобто з постійно мінливим стандартним відхиленням змін у вартості цінного паперу. Виходить, що фондовий ринок характеризується нелінійною залежністю між вхідним впливом та вихідною реакцією [16].

1.4 Перетворення Фур'є

Відома доволі значна кількість робіт, у котрих пропонується досліджувати частотний спектр сигналу і будувати прогноз за основою виявлених частотних закономірностей [17,18].

Методи, які засновані на перетворенні Фур'є, дають можливість аналізувати амплітудно-частотну характеристику часового ряду, проте не дають змоги виразити фазу сигналу у вигляді окремої змінної, яка є важливою щоб мати змогу побудувати прогноз. Також та частота сигналу, над якою проводиться аналіз, може бути лиш кратною проміжку дискретизації, що не надає можливість налаштуватися на частоту, яка не являється кратною проміжку дискретизації. Проте під час використання достатньо великої кількості гармонік, проблема вирішується, але такий підхід, не є оптимальним [19].

Вейвлет-аналіз [20] дає інформацію як і про амплітуди сигналу, так і про фазу (зміщення дочірнього вейвлета) та заодно частково вирішує першу із зазначених вище проблем. Але збитковість інформації під час перетворення, має присутність, тому що зберігається не основна частота, а натомість зберігається Фур'є-спектр даної частоти.

У роботі подано алгоритм дискретного Фур'є-продовження в якості методики прогнозування низькочастотної складової часового ряду. Запропонований алгоритм дозволяє подолати зазначені вище проблеми, виділяючи моночастотні гармонічні складові, у зв'язку з тим, що вони легко

екстраполуються в часі[20-21].

В даній роботі подано низькочастотну апроксимуючу функцію виду[20]:

$$y_{abs}(t) = a + bt + \sum_i^m c_i \sin(d_i + e_i) \quad (1.1)$$

або для відносного масштабу:

$$y_{rel}(t) = ae^{bt} + \prod_{i=1}^m c_i \sin(d_i t + e_i) \quad (1.2)$$

Значення параметрів моделі $a, b, c_1, c_2, \dots, c_m, d_1, \dots, d_m, e_1, \dots, e_m$ визначаються за допомогою мінімізації наступного критерію оптимальності (функціонал нев'язки) [19]:

$$F(a, b, c_1, \dots, c_m, d_1, \dots, d_m) = \sum_{i=1}^n (|y_i - y_{abs}(t_0 + i\Delta t)|)^k, \quad (1.3)$$

або для відносного варіанта:

$$F(a, b, c_1, \dots, c_m, d_1, \dots, d_m) = \sum_{i=1}^n \left(\left| 1 - \frac{y_i}{y_{rel}(t_0 + i\Delta t)} \right| \right)^k, \quad (1.4)$$

де $\{y_i\}$ – дискретно заданий часовий ряд, що прогнозується, k – параметр[20].

При $k=1$ критерії (3) та (4) відповідальні за мінімальність відхилень за модулем, при $k=2$ – мінімальності квадратів відхилень, при k зазначені вище критерії відповідають критеріям мінімальності максимальних відхилень реальної та апроксимуючої кривої[21].

На протязі розв'язування задачі оптимізації потрібно задати початкові оцінки параметрів, що оптимізуються, а також потрібно накласти обмеження на їх значення. Вагове обмеження необхідно накласти на частоту d_i . У випадку короткої навчальної вибірки можлива ситуація, коли найкраща апроксимація відповідає малій частині повного гармонічного коливання. При цьому продовження даної аналітичної кривої може являтися не характерним для ряду, що досліджується. Тому є необхідним наявність умови відповідності не менш половини повного коливання довжини навчальної вибірки n , тобто частота коливання не може бути нижчою величини, де n – це довжина вибірки навчання. Також обмеження має бути накладене на високі частоти, що можна пояснити[22]:

- по-перше, великою складністю розв'язування оптимізаційних задач для високих частот, що пов'язані з наявністю великої кількості хибних локальних мінімумів;
- по-друге, можливістю отримати некоректні результати наближення на високих частотах.

Оскільки число параметрів функції F зростає зі збільшенням числа гармонік m , логічним буде використання ітераційної апроксимації по одній (або двох) гармоніках, обчислення залишків та застосування наступної ітерації до більш високочастотних залишків для одночастного наближення [23]:

Мінімізація нелінійного функціонала нев'язки пов'язана з різними труднощами, котрі спричинені існуванням кількох локальних мінімумів функції F , що міститься у просторі значень параметрів. Для подолання даної проблеми оптимальним варіантом буде здійснювати оптимізацію із використанням кількох довільних початкових оцінок значень параметрів. В якості початкових наближень для коефіцієнтів тренду обираються коефіцієнти лінійного тренду, визначені із використанням МНК. Вибирається два початкових значення для фази: 0 та π радіан. Це надає можливість збільшити точність визначення величини фази апроксимуючої функції як і у бік збільшення, так і у бік зменшення[24].

Запропоновано декілька початкових значень для частоти, обраних із рівномірною сіткою в інтервалі між мінімальною та максимальною частотою. Емпірично вибрано кількість початкових значень частоти для низькочастотних коливань (перша ітерація, апроксимація безпосередньо вхідного ряду) $n f = 3$, для середньочастотних (друга та подальші ітерації) $n f = 5$ [25].

1.5 Нейронні мережі

Для моделювання економічних процесів використовується багато методів. Можуть існувати як традиційні математичні методи, так і сучасні методи за участю нейронних мереж. Нейронні мережі здатні вирішувати проблеми, які не під силу традиційним методам. Це пояснює, чому нейронні мережі можуть ефективно працювати з неповними, шумними, спотвореними даними. Важливою перевагою нейромережевих технологій перед традиційними методами є значне збільшення швидкості процесу, здатність засвоювати нейронні мережі на основі еталонних зразків, а також зміни топології мережі [26].

Поняття нейронної мережі походить від біології. У біології нейронна мережа - це мережа біологічних нейронів, які пов'язані та функціонально інтегровані в нервову систему. Нейронна мережа - це спрощена модель людського мозку, яка успішно використовується для вирішення різних проблем. В економічній науці інтерес до використання технологій нейронних мереж зростає щодня. Це пов'язано з тим, що штучні нейронні мережі навчилися вирішувати багато відповідних фінансово-економічних проблем. Нейронні мережі можуть обробляти величезні обсяги даних, без яких важко, а часом і неможливо адекватно оцінити ситуацію на ринку та прийняти правильне рішення. Все це свідчить про необхідність подальшого вивчення, розробки та застосування штучних нейронних мереж на практиці [27].

Рекомендується використовувати нейронні мережі для вирішення

погано формалізованих задач, що вимагають довготривалих розрахунків. До таких завдань належить прогнозування. Це перший клас економічних проблем, які можна вирішити за допомогою штучних нейронних мереж. Їх здатність генерувати та виявляти приховані залежності в елементах мережі дозволяє їм справлятися з подібними завданнями. Зручне подавання бобів, напій Бет Рівне при нових сервісних навантаженнях, обсяг продажів ставок, поведінка клієнта, аналіз надійності компанії та визначені ймовірності та банкрутство, передбачувана дія міні-охоронців протягом першого періоду економічної платоспроможності клієнта [28].

Іншим типом проблем, для вирішення яких можуть бути використані штучні нейронні мережі, є класифікація об'єктів економічного аналізу. Наприклад, класифікація клієнтів за ступенем ризику від їх кредитування. Розглянувши основні типи економічних проблем, які можна вирішити за допомогою штучних нейронних мереж, ми можемо звернутися до міжнародної практики і побачити, як деякі компанії застосовують нейронні мережі до своїх нейронних мереж[29].

Штучна нейронна мережа - це система, яка складається з безлічі простих комп'ютерних елементів (нейронів), які якимось чином пов'язані. Найпоширенішими є багатошарові мережі, в яких нейрони об'єднуються в шари. Шар - це сукупність нейронів, які отримують інформацію від інших мережевих нейронів паралельно щогодини, тобто виходи нейронів підключені до входів 30 інших нейронів.

Після визначення кількості шарів та кількості елементів у кожному з них мережу потрібно навчити, тобто визначати значення розміру мережі, що зменшило б прогноз помилки, що виникає. Помилка для конкретної конфігурації мережі визначається шляхом перегляду мережі всіх доступних спостережень та порівняння вихідних значень, які насправді видно, з бажаними (цільовими) значеннями. В основному, процес навчання - це узгодження моделі, яку застосовує мережа, із наявними вихідними даними.

[31]

Вхідний рівень призначений для простого введення значень вхідних змінних. Кожен із прихованих та оригінальних нейронів зв'язаний з усіма елементами попереднього шару. Можна було побачити мережі, в яких нейрони з'єднуються лише з деякими нейронами попереднього шару; однак у більшості випадків краще віддати перевагу мережам із повною системою зв'язку. [32]

В даний час існує кілька десятків нейромережевих структур. Оскільки всі штучні нейронні мережі засновані на концепціях нейронів, зв'язків та передавальних функцій, між різними структурами нейронних мереж існують подібності. Більшість змін походять від різних правил навчання. Для навчального процесу необхідно мати модель зовнішнього середовища, в якому функціонує нейронна мережа - інформацію, необхідну для вирішення проблеми. Також потрібно визначити, як змінити параметри ваги мережі. Тренінговий алгоритм відноситься до процедури, яка використовує правила навчання для регулювання масштабів. Існує три загальні парадигми навчання: «з учителем», «без вчителя» (самонавчання) та змішане [33].

Вивчення нейронної мережі означає дати людям зрозуміти, що ми хочемо з неї отримати. Нейромережа може вчитися з викладачем або без нього. Після багатьох презентацій ваги нейронної мережі стабілізуються, і нейронна мережа дає точні відповіді на всі (або майже всі) приклади з бази даних. У цьому випадку кажуть, що "нейронна мережа освоїла всі приклади", "нейронна мережа пройшла навчання" або "нейронна мережа пройшла навчання". У програмних реалізаціях ви можете бачити, що в процесі навчання розмір помилки (сума квадратів помилок на всіх вихідних даних) поступово зменшується. Коли розмір помилки досягає нуля або допустимого низького рівня, навчання припиняється, і отримана нейромережа вважається навченою та готовою до використання нових даних. [34,35,36]

Висновки до розділу 1

На даний час актуальною задачею є прогнозування часових рядів економічної динаміки в дослідженні фінансово-економічних систем різної складності. Використання продовження Фур'є вважається традиційним математичним апаратом для аналізу стаціонарних процесів. Впровадження інформаційних систем в різних сферах діяльності людини є глобальним трендом сучасного розвитку техніки та технологій. Одним з найбільш ефективним інструментом є нейронні мережі.

Таки чином, необхідною є розробка інформаційної системи прогнозування часових рядів на основі використання технологій нейромереж, задля досягнення якої необхідно вирішити такі задачі:

1) Провести аналіз існуючих рішень методів та технологій прогнозування часових рядів з використанням нейромереж.

2) Удосконалити інформаційну систему прогнозування з використанням технологій нейромереж у напрямку визначення найбільш ефективних рішень.

3) Розробити інформаційну систему прогнозування ряду з використанням нейромереж.

4) Виконати експериментальну перевірку інформаційної системи прогнозування ряду з використанням технології нейромереж.

Розділ 2

Математична будова системи

Інформаційна система фінансово-економічного прогнозування на основі дискретного Фур'є продовження повинна враховувати сезонні коливання та часові тренди, з одночасним охопленням суттєвої кількості чинників. Вирішення цих питань доцільно реалізувати з використанням рядів Фур'є у поєднанні з нейронними мережами.

Інформаційна система фінансово-економічного прогнозування на основі дискретного Фур'є продовження повинна враховувати сезонні коливання та погодні тенденції, одночасно охоплюючи значну кількість факторів. Рішення цих проблем слід застосовувати, використовуючи ряди Фур'є у поєднанні з нейронними мережами

2.1 Загальна будова системи

Однією з найважливіших сфер застосування нейронних мереж у фінансовому секторі є прогнозування фондового ринку. Стандартні методи, що не використовують нейронні мережі, базуються на жорсткому та фіксованому наборі «ігрових правил», що з часом втрачають свою значимість внаслідок зміни умов торгівлі на фондовій біржі. Крім того, системи цього типу занадто повільні для ситуацій, що вимагають від торговця чи учасника негайного рішення. Отже, можливість використання функціоналу нейронних мереж є дуже потужним та актуальним методом прогнозування, що дозволяє відтворювати різні досить складні взаємозв'язки для реалізації рішень актуальних проблем. Прогнозування часових рядів нейронними мережами має ряд переваг – зручність та простота використання, оскільки нейронні мережі засвоюються на прикладі. Користувач нейронної мережі вибирає репрезентативні дані, а потім запускає алгоритм навчання, який автоматично визначає структуру даних.

Нейронні мережі інтуїтивно привабливі, оскільки вони базуються на примітивній біологічній моделі нервової системи. У майбутньому розробка таких нейробіологічних моделей може призвести до створення комп'ютерів, які дійсно думають. Прогнозування фінансових часових рядів, фактично, є необхідним елементом для будь-якої інвестиційної діяльності.

Ідея інвестування для майбутнього доходу базується на ідеї прогнозування майбутніх даних. Прогнозування ФЧР є основою всієї інвестиційної галузі – усіх фондових бірж та позабіржових систем торгівлі цінними паперами. Тому задля отримання якісного прогнозу важливо використовувати дані, що були якісно підготовлені а також пакет нейронної мережі з більшою функціональністю. Велика кількість спеціалізованих програм призначена для роботи з нейронними мережами, одні з яких є більш універсальними, інші – вузькоспеціалізованими.

Нейронні мережі – це математичні моделі, їх програмні чи апаратні реалізації, які побудовані за методикою організації та функціонування біологічних нейронних мереж – нервових клітин у живому організмі. Цей термін виник у процесі вивчення процесів, що відбуваються в мозку під час мислення та спроб моделювати ці процеси. Пізніше ці моделі стали використовувати для практичних цілей, як правило, для прогнозування проблем. Нейронні мережі не запрограмовані у звичному розумінні цього слова, вони вчаться. Вміння вчитися – головна перевага нейронних мереж перед традиційними алгоритмами. Технічно тренінг – це знаходження коефіцієнтів зв'язку між нейронами. Під час процесу навчання нейронна мережа має змогу виявляти складні зв'язки між входами та виходами, а також робити узагальнення. Здатність нейронної мережі передбачати безпосередньо впливає з її здатності генерувати та виділяти приховані зв'язки між вихідними та вхідними даними. Після закінчення навчання мережа має змогу передбачити тенденцію значень масиву, опираючись на кількох попередні данні. Слід мати на увазі, що передбачення можливе лише тоді, коли попередні зміни повністю визначають майбутнє.

2.2 Модуль обробки вхідних даних

Будь-який T -періодичний сигнал $x(t)$, що змінюється з часом, може бути представлений як сума постійного доданка та кількості синусоїдальних та косинусоїдних доданків, що мають кратні частоти $\omega = 2\pi / T$. Це подання називається рядком Фур'є і визначається наступним виразом []:

$$x(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cos(n\omega T) + \sum_{n=1}^{\infty} b_n \sin(n\omega T), \quad (2.1)$$

де коефіцієнти a_n , $n = 0, 1, \dots, \infty$ та b_m , $m = 1, 2, \dots, \infty$ базуються на міркуваннях парної ортогональності функцій $\sin(i\omega T)$ та $\cos(n\omega T)$ на інтервалі $[0, T]$:

$$\int_0^T \sin(n\omega T) \cos(m\omega T) dt = 0. \quad (2.2)$$

З наведених вище умов можна отримати такі вирази для визначення коефіцієнтів простими перетвореннями:

$$a_n = \frac{2}{T} \int_0^T x(t) \cos(n\omega T) dt, \quad (2.3)$$

$$b_n = \frac{2}{T} \int_0^T x(t) \sin(n\omega T) dt. \quad (2.4)$$

В отриманому поданні частоти $n\omega$ прийнято називати n гармоніками частоти ω . Тому серія містить синусоїдальні та косинус залежні залежні від

частоти члени з різними амплітудами a_n та b_n при позитивних гармонічних частотах $n\omega$. Для зручності часто використовується альтернативна форма запису, яку часто називають складною. Її можна отримати, переключившись з тригонометричних функцій на складні показники за формулою Ейлера(2.5):

$$x(t) = \sum_n^{\infty} d_n e^{in\omega t} \quad (2.5)$$

Після заміни оригінального виразу та прийняття подібних отримується такий вираз:

$$\cos n\omega t = \frac{1}{2}(e^{i n\omega t} + e^{-i n\omega t}), \quad (2.6)$$

$$\sin n\omega t = \frac{1}{2i}(e^{i n\omega t} - e^{-i n\omega t}). \quad (2.7)$$

Комплексні коефіцієнти d_n можна визначити з виразу (2.7), використовуючи раніше використовуваний метод (2.6). У виразі інтегрування виконується в діапазоні $[-T/2, T/2]$, але з властивостей інтегралів періодичних функцій випливає, що інтегрування може виконуватися в будь-якому інтервалі, який триває в періоді, тобто. $[t_0, t_0 + T]$ у будь-який час контрольного значення часу t_0 . Слід зазначити, що у фізичному сенсі коефіцієнт n для терміна ωt приймає як позитивні, так і негативні значення, тому половина ряду негативних частот становить $-n\omega$. Вони не мають повністю фізичного значення і є цілком математичним поняттям, але негативні частоти все ще можна інтерпретувати як обернення з кутовою швидкістю $n\omega$ у зворотному напрямку, що приймається як позитивне. Однак через те, що амплітуда $|d_n|$ рівномірно розподілена між відповідними позитивною та

негативною частотами, для того щоб визначити фактичне значення амплітуди на частоті $i\omega$ необхідно подвоїти розраховане значення. Для переходу від фігури до суми тригонометричних функцій можна використовувати такий вираз [1]:

$$x(t) = d_0 + 2 \sum_{n=1}^{\infty} |d_n| \cos(n\omega t + \arg(d_n)). \quad (2.8)$$

На практиці використання виразу краще, ніж вираз. Це пов'язано з тим, що остання не має властивості незмінності, тобто зміна на початку часового звіту призводить до нетривіального перетворення коефіцієнтів a_n , b_n . Навпаки, коефіцієнти d_n у виразі інваріантні перед вибором контрольної точки, отже, спостерігаючи один і той же сигнал, отримають однакові значення коефіцієнтів.

2.2.1 Дискретне перетворення Фур'є як елемент прогнозування часових рядів

Пряме та обернене дискретне перетворення Фур'є еквівалентні розширенню функції в масив за умови, що інтеграл замінюється наближеними значеннями, обчисленими за формулою прямокутника. Нехай сигнал $x(t)$ спостерігається на обмеженому відрізку $[-T/2; T/2]$. У цьому випадку формули перетворення Фур'є збігаються з формулами коефіцієнтів d_n ряду Фур'є періодичної функції, отриманих розширенням на всю дійсну вісь функції $x(t)$. Таким чином, формулу прямого дискретного перетворення Фур'є можна отримати з (2.9), замінивши інтеграл на суму за методом прямокутника:

$$d_n = \frac{1}{T} \sum_{k=-N/2}^{N/2} x(k \frac{T}{N}) \cdot e^{-i \frac{2\pi n k T}{N}} \cdot \frac{T}{N}, \quad (2.9)$$

де N – кількість вибірок часу; $T/N = T_0$ – інтервал вибірки. Оскільки $\omega = 2\pi / T$, вираз можна переписати таким чином :

$$d_n = \frac{1}{N} \sum_{k=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}} x(kT_0) \cdot e^{-i\frac{2n\pi \cdot k}{N}}. \quad (2.10)$$

Замовлення $|dn|$ називають амплітудним дискретним спектром часового ряду xk . Іншою поширеною формою написання формул ПФ є запис через множник повернення. Незважаючи на те, що DFT пов'язаний з наближеним розрахунком коефіцієнтів ряду Фур'є, він має властивість взаємної неоднозначності зображення та оригіналу. Серед інших властивостей ПФ – періодичність періодичності послідовностей dn і яка, що дозволяє підсумувати будь-яке послідовне N число. Коли частота дискретизації складного сигналу обрана неправильно, помічається явище поширення спектра. Зважування вікна зменшує витік DFT за рахунок зменшення рівня бічних пелюсток.

2.3 Модуль прогнозування

Мережа вчиться видавати бажаний набір виходів Y для деякого входу X . Кожен такий вхід (або вихідний) набір розглядається як вектор. Навчання виконується шляхом послідовного представлення вхідних векторів з одночасним регулюванням ваг за певною процедурою. Під час процесу навчання ваги нейронної мережі стають такими, що кожен вхідний вектор виробляє вихідний вектор. Існують алгоритми навчання у вчителя та без вчителя, детерміновані та стохастичні.

Навчання з викладачем передбачає, що кожен вхідний вектор X тотожний цільовому вектору Y_T , який є необхідним результатом. Разом їх

називають навчальною парою. Зазвичай мережа навчається для ряду таких пар навчання (навчальний набір). Під час навчання зчитується вхідний вектор X , обчислюється вихід мережі Y та порівнюється з відповідним цільовим вектором Y_T , різниця $D \sim Y_T - Y$ подається в мережу і ваги W змінюються відповідно до алгоритму, який зменшує похибку ϵ . Зчитування векторів набору вправ та регулювання ваг виконується до тих пір, поки загальна похибка для всіх наборів вправ не досягне встановленого низького рівня.

Незважаючи на численні прикладні досягнення, навчання вчителя критикували за його біологічну неймовірність. Важко уявити механізм навчання в мозку, який порівнює бажані та фактичні значення результатів та коригує їх за допомогою зворотного зв'язку. Якщо ми дозволяємо такий механізм у мозку, то звідки беруться бажані результати? Навчання без вчителя - це набагато більш правдоподібна модель навчання в біологічній системі. Він був розроблений Кохоненом та багатьма іншими і не вимагає цільового вектора для результатів, а тому не вимагає порівняння з ідеальними відповідями. Навчальний набір складається лише з вхідних векторів. Навчальний алгоритм регулює вагу мережі так, щоб отримати узгоджені вихідні вектори, тобто так, щоб подання досить близьких вхідних векторів дало однакові результати. Процес навчання підкреслює статистичні властивості системи навчання і групує подібні вектори за класами.

Більшість сучасних алгоритмів навчання походять від концепцій Хебба. Він запропонував модель навчання мережі без вчителя, в якій вага збільшується, коли активуються як нейрони, джерело, так і приймач. Таким чином, відносно часто використовувані шляхи в нейронній мережі посилюються, а явище звички та навчання пояснюється повторенням. У штучній нейронній мережі, що використовує вправи Хебба, збільшення ваги визначається добутком рівнів збудження передавальних і приймаючих нейронів.

У багатьох випадках для навчання нейронних мереж використовується алгоритм зворотного розповсюдження. Рішення проблеми за допомоги нейронної мережі приводиться до даних етапів:

- Виберіть відповідну модель мережі (наприклад, тришарову)
- Визначити топологію мережі (кількість елементів та їх з'єднання)
- Вкажіть метод практики (наприклад, із зворотним множенням помилок) та параметри практики
- Кількість прихованих елементів не менше кількості входів.

2.2.1 Нейронна мережа багат шарового типу

Нейронні мережі є можливість віднести до категорії методів технічного аналізу, оскільки вони також намагаються виявити закономірності розвитку ЧР, навчаючись на його історичних даних. Вони здатні побудувати оптимальну модель прогнозування. Крім того, вони здатні будувати адаптивні моделі, які змінюються в залежності від ринку, що особливо важливо для сучасних високодинамічних фінансових ринків. Фінансові часові ряди дуже галасливі, тому слід звернути особливу увагу на їх попередню обробку. Зміни котирувань акцій дійсно важливі для прогнозування, тому певний відсоток змін котирувань буде подано на вхід нейронної мережі після попереднього припущення - визнання замінює передбачення. Нейронна мережа не передбачає майбутнього, вона намагається знайти подібну ситуацію, яка сталася в минулому, і точно відтворити реакцію ринку.

У деяких випадках менш важливо передбачити конкретні значення передбачуваної змінної, ніж передбачити значні зміни в її поведінці. Ця проблема виникає, наприклад, при прогнозуванні моменту, коли поточний ринковий напрямок (тренд) змінить свій напрямок у протилежному напрямку. Точність прогнозу, що необхідна для даної конкретної проблеми, продукує

великий вплив на систему прогнозування. Схема тренувань також має значний вплив на прогноз.

У машинному навчанні існує два основних підходи: навчання з учителем та навчання без вчителя. Коли вона вчиться без викладача, нейронна мережа не отримує пояснення того, що її годує. Він просто виділяє статистичні закономірності, які є у вхідному потоці даних. Навпаки, навчання з викладачем передбачає, що для деяких вхідних зображень – освітньої вибірки, ми знаємо, який початковий результат ми хочемо отримати. Відповідно, завдання полягає в налаштуванні нейронної мережі для розуміння закономірностей, що з'єднують вхідні та вихідні дані. У 1958 році Френк Розенблатт описав дизайн, який він назвав перцептроном, який міг би навчати вчитель.

Згідно з Розенблатом, перцептрон, як правило, складається з трьох шарів нейронів різного типу. Перший шар - це елементи датчика, які встановлюють вхідні дані. Другий шар - асоціативні елементи. Їхні зв'язки з сенсорним шаром жорстко визначені і визначають перехід до більш загального, ніж до сенсорного шару, асоціативного образу опису.

Тренування перцептрону виконується шляхом зміни ваги нейронів третього реагуючого шару. Мета тренінгу – змусити перцептрон правильно класифікувати представлені зображення. Нейрони третього шару працюють як порогові колектори. Відповідно, ваги кожного з них визначають параметри гiперплощини. Якщо є лінійно відокремлені вхідні сигнали, то вихідні нейрони можуть виступати в якості їх класифікаторів.

Якщо I – вектор фактичного виходу перцептрона а, D – вектор, який ми очікуємо отримати, то якість нейронної мережі можна визначити, використовуючи вектор похибки.

Якщо метою є мінімізація базової середньоквадратичної помилки, тоді ми можемо вивести правило модифікації дельта-ваги.

У цьому випадку початкове наближення може мати нульову вагу. Це правило Геба, яке застосовується до перцептрону (рисунок 2.1).

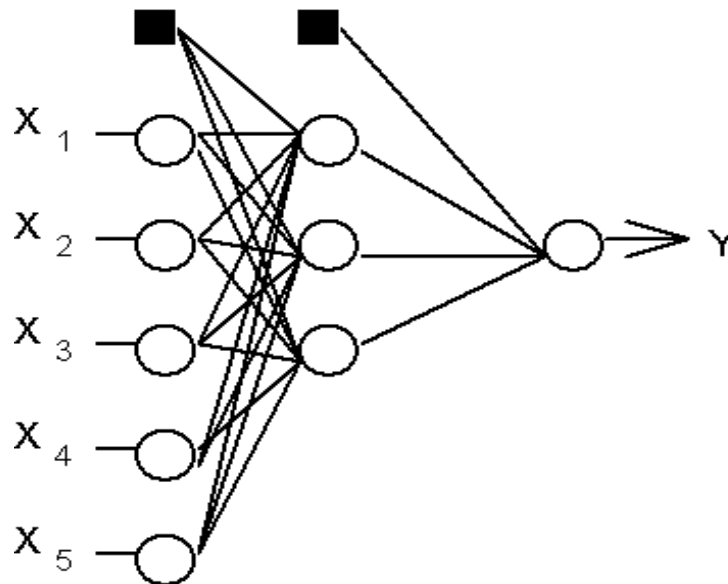


Рисунок 2.2 – Структура перцептрона з 5-ма входами та 3-ма нейронами

Довгий час було неможливо зрозуміти, як навчитися багат шаровому перцептрону. Основний метод – метод зворотного розповсюдження помилок був описаний лише в 1974 р. Метод складається з двох доповнень: вперед і назад. У прямому проході подається навчальний сигнал і розраховується активність усіх вузлів мережі, включаючи активність вихідного рівня. Віднімання отриманої активності від того, що слід було отримати, визначає сигнал помилки. При русі назад сигнал про помилку поширюється в протилежному напрямку від виходу до входу. Синаптичні шкали були скориговані, щоб мінімізувати цю помилку.

Важливо звернути особливу увагу на даний факт, що в багат шаровому перцептроні інформація обробляється від рівня до рівня. У цьому випадку кожен шар виділяє свій власний набір характеристик, властивих вхідному сигналу. Це створює деякі аналогії із способом трансформації інформації між ділянками кори головного мозку.

2.2.2 Нейронна мережа згорткового типу

Зазвичай робота згорткової нейромережі трактується як перехід від конкретних характеристик зображення до більш абстрактних деталей, а потім до ще більш абстрактних деталей до вибору концепцій на високому рівні. У цьому випадку мережа самонастроюється і виробляє найнеобхіднішу ієрархію абстрактних характеристик, фільтруючи менші деталі та підкреслюючи суттєві.

Така інтерпретація є ілюстративною. Насправді «характеристики», створені мережею, незрозумілі та важкі для інтерпретації, саме тому в практичних системах в більшості випадків не рекомендується намагатися зрозуміти різні значення цих характеристик або намагатися їх «виправити», а вдосконалити структуру та архітектуру мережі для досягнення кращих результатів. Отже, ігнорування системи будь-яких суттєвих явищ може свідчити про те, що або недостатньо даних для навчання, або мережева структура має недоліки, і система не може дати ефективних ознак цих явищ.

У звичайному перцептроні, який є повністю пов'язаною нейронною мережею, кожен нейрон з'єднаний з усіма нейронами попереднього шару, і кожне з'єднання має свій особистий ваговий коефіцієнт. У згортковій нейромережі під час операції згортки використовується лиш обмежена дрібномасштабна матриця. Після кожного зсуву генерується сигнал активації для нейрона наступного шару з подібним положенням. Тобто для різних нейронів вихідного шару використовується однакова вагова матриця, яка називається ядром згортки. Він інтерпретується як графічне кодування будь-якої ознаки, наприклад, наявність косої риски під певним кутом. Потім наступний шар, який є результатом операції згортки з такою масштабною матрицею, показує наявність цієї ознаки в оброблюваному шарі та її координатах, формуючи карту об'єктів. У згортковій нейронній мережі набір вагових коефіцієнтів не є одним, а є низкою елементів зображення, що кодують. У цьому випадку таке ядро згортки не встановлюється дослідником

заздалегідь, а формується самостійно, навчаючи мережі класичному методу зворотного розповсюдження помилок. Проходження кожного набору шкал формує власну копію карти об'єктів, роблячи нейронну мережу багатоканальною (багато незалежних карт об'єктів на одному шарі). Слід також зазначити, що при пошуку шару з ваговою матрицею він зазвичай рухається не на увесь крок а на невелику відстань.

Операція субодискретизації зменшує розмірність сформованих карт об'єктів. У цій мережевій архітектурі вважається, що інформація про наявність бажаної ознаки є важливішою, ніж точне знання її координат, тому максимум вибирається з кількох сусідніх нейронів карти об'єктів і приймається як один нейрон компактної карти об'єктів менших розмірів. Завдяки цій операції, крім прискорення подальших розрахунків, мережа стає більш незмінною до розміру вхідного зображення.

Розглянемо більш докладно типову структуру згорткової нейронної мережі. Мережа складається з великої кількості шарів: Спочатку йде шар згортки - це основний блок згорткової нейронної мережі. Рівень згортки включає власний фільтр для кожного каналу, ядро згортки якого обробляє попередній шар фрагментами (сума матричного добутку для всіх фрагментів). Ваги ядра згортки (мала матриця) невідомі і регулюються під час тренування. Характеристикою згорткового шару є відносно невелика кількість параметрів, які встановлюються під час тренування.

Наступний шар – активація. Скалярний результат кожної згортки падає на функцію активації, яка є нелінійною функцією. Рівень активації зазвичай логічно пов'язаний із шаром згортки (вважається, що функція активації вбудована в шар згортки). Функцію нелінійності може вибрати аналітик, традиційно використовуючи такі функції, як гіперболічний тангенс або сигмоїдна. Але в останні роки було запропоновано і досліджено нову функцію активації – ReLU (випрямлений лінійний блок), що значно прискорює процес навчання і одночасно спрощує обчислення (завдяки простоті функції), що означає лінійний випрямний блок, який обчислює функцію. Тобто це, по суті,

відмова від негативної частини скалярної величини. В даний час дана функція та в тому числі її модифікації Noisi ReLU і Leaky ReLU являються найбільш частими у використанні функціями активації для глибоких нейронних мережах, особливо в революційних.

Наступний шар – це субдискретизація. Шар субдискретизації – це стиснення нелінійної карти об'єктів із групою пікселів (зазвичай 2×2), стиснених в один піксель, що зазнає нелінійного перетворення. Найпоширеніша функція – максимальна. Трансформації застосовуються до відокремлених прямокутників або квадратів, кожен з яких зведений до одного пікселя, з вибраним пікселем з максимальним значенням. Операція субдискретизації може значно зменшити просторовий обсяг зображення. Субдискретизація трактується наступним чином: якщо попередня операція згортки вже виявила деякі ознаки, то для подальшої обробки така детальна картина вже не потрібна, і вона узагальнена менш детально. Крім того, фільтрування непотрібних деталей допомагає уникнути переключення. Шар субдискретизації зазвичай вставляється після шару згортки перед наступним шаром згортки.

На додаток до субдискретизації з максимальною функцією, ви можете використовувати інші функції - наприклад, середню або -нормалізацію. Однак практика показала переваги субдискретизації з максимальною функцією, яка включається в типові системи.

З метою більш агресивного зменшення розміру результатів виступу ідея використання менших фільтрів або повністю відмова від шарів субдискретизації стає все більш поширеною.

Після декількох проходів згинання та стиснення зображення шляхом субдискретизації система відновлюється з певної мережі пікселів високої роздільної здатності на більш абстрактні характерні карти, зазвичай на кожному наступному шарі кількість каналів збільшується, а розмірність зображення в кожному каналі зменшується. Зрештою, залишається один великий набір каналів, для зберігання невеликої кількості даних, які

трактуються як найбільш абстрактні поняття, виявлені з вихідного зображення.

Ці дані поєднуються та передаються у звичайну повністю підключену нейронну мережу, яка також може складатися з декількох шарів. У цьому випадку повністю зв'язані шари вже втрачають просторову структуру пікселів і мають відносно невеликий розмір (по відношенню до кількості пікселів вихідного зображення).

Найпростішим і найпопулярнішим методом навчання є метод навчання з викладачем (за позначеними даними) - метод зворотного поширення помилки та її модифікація. Але існують методи викладання згорткової мережі без вчителя. Наприклад, фільтри згортки можна викладати окремо та автономно, застосовуючи випадкові частини вихідних зображень навчальної вибірки та застосовуючи до них будь-який відомий алгоритм навчання, який не стосується викладачів. Відповідно, наступний рівень мережевої звивки буде вивчатися частинами з уже навченого першого рівня мережі. Ви також можете поєднати згорткову нейронну мережу з іншими технологіями глибокого навчання. Для поліпшення роботи мережі, підвищення її стабільності та запобігання переключенню також застосовується виключення (відсівання) - метод навчання мережі з викидом випадкових окремих нейронів.

2.2.3 Мережа довгої короткочасної пам'яті

Як і більшість нейромереж, що повторюються, мережа LSTM являється універсальною, тому, що при достатній наданій кількості елементів нейромережі вона може виконувати будь-які обчислення, що вимагають відповідної вагової матриці, яку можна вважати програмою. На відміну від рекурентних традиційних нейронних мереж, мережа LSTM добре пристосована для вивчення завдань класифікації, обробки та прогнозування часових рядів у випадках, коли важливі події розділені тимчасовими затримками невизначеної тривалості та меж. Відносний імунітет до тривалості перерв у часі дає перевагу LSTM перед альтернативними рекурентними

нейронними мережами, прихованими марковськими моделями різними методами для навчання послідовностей у різних додатках.

Мережа LSTM - це штучна нейронна мережа, яка містить модулі LSTM замість або на додаток до інших мережевих модулів. Модуль LSTM – це періодичний мережевий модуль, який може зберігати значення як на короткий, так і на довгий проміжок часу. Ключ до цієї функції полягає в тому, що модуль LSTM не використовує функцію активації у своїх повторюваних компонентах. Таким чином, збережене значення не зникає з часом, а градієнт або штраф не зникає, коли під час тренування в мережі використовується метод зворотного поширення помилок.

Модулі LSTM часто групуються у «блоки», які містять різні модулі LSTM. Такий пристрій характерний для «глибоких» багат шарових нейронних мереж і дозволяє проводити паралельні обчислення за допомогою відповідного обладнання. Блоки LSTM складаються з трьох або чотирьох "клапанів", які використовуються для управління потоком інформації на входах і виходах пам'яті цих блоків. Ці клапани використовувались як логістична функція для обчислення значень у діапазоні $[0; 1]$. Множення з цим значенням використовується, щоб частково увімкнути або заборонити потік інформації всередині та зовні пам'яті. Наприклад, «впускний клапан» контролює ступінь входження нового значення в пам'ять, а «клапан забуття» – ступінь, до якого значення зберігається в пам'яті. «Вихідний клапан» контролює, наскільки значення в пам'яті використовується для обчислення вихідної функції активації пристрою. В деяких варіантах впускний клапан і клапан забуття виконані як єдиний клапан. Ідея полягає в тому, щоб забути старе значення, коли з'являється нове значення, яке є найкращим (рисунок 2.2).

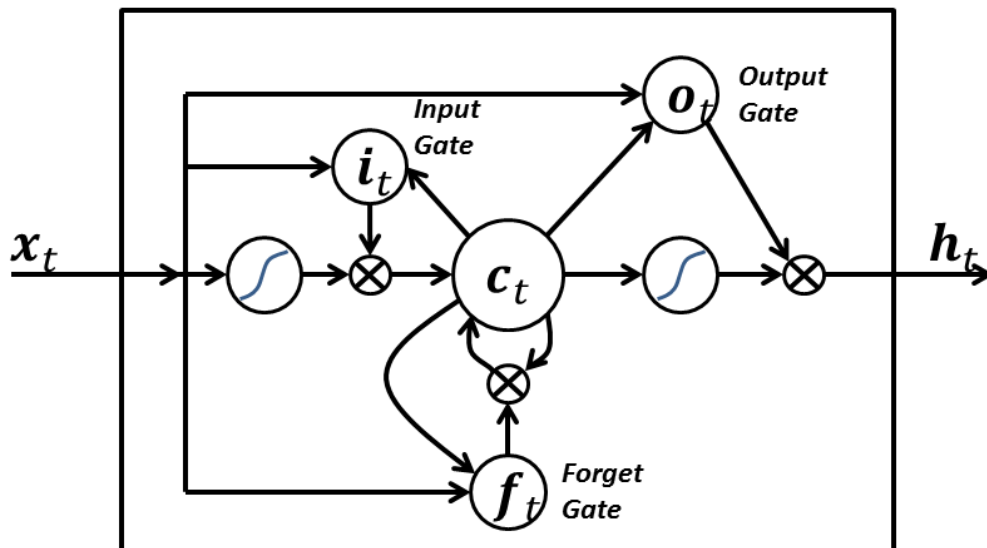


Рисунок 2.2 – LSTM-блок

Ці ваги визначаються для значень, що подаються на пристрій (включаючи вихідні дані з попереднього кроку часу) для кожного з клапанів. Таким чином, блок LSTM визначає, як він розпоряджатиметься своєю пам'яттю як функція цих значень, а тренування з обтяженнями дозволяє модулю LSTM вивчати функцію, яка мінімізує втрати.

Висновки до розділу 2

Представлено загальну структуру інформаційної системи фінансово-економічного прогнозування на основі дискретного Фур'є продовження.

Математичною основою системи є дискретне продовження Фур'є у поєднанні з обчислювальними алгоритмами нейронних мереж, а саме нейронна мережа згорткового типу, нейронна мережа багат шарового типу та мережа з довгостроковою короткочасною пам'яттю.

Інформаційна система побудована по модульному принципу та включає модуль відображення, модуль нейронних мереж та модуль обчислення.

Визначено структуру, будову та функціональне призначення всіх складових інформаційної системи.

Розділ 3

Інформаційна модель системи.

3.1 Структура інформаційної системи

Для виконання завдання використовується функціональний підхід. Додаток складається з 3-ох модулів (рисунок 3.1).



Рисунок 3.1 – Структура додатку

3.1.1 Система відображення

Для відображення отриманої інформації і представлення її в зручному вигляді використовується бібліотека Matplotlib.

Бібліотека `matplotlib.pyplot` – це сукупність функцій, для відображення графіків. Кожна функція `pyplot` вносить певні зміни в фігуру: наприклад, створює фігуру, створює ділянку графіку на фігурі, наносить деякі лінії в область графіку, прикрашає графік мітками тощо.

У `matplotlib.pyplot` різні виклики зберігаються у викликах функцій, так що він відстежує такі речі, як поточний малюнок та область побудови графіків, а функції побудови графіків спрямовані на поточні осі.



Рисунок 3.2 – Структура презентаційного модуля

Для коректного відображення данні готуються відповідним чином. За це відповідають методи `shift_test_for_plotting` та `shift_train_for_plotting`. Метод `build_graph` відповідає за відображення графіку на `plot` за отриманими даними.

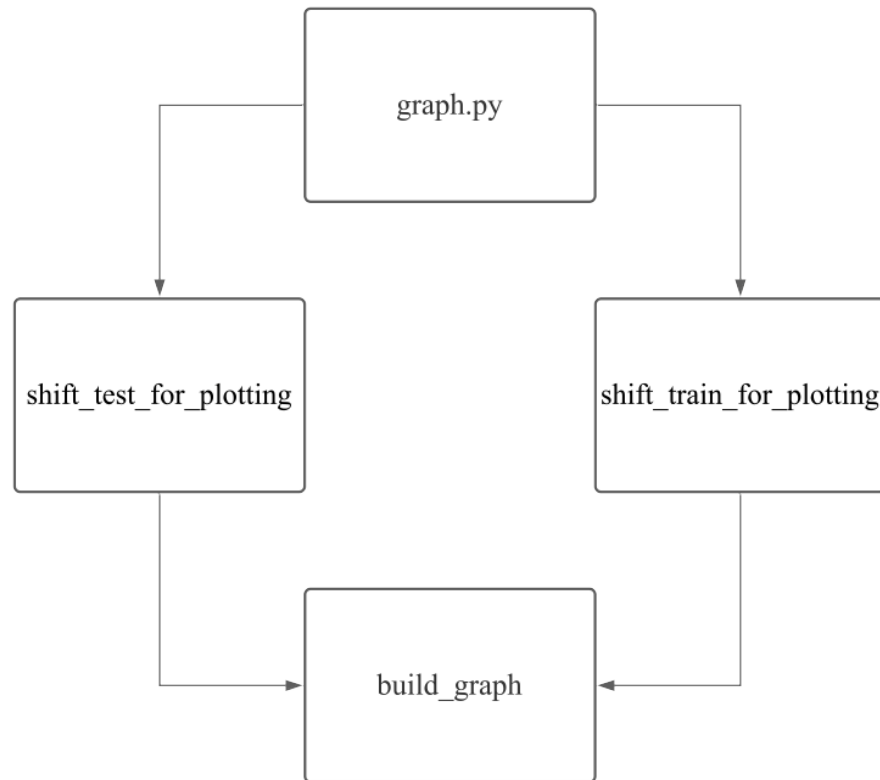


Рисунок 3.3 – Програмна структура `graph.py`

3.1.2 Модуль обчислення

Для реалізації програми з використанням функціонального підходу було створено модуль обчислень який відповідає за математичну логіку програми. У ньому об'єднанні функції для роботи з даними та підготовка їх для реалізації в неймережах.



Рисунок 3.4 – Структура модуля calc.py

Початкові дані отримуються модулем у форматі CSV. Відповідні значення ціни котировок за представлений час заповнюють відповідний масив.

Для інтеграції даних в неймережу отримані дані обробляються методами відкритої бібліотеки NumPy, яка адаптована для обробки даних, в том числі їх імплементації в неймережеві процесори. NumPy – це багатofункціональна бібліотека мови Python, яка додає підтримку різноманітних великих багатовимірних масивів та матриць, разом з бібліотекою різних високорівневих математичних функцій для проведення операцій з цими масивами.

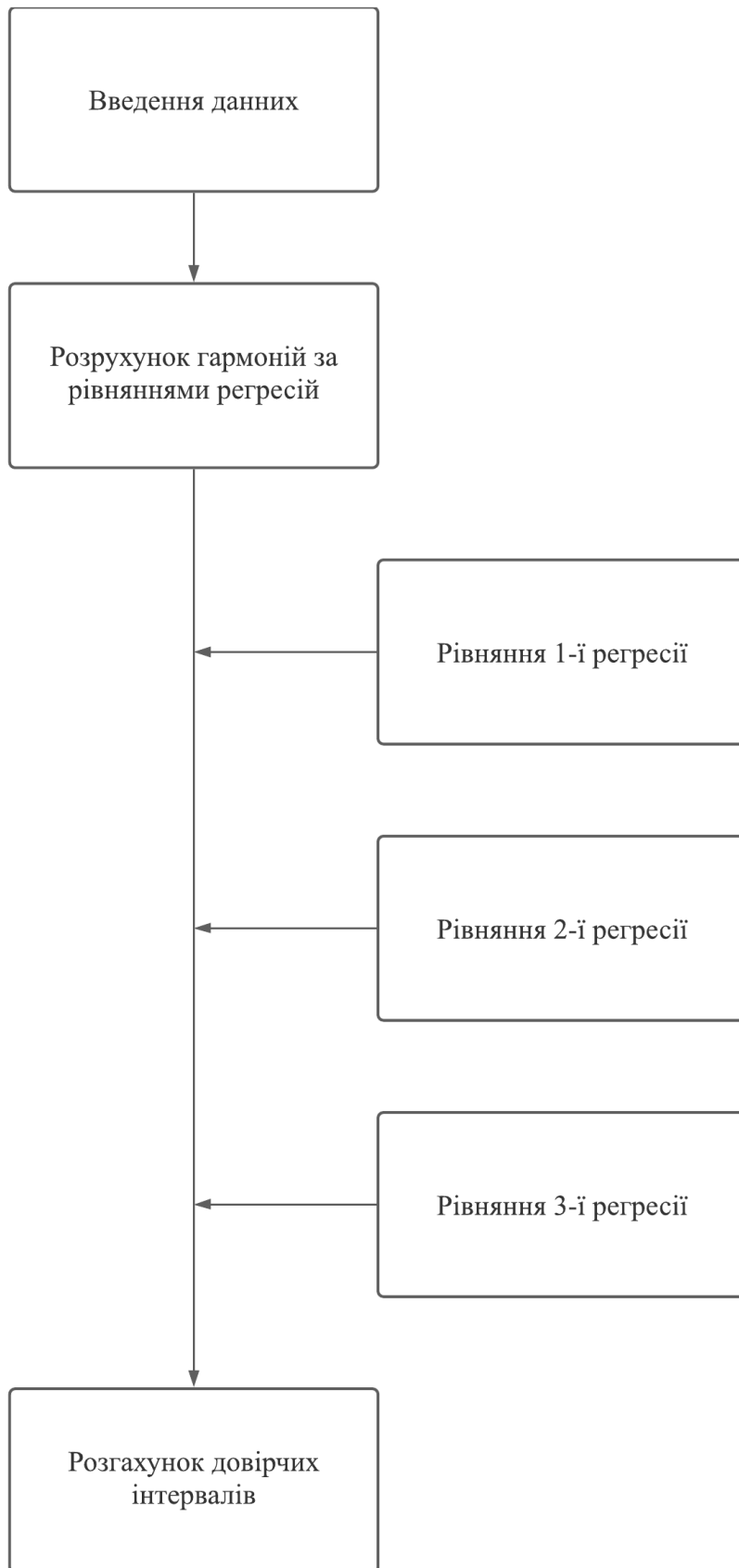


Рисунок 3.5 – Схема роботи дискретного Фур'є продовження

Дискретне Фур'є продовження представлено як інформаційна модель, що складається з алгебраїчних та математичних формул які реалізують отримані дані для інтеграції методики дискретного продовження Фур'є у зв'язку його використанням для формування прогнозу.

Для зручності, при розробці, ПФ розкладене на рівняння регресій за допомогою бібліотеки Scipy. Ця бібліотека містить низку готових для використання рішень по роботі з математичними об'єктами.

Для коректної роботи з технологіями неймереж отримані внаслідок обробки дані нормалізуються методами бібліотеки NumPy.

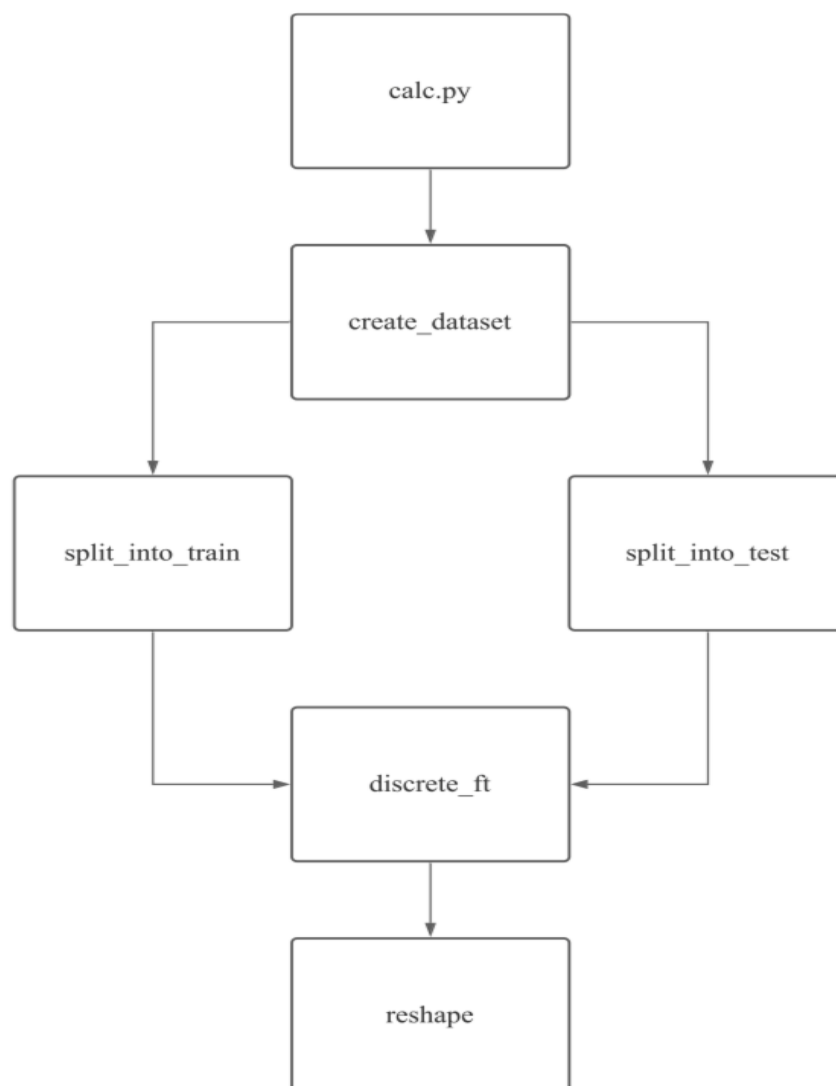


Рисунок 3.5 – Схема взаємодії функцій у файлі calc.py

3.1.3 Реалізація модуля нейронних мереж

Так, як вирішення задачі потрібна оптимальна система організації шарів, використовується бібліотека Keras. Зручність для користувача. Keras – це API, призначений для людей, а не для машин. Він ставить призначений для користувача інтерфейс на першу позицію. Keras слідує найкращим методам зниження когнітивної навантаження: він пропонує послідовні і прості API, він мінімізує кількість дій користувача, необхідних для випадків загального використання, і забезпечує чіткий і ефективний зворотний зв'язок з користувачем. Під моделлю розуміється послідовність або графік автономних модулів, які можуть бути підключені разом з мінімальними обмеженнями. Зокрема, нейронні шари, функції витрат, в тому числі оптимізатори, схеми ініціалізації, різні функції активації та схеми регуляризації, що являються автономними модулями, які ви можете комбінувати для створення нових моделей. Легка масштабованість. Нові модулі просто додавати (як нові класи і функції), а існуючі модулі надають безліч прикладів. Щоб мати можливість легко створювати нові модулі, ви можете повністю виразити свою виразність, що робить Keras відповідним для передових досліджень. Немає окремих файлів конфігурації моделей в декларативному форматі. Дані моделі описані в програмному коді Python, який доволі компактний, легше налагоджується і забезпечує простоту розширюваності.

Основна структура даних Keras – модель та спосіб організації шарів. У бібліотеці Keras доступні два основних типи моделей: послідовна модель `Sequential` і клас бібліотеки `Model`, який використовується разом з функціональним API. Базовим найпростішим типом моделі являється `Sequential` модель, яка являє собою лінійну сукупність шарів. Для більш складних архітектур необхідно використовувати функціональний API Keras, який дозволяє створювати довільні графіки шарів.

Ці моделі мають ряд загальних властивостей і загальних методів:

- `model.layers` – являє собою список шарів, що містяться в моделі;

- `model.inputs` – являє собою список вхідних тензорів моделі;
- `model.outputs` – це список вихідних тензорів моделі;
- `model.summary` друкує зведене подання про моделі;
- `model.get_config` – повертає словник, що містить конфігурацію моделі;
- `model.get_weights` – повертає список всіх вагових тензорів в моделі;
- `model.set_weights (weights)` – встановлює значення ваг моделі, з масиву. Масиви в списку повинні мати ту ж форму, що і повертаються `get_weights`;
- `model.to_json` – повертає подання моделі як у вигляді рядки JSON.

Це уявлення не включає ваги, а тільки архітектуру. Наведемо приклад використання методу `model.to_json`: `from keras.models import model_from_json`
`json_string = model.to_json`
`model = model.from_json (json_string)`

Використовуючи функціональний API можна створити екземпляр класу `Model` для деякого вхідного тензора і вихідний тензора використовуючи наступний програмний код:

```
from keras.models import Model
from keras.layers import Input, Dense
a = Input (shape = (32,))
b = Dense (32) (a)
model = Model (inputs = a, outputs = b)
```

Ця модель буде включати всі рівні, необхідні для обчислення `b` на основі `a`. У разі моделей з кількома входами або з декількома виходами також можна використовувати у програмі списки: `model = Model (inputs = [a1, a2], outputs = [b1, b2, b3])`

Розглянемо найбільш важливі методи класу `Model`, необхідні для організації процесу навчання нейронних мереж:

1) Метод вимірювання моделі для навчання:

```
compile (self, optimizer, loss = None, metrics = None, loss_weights = None,
```

`sample_weight_mode = None, weighted_metrics = None, target_tensors = None);`

2) Навчання моделі для певної кількості епох:

`fit (self, x = None, y = None, batch_size = None, epochs = 1, verbose = 1, callbacks = None, validation_split = 0.0, validation_data = None, shuffle = True, class_weight = None, sample_weight = None, initial_epoch = 0, steps_per_epoch = None, validation_steps = None).`

Основні аргументи цього методу:

- `x`: масив даних навчання (якщо модель має один вхід) або список масивів (якщо модель має кілька входів);
- `y`: масив цільових даних (якщо модель має один висновок) або список масивів (якщо модель має кілька виходів);
- `batch_size`: кількість вибірок на оновлення градієнта. Якщо не вказано, `batch_size` буде за замовчуванням встановлено значення 32;
- `epochs`: Кількість епох для навчання моделі.;
- `validation_split`: Float між 0 і 1. Частка систему адаптації, які будуть використовуватися в якості даних валідації. Модель буде виділяти цю частина систему адаптації, що не буде тренуватися на ній і буде оцінювати помилку і будь-які модельні показники за цими даними в кінці кожної епохи;
- `initial_epoch`: епоха, з якою почати навчання (корисно для відновлення попереднього циклу навчання).

3. Метод для оцінки якості навченості моделі. цей метод повертає значення помилок і показників для моделі в тестовому режимі.

`evaluate (self, x = None, y = None, batch_size = None, verbose = 1, sample_weight = None, steps = None);`

4) Метод для створення вихідних прогнозів для вхідних вибірок.

`predict (self, x, batch_size = None, verbose = 0, steps = None).`

Основні аргументи:

- `x`: вхідні дані, як у вигляді масиву (або список масивів `Numpy`, якщо модель має кілька входів);
- `steps`: загальна кількість кроків (партії вибірок) до оголошення раунду прогнозування.



Рисунок 3.6 – Структура модуля нейромереж

Структура модуля інформаційних обчислень полягає в створенні моделей нейромереж різного типу. В залежності від обраних параметрів дані можуть отримуватись згортковою, багатошаровою або мережею довгої короткочасної пам'яті. Отримані параметри обробляються інформаційними методами бібліотеки Keras.

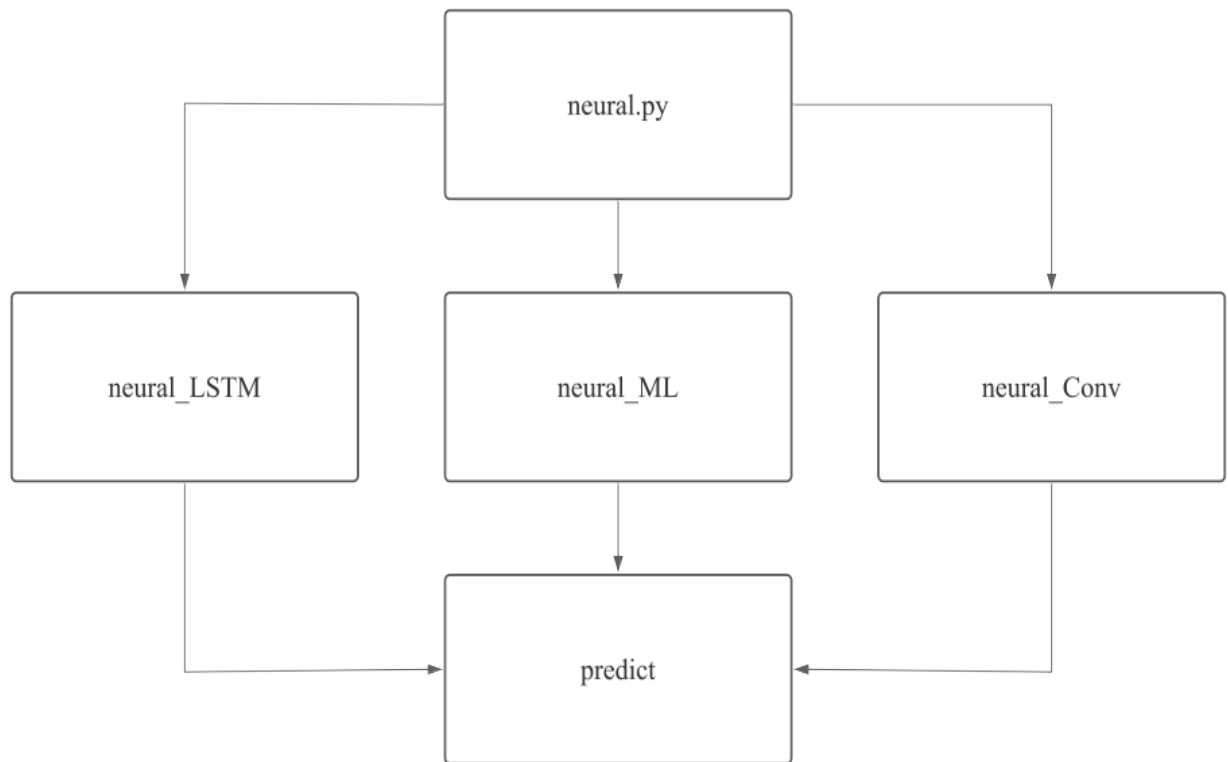


Рисунок 3.7 – Схема взаємодії функцій у файлі neural.py

Модуль neural.py дозволяє використати неймережеві методи для створення неймережі та в результаті отримати прогноз.

Висновки до розділу 3

Реалізована інформаційна система складається із трьох файлів calc.py, graph.py та neural.py. Інформаційна система реалізована з використанням мови програмування Python із залученням бібліотек matplotlib, Keras, Numpy. Визначено та реалізовано всі складові інформаційної системи для забезпечення всіх необхідних функцій. Реалізовано на основі функціонального підходу.

Розділ 4

Апробація інформаційної системи дискретного Фур'є продовження

4.1 Обробка множини вхідних даних для подальшого навчання нейронної мережі

Першим і одним з найважливіших етапів навчання нейронних мереж є збір даних, які складатимуть комплекс навчання. Навчальні комплекти мають бути дволі великими, щоб містити увесь обсяг необхідної інформації для можливості виявлення важливих характеристик та зв'язків. Але тематичні дослідження повинні містити широкий спектр даних.

Перед тим, як навчати нейромережам, необхідно підготувати дані. Зазвичай підготовка даних - це найдовший та найтриваліший процес. Знання основних принципів обробки та підготовки даних не менше важливіше, ніж знання алгоритмів нейронної мережі. Користувачі бібліотеки нейронних мереж, аналітика не потрібна сама запрограмувати алгоритм, але необхідно вирішити відповідні задачі звичка - це правильна обробка та початковий аналіз вхідних даних.

Перед тренуванням нейронної мережі необхідно підготувати дані. Зазвичай підготовка даних - це найдовший та найтриваліший процес. Знання основних базових принципів обробки і підготовки даних - не менш важливк, ніж знання алгоритмів нейронних мереж. Використовуючи нейромережеві бібліотеки, аналітику не потрібно програмувати алгоритм самостійно, але для вирішення прикладних проблем потрібна навичка точної обробки та первинного аналізу вхідних даних.

Питання обробки вхідних даних надзвичайно важливий ще й тому, що фінансовий аналітик повинен мати справу з великими наборами даних при прогнозуванні. Незважаючи на значний прогрес в галузі інформаційних технологій, обчислювальна потужність більшості сучасних комп'ютерів є обмеженим ресурсом. Аналітик не завжди має доступ до комп'ютерів, здатних обробляти необмежену кількість інформації за обмежений проміжок часу.

Якщо ми розглянемо фондові індекси якомога детальніше, можна зробити висновок, що навіть, здавалося б, незначна подія може суттєво вплинути на ціну. Слід мати на увазі, що в епоху глобалізації незначна подія або зміна параметра може радикально вплинути на поведінку цілої динамічної системи. Але з іншого боку, інтенсивний розвиток постіндустріального суспільства спричинив те, що інформаційні потоки містять багато шуму, тобто інформації, що не має значення. Тому необхідно звернути особливу увагу на попередню обробку та кодування інформації. В якості вхідних даних ми використовуватимемо ціни на акції Apple за останні 5 років (1 травня 2010 р. – 1 травня 2020 р.). Побудуємо діаграму, використовуючи бібліотеку Matplotlib (рисунок 4.1).



Рисунок 4.1 – Графік зміни ціни акцій компанії Apple

Ця діаграма виглядає як випадковий процес, але ми спробуємо вирішити проблему прогнозування. Завдання передбачення має бути описано з точки зору завдання машинного навчання. Ми можемо передбачити рух цін акцій на ринку – вгору або вниз, вирішуючи проблему двійкової класифікації. У

проблемі класифікації ми враховуємо певний проміжок часу (наприклад, 30 днів) і намагаємося передбачити рух цін на наступний день.

Основна проблема фінансових серій полягає в тому, що вони не є стаціонарними. Тобто їх характеристики - математичне сподівання, дисперсія змінюються з часом

4.2 Реалізація моделі на прикладі реальних значень

Але якщо ми детально розглянемо проблему класифікації, нас цікавить лише рух вниз або вгору. Тому ми використаємо процентну зміну ціни наступного дня. Ми ділимо ваші дані на навчальні зразки та тренінги. Візьміть 80 % навчального інтервалу і останні 20% для тестування нейронних мереж. В результаті ми отримаємо наступні пари для навчання нейронних мереж. K_s , I : ціни на момент закриття ринку на 30 днів та $[0, 1]$ або $[1, 0]$ залежно від того, зросла чи знизилася ціна для двійкової класифікації

4.2.1 За допомогою багатошарової нейронної мережі

Візьмемо багатошаровий перцептрон як основну модель. Ми застосовуємо нейронну мережу, що містить 3 шари. Вхідний шар містить 30 нейронів, а перший прихований шар містить 64 нейрони. Потім використовувати BatchNormalization. Це метод підвищення швидкості, продуктивності та стабільності штучних нейронних мереж. Функцією активації буде LeakyReLU. Це функція витоку ReLU. LeakyReLU - це спроба усунути нестабільність та збій звичайних ReLU

Функція LeakyReLU виглядає, коли і коли, де є невелика константа. ReLU має формулу і реалізує простий перехід порогу до нуля.

Ми використовуватимемо Dropout для регуляризації. Це метод регуляризації штучних нейронних мереж, призначений для запобігання перекалібрації мережі. Суть даного методу є те, що під час процесу навчання вибирається шар, з якого довільним чином підбирається певна кількість

нейронів, які виключаються з подальших розрахунків. Ця методика покращує ефективність навчання та якість результатів. Більш навчені нейрони набирають більше ваги в мережі. Вихідний шар матиме два нейрони.

Далі нам потрібно визначити функцію помилки та алгоритм оптимізації. Ми будемо використовувати оптимізатор Адама з довжиною кроку 0,001. Для проблеми класифікації ми передамо перехресну ентропію параметру втрат – ‘categorical_crossentropy’. За допомогою бібліотеки Keras ми маємо змогу контролювати процес навчання, як наприклад, зменшення ступенів градієнтного спуску, якщо результати не покращуються. Для цього ми використовуємо ReduceLROnPlateau, який ми додали як капюшон під час навчання моделям.

Навчати такі моделі слід за від 1000 епох до 1500 епох. Якщо ми будемо вчити за 50-100 епох, ми, швидше за все, не отримаємо достатньої точності, щоб стверджувати, що модель навчилася знаходити закономірності. Якщо ми проаналізуємо навчальну вибірку, ми можемо зробити висновок, що частина даних стосувалася однієї моделі, наприклад, для зростання, а іншої – для зниження. Якщо точність перевищує 53 %, можна сказати, що модель навчилася знаходити знаки. Надмірна точність даних про ціни акцій може свідчити про перепідготовку моделі.

Після тренування ми показуємо графіки динаміки значень помилок (рисунок 4.2) та точності (рисунок 4.3). Вплив алгоритмів машинного навчання зазвичай оцінюється за допомогою матриці плутанини (рисунок 4.4). Стовпці відповідають за передбачуваний клас, а рядки – за фактичний клас.

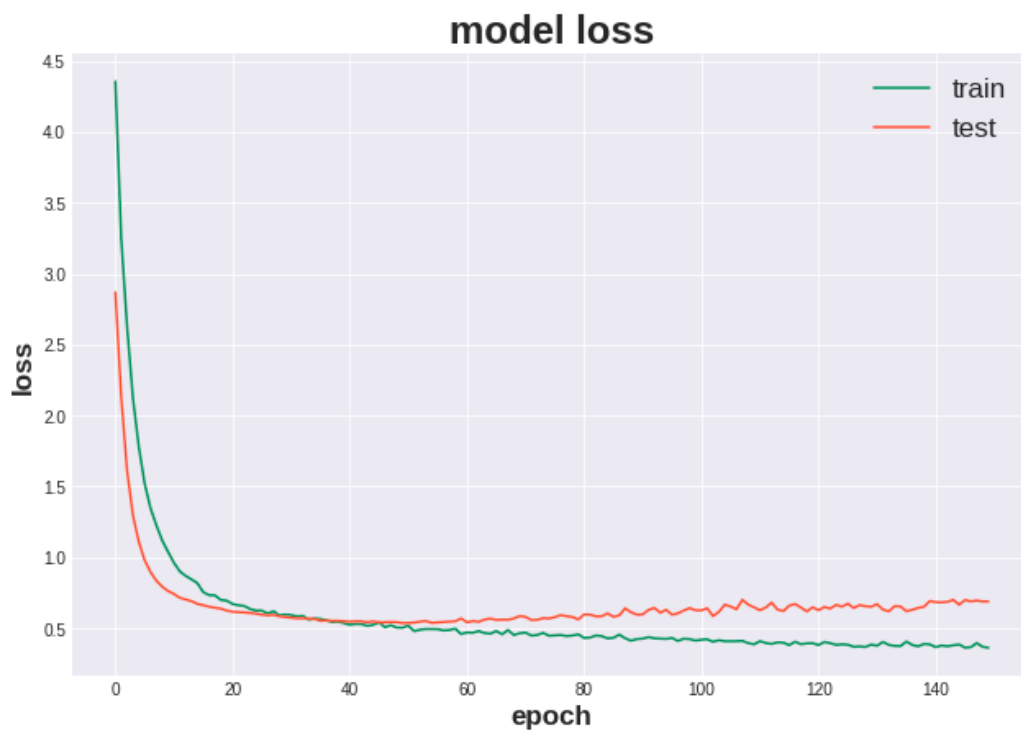


Рисунок 4.2 – Динаміка значення похибки

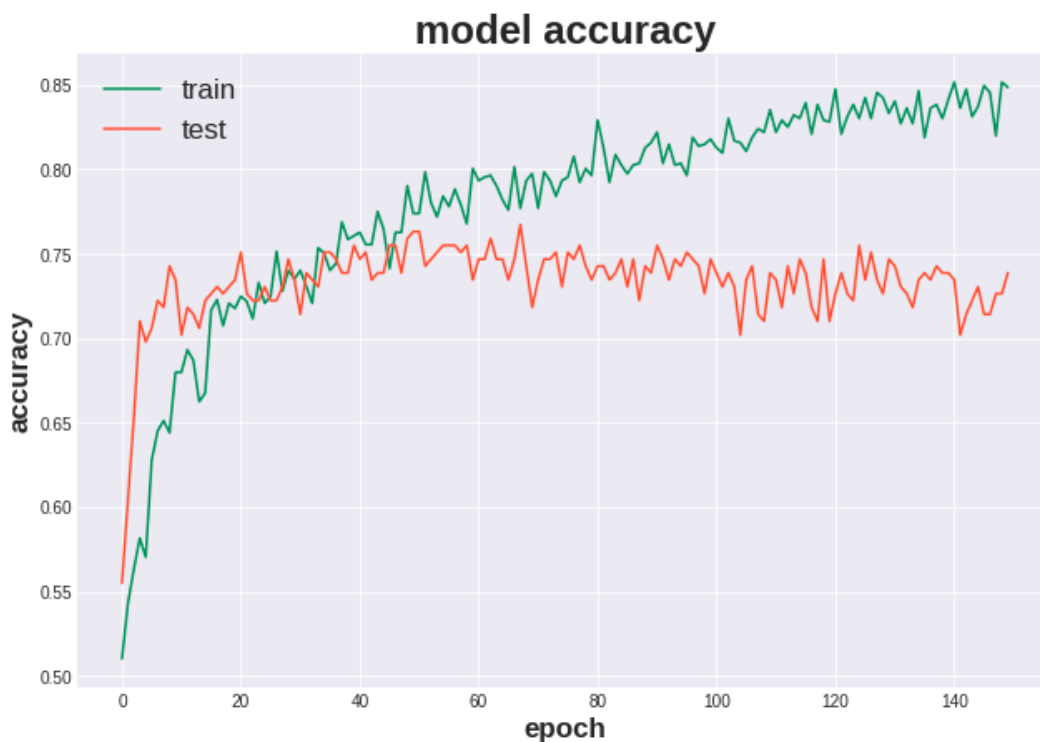


Рисунок 4.3 – Динаміка значення точності

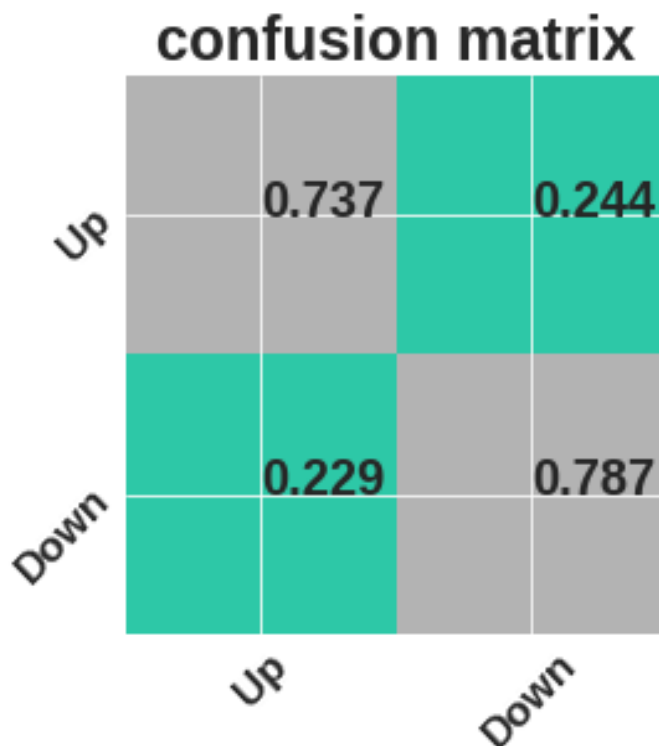


Рисунок 4.4 – Матриця неточностей

З матриці неточності можна зробити висновок, що точність вібраційних тестів для прогнозування ціни гірша, ніж для прогнозування ціни. У таблиці точності моделі ми бачимо, що точність тренувальних вібрацій вища, ніж у тесті. Це свідчить про те, що ми стикаємося з перекваліфікацією нейронної мережі.

Під час перепідготовки ми будемо моделлю, яка просто «запам'ятовує» дані навчання і не узагальнює знання на нові дані. Ви можете використовувати більш сувору регуляризацию, щоб позбутися перекваліфікації.

Оскільки ми вже використовуємо Dropout, ми спробуємо збільшити цю ймовірність з 50% до 70%. Результати можна побачити на рисунках 4.5, 4.6 та 4.7.

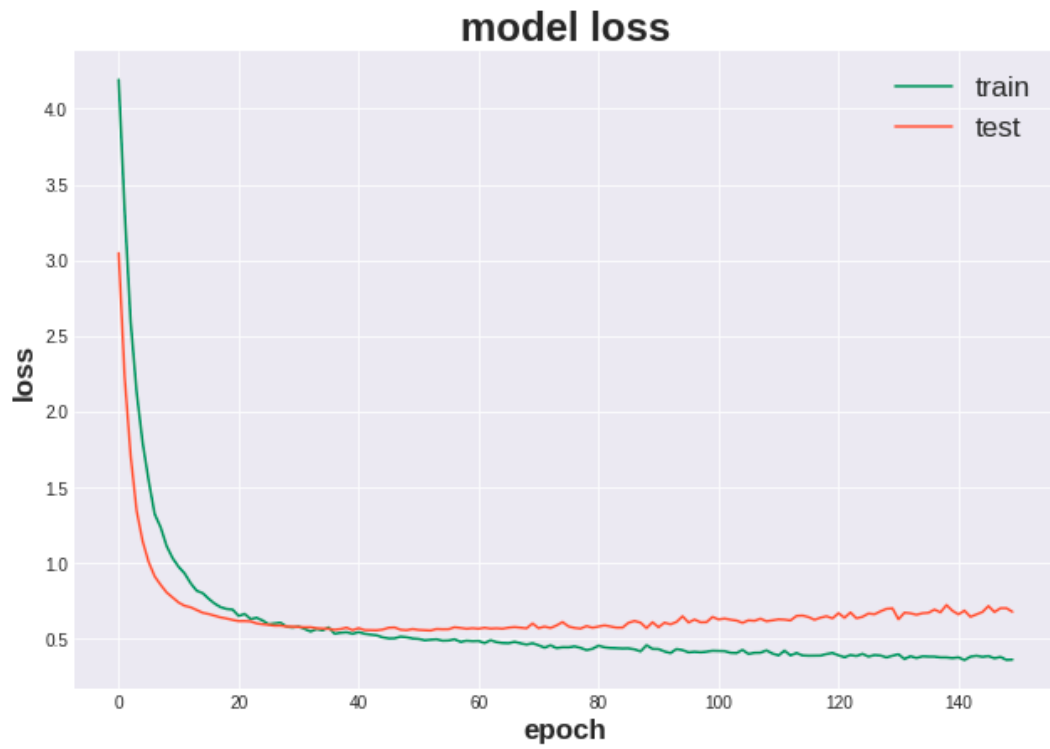


Рисунок 4.5 – Динаміка значення похибки



Рисунок 4.6 – Динаміка значення точності

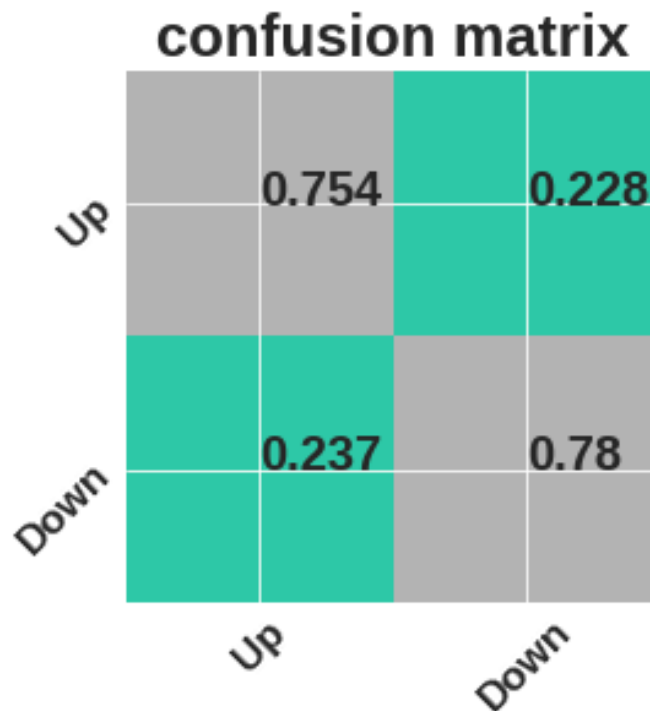


Рисунок 4.7 – Матриця неточностей

З графіка ми бачимо, що використання більш жорсткої регуляризації дещо покращило результати навчання. Спробуємо для цього завдання інші архітектури нейронних мереж.

4.2.2 За допомогою згорткової нейронної мережі

Для вирішення цієї проблеми ми використовуємо згорткову нейронну мережу. Найважливішими гіперпараметрами, які ми використовуємо, є `nb_filter` – номер фільтра та `filter_length` – розмір фільтра. Але на практиці вибір даних параметрів є випадковим. Кількість фільтрів залежить від розміру вхідних даних. Кількість шарів, нормалізація та випадання залишатимуться такими ж, як у багатошаровій нейронній мережі. Результати можна побачити на рисунках 4.8, 4.9 та 4.10.

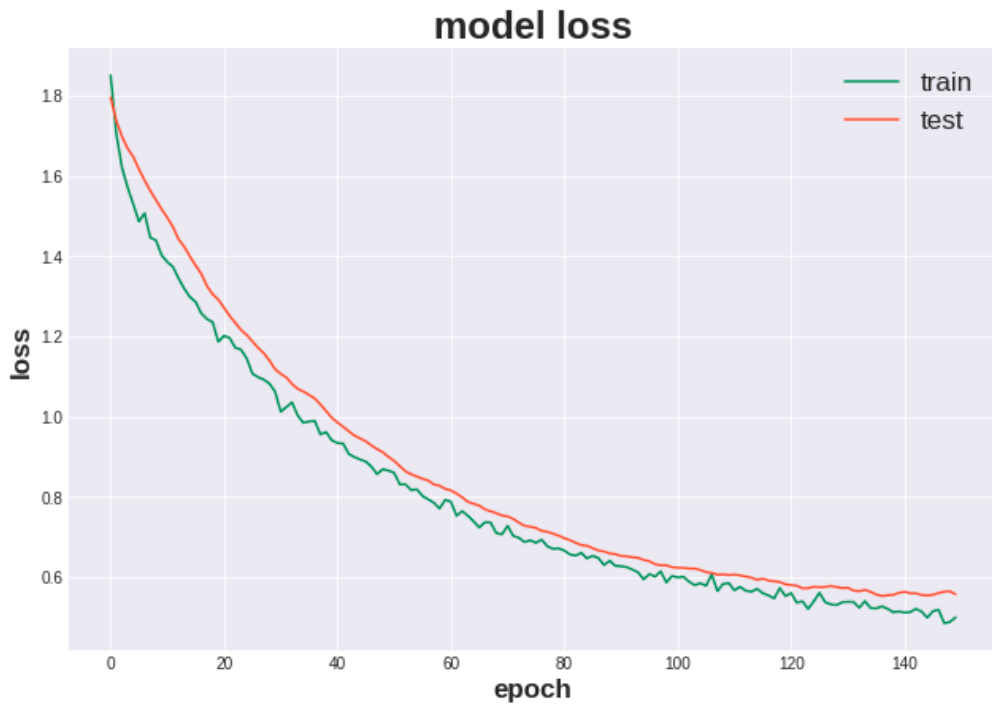


Рисунок 4.8 – Динаміка значення похибки

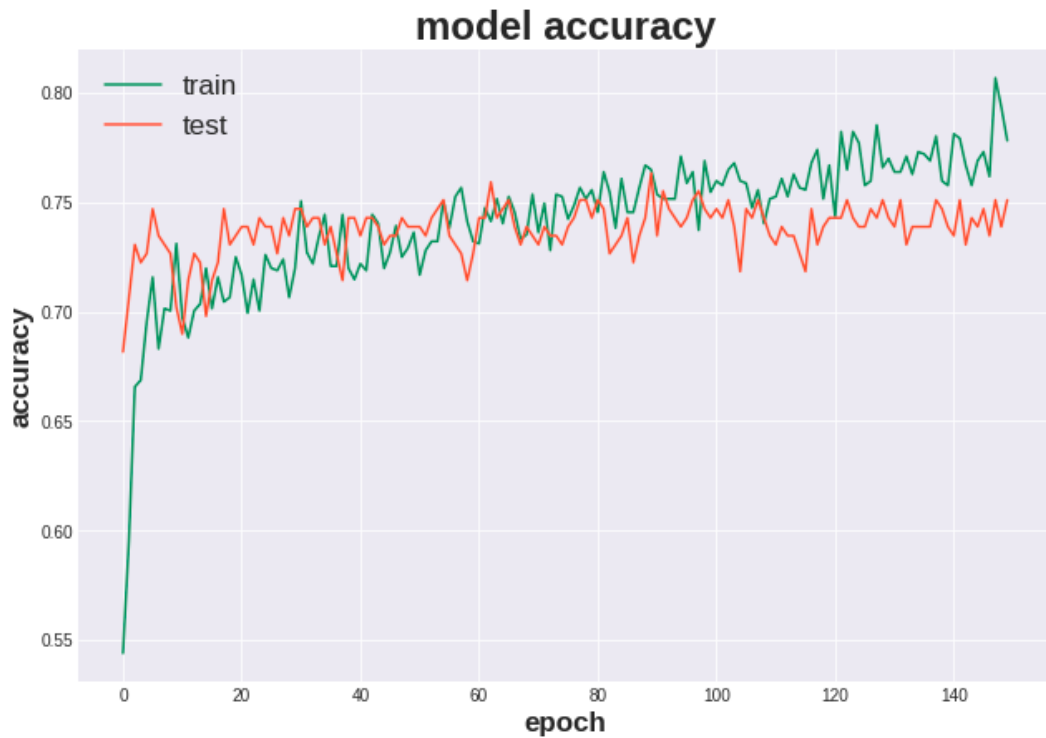


Рисунок 4.9 – Динаміка значення точності

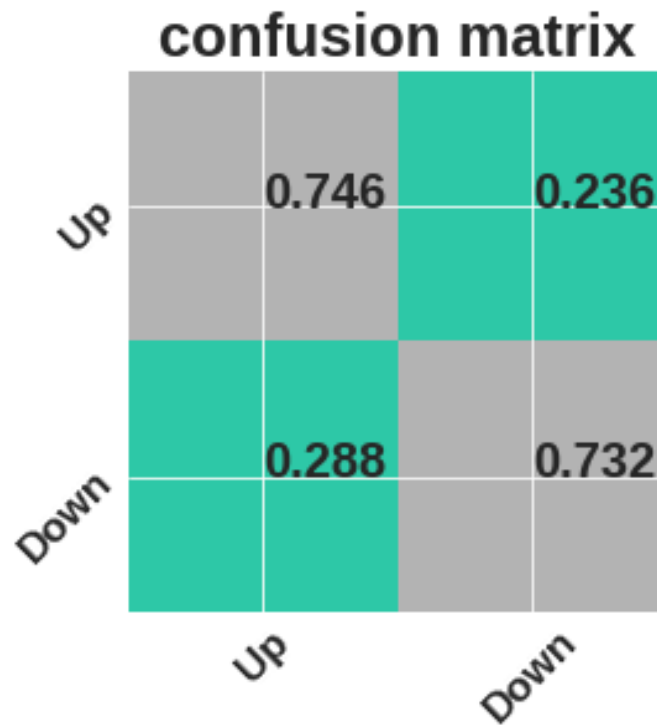


Рисунок 4.10 – Матриця неточностей

Отримані результати дещо кращі, ніж у багатошаровій нейронній мережі. Однак ця модель краще передбачає нижчу ціну, ніж вищу.

Дізнаючись про нейронні мережі, часто виникає проблема перепідготовки. Перепідготовка або надмірна адаптація – це занадто точне узгодження нейронної мережі з певним набором прикладів навчання, в яких мережа втрачає здатність до узагальнення.

Перепідготовка може відбутися у випадку тривалого навчання, недостатньої кількості прикладів тренувань або занадто складної нейронної мережі. Перепідготовка пов'язана із випадковим відбором навчальної вибірки. З перших кроків навчання помилки зменшуються.

На наступних етапах, щоб зменшити помилку (цільова функція), параметри пристосовуються до характеристик навчальної вибірки. Однак у той же час відбувається «коригування» не за загальними законами числа, а за характеристиками його роботи – підмножина навчання. Це знижує

4.2.3 За допомогою мережі довгої короткочасної пам'яті

Після підготовки даних була побудована та навчена повторювана штучна нейронна мережа довгострокової короткочасної пам'яті.

Вибір впав на користь цієї нейронної мережі через те, що вона здатна вивчати довгострокові залежності, що ідеально підходить для цього завдання. Кількість шарів, нормалізація та розсіпання залишаються такими ж, як у нейронній мережі згорткового типу.

Результати роботи нейромережі з регуляризацією продемонстровано на графіках (рисунки 4.11, 4.12 і 4.13).

Похибка тестової та навчальної вибірки дещо зменшується, а точність прогнозу тестової та навчальної вибірки дуже різниться.



Рисунок 4.11 – Динаміка значення похибки

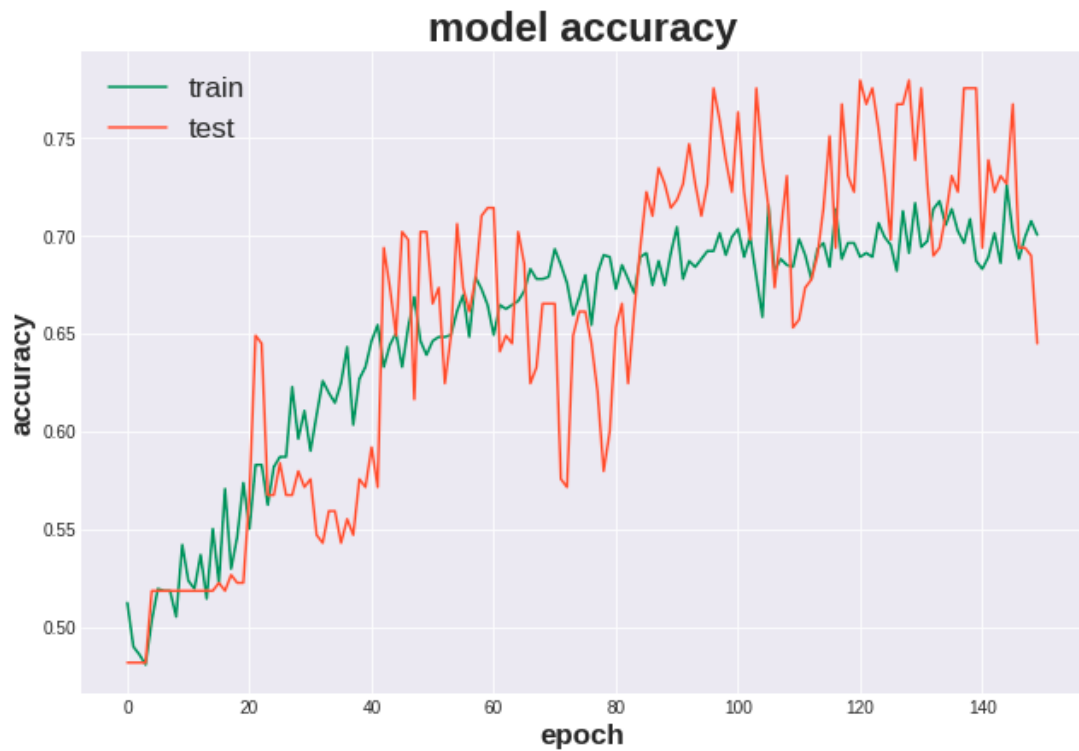


Рисунок 4.12 – Динаміка значення точності

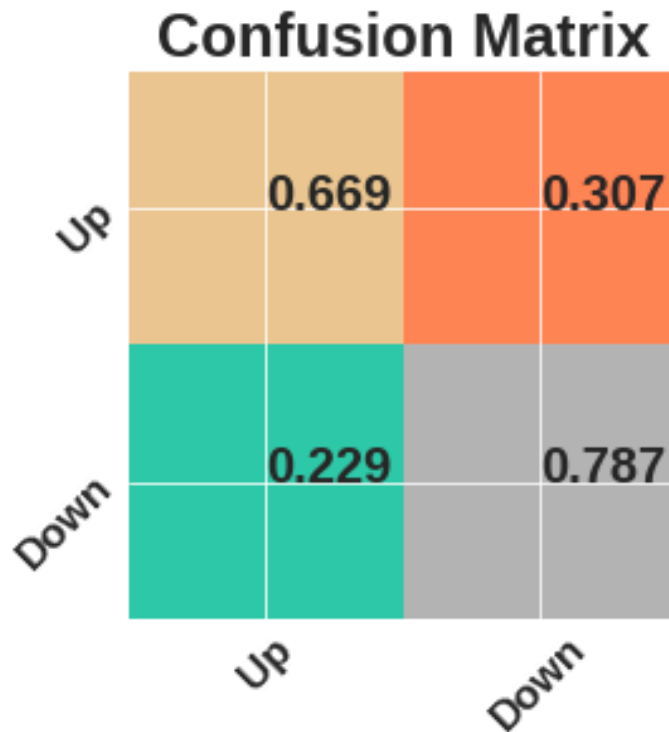


Рисунок 4.13 – Матриця неточностей

Ця неймережа продемонструвала найгірші результати.

4.3 Оцінка точності прогнозування

За отриманими результатами було зроблено прогноз на 3 місяці з 18.08.2020 –18.11.2020 та порівняно з реальними даними.

Отримані результати подано в таблиці 1 та рисунку 4.14 (повна версія в додатку А):

Таблиця 4.1 – Вересень 2020

Date	Original	Predicted_MultyL ayer	Predicted_CONV	Predicted_SLT M
2020-09-01	133.949	148.958	130.965	128.599
2020-09-02	131.174	148.992	136.843	138.073
2020-09-03	120.672	122.439	117.287	123.477
2020-09-04	120.752	107.165	121.783	133.307
2020-09-08	112.626	125.302	110.837	105.304
2020-09-09	117.118	114.443	118.960	121.050
2020-09-10	113.295	122.704	117.182	127.950
2020-09-11	111.807	113.280	113.808	118.906
2020-09-14	115.161	134.410	118.849	124.705
2020-09-15	115.341	122.842	115.510	96.010
2020-09-16	111.937	102.949	95.103	94.460
2020-09-17	110.150	112.811	110.239	105.833
2020-09-18	106.656	93.323	93.108	90.567
2020-09-21	109.890	107.860	120.015	119.209
2020-09-22	111.617	100.332	102.616	115.814
2020-09-23	106.936	105.482	113.057	105.732
2020-09-24	108.034	116.044	107.357	93.533
2020-09-25	112.087	105.401	116.719	124.429
2020-09-28	114.762	124.020	99.974	106.663
2020-09-29	113.894	103.021	105.758	96.986
2020-09-30	115.611	113.012	102.342	99.051

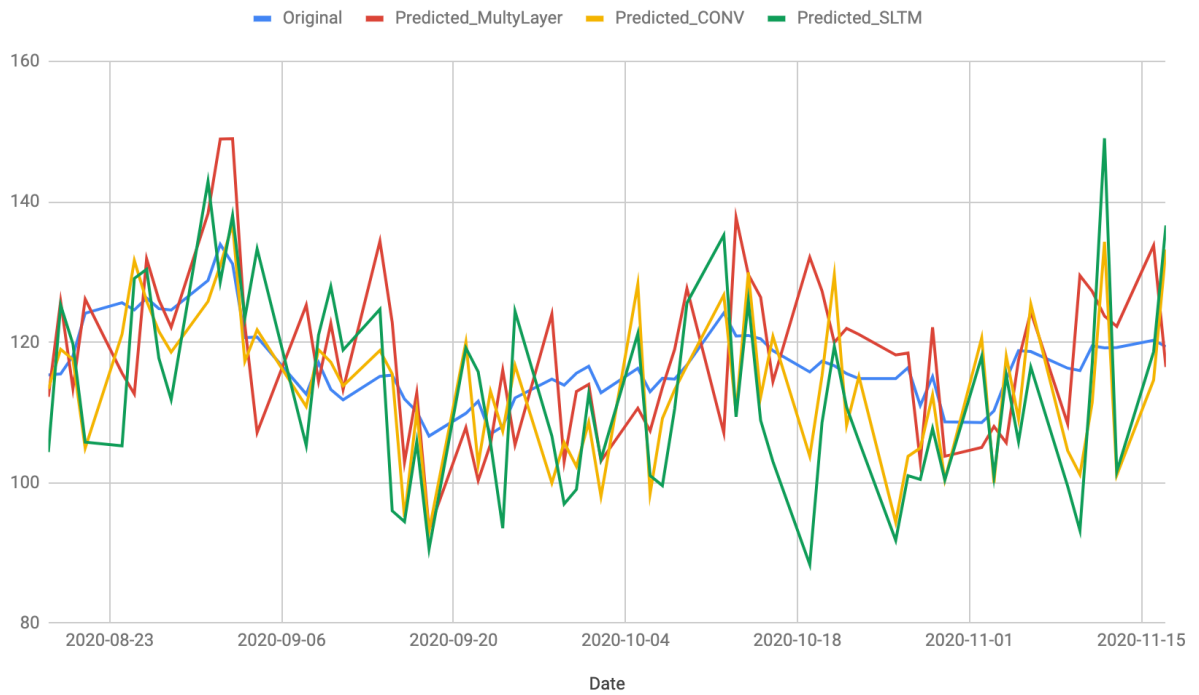


Рисунок 4.14 – Порівняльний графік прогнозування

Висновки до розділу 4

В результаті реалізації інформаційної системи було виконано її навчання на реальних даних курсу акцій компанії Apple. Використовувалися дані щоденної вартості акцій за останні повних 15 календарних років. Отриманні дані були використані для розрахунку курсу акцій на серпень-жовтень 2020 року, які в подальшому порівнювалися з реальними значення курсової вартості акцій за цей період.

Загальні висновки

В даний час актуальним завданням є прогнозування часових рядів економічної динаміки при вивченні фінансово-економічних систем різної складності. Використання розширення Фур'є (ПФ) вважається традиційним математичним пристроєм для аналізу стаціонарних процесів. Впровадження інформаційних систем у різних сферах людської діяльності є світовим трендом сучасних технологій. Одним з найефективніших інструментів є нейронні мережі.

Тому необхідно розробити інформаційну систему прогнозування часових рядів, засновану на використанні нейромережових технологій, для досягнення якої необхідно вирішити такі завдання:

Проведено аналіз існуючих рішень методів і технологій прогнозування часових рядів із використанням нейронних мереж.

Інформаційна система прогнозування вдосконалена із застосуванням нейромережових технологій у напрямку визначення найбільш ефективних рішень.

Розроблена інформаційна система для прогнозування чисел за допомогою нейронних мереж.

Проведено експериментальну перевірку інформаційної системи для прогнозування чисел з використанням нейромережової технології.

Представлено загальну структуру інформаційної системи фінансово-економічного прогнозування на основі дискретного продовження Фур'є.

Математичною основою системи є дискретне розширення Фур'є у поєднанні з обчислювальними алгоритмами нейронних мереж, а саме багатосарової нейронної мережі, згорткової нейронної мережі та мережі з довгостроковою короткочасною пам'яттю.

Інформаційна система побудована на модульній основі і включає модуль відображення, модуль нейронної мережі та обчислювальний модуль.

Визначено структуру, структуру та функціональне призначення всіх складових інформаційної системи.

В результаті застосування інформаційної системи він пройшов навчання щодо фактичних даних про ціну акції Apple. Використовувались дані про щоденну вартість акцій за останні повні 15 календарних років. Отримані дані використовувались для розрахунку ціни акцій за серпень-жовтень 2020 р., Яку далі порівнювали з реальними значеннями ціни акцій за цей період. Помилка передбачення при використанні багатошарової нейронної мережі становила 1,2%, згорткової 2,56%, довгострокової короткочасної пам'яті 5,12%.

Впроваджена інформаційна система складається з трьох файлів calc.py, graph.py та neural.py. Інформаційна система реалізована з використанням мови програмування Python з включенням бібліотек matplotlib, Keras, Numpy. Всі компоненти інформаційної системи визначені та впроваджені для забезпечення всіх необхідних функцій. Проводиться на основі функціонального підходу.

Список посилань

1. Сапцін В.М., Чабаненко Д.М. Фур'є-продовження низькочастотних складових рядів економічної динаміки // Проблеми економічної кібернетики: тези доп. XIV Всеукр. наук.-метод. конф. (8–9 жовт.). — Х.: ХНУ ім.В.Н.Каразіна, 2009.
2. Чабаненко Д. М. Дискретне Фур'є-продовження як алгоритм прогнозування фінансово-економічних часових рядів / Д. М. Чабаненко // Системні дослідження та інформаційні технології. - 2012. - № 3. - С. 134-141. - Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/sdtit_2012_3_14.
3. Бесєдін І.В. Про деякі методи прогнозування економічних показників // Финансовая консультация (рус.).- 2002.- № 1.- С.26-28
4. Бурлай Т.В. Особливості методичних підходів до прогнозування змін макроекономічної кон'юнктури // Економіка і прогнозування (укр.).- 2002.- № 3.- С.126-149
5. Грабовецький Б.Є. Економічне прогнозування і планування: Навчальний посібник: Навчальне видання.- К.: ЦНЛ, 2003.- 188 с.
6. Дунаев Б. Модель экономического прогнозирования // Финансовые риски (рус.).- 2006.- № 3.- С.61-73
7. Економічна політика і середньостроковий прогноз розвитку економіки України: Наукова доповідь Інституту економічного прогнозування НАН України // Економіка і прогнозування (укр.).- 2001.- № 1.- С.5-34
8. Костіна Н.І., Алексєєв А.А., Василик О.Д. Фінансове прогнозування: методи та моделі: Навчальний посібник.- К.: Знання, 1997.- 183 с.
9. Г. А. Титоренко, В. И. Суворова, И. Ф. Возгилевич и др. Автоматизированные информационные технологии в банковской деятельности: Учеб. пособие для вузов // Под ред. Г. А. Титоренко. — М.: Финстатинформ, 1997.

10. Кобелев Н. Б. Практика применения экономико-математических методов и моделей: Учебно-практическое пособие. — М.: ЗАО Финстатинформ, 2000.
11. Кочетков В.Н., Омельченко А.В. Економічний аналіз діяльності комерційних банків і підприємств. — К.: Скарби, 2001. — 334 с 61 13. Лук'яненко І. Г., Городніченко Ю. О. Сучасні економетричні методи у фінансах. — К.: Літера ЛТД, 2002.
12. Моделі і методи соціально-економічного прогнозування: підручник / В.М. Геєць [та ін.]. - Х.: Видавн. дім "ІНЖЕК", 2005. - 396с.
13. Орлов Ю.Н., Осмини А.П. Нестационарные временные ряды: Методы прогнозирования с примерами анализа финансовых и сырьевых рынков. М.; URSS, 2011.
14. Орлов Ю.Н., Осминин К.П. Нестационарные временные ряды: Методы прогнозирования с примерами анализа финансовых и сырьевых рынков. — М.: URSS, 2011
15. Парсаданов Г. А. Планирование и прогнозирование социальноэкономической системы: Учебное пособие для вузов. — М.: ЮНИТИДАНА, 2001
16. Присенко Г.В., Равікович Є.І. Прогнозування соціально-економічних процесів. – К.: КНЕУ, 2005.
17. Чербенцев В.Д., Сердюк О.А., Соловйов В.М., Шарапов О.Д. Синергетичні та еконофізичні методи дослідження динамічних та структурних характеристик економічних систем: монографія. — Черкаси-Брама-Україна, 2010. — 300 с.
18. . Кендалл М., Стьюарт А. Многомерный статистический анализ и временные ряды. — Глав. редакция физ.-математ. лит-ры изд-ва «Наука», 1976. — 375 с.
19. Ежов А.А., Шумкий С.А. Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе. — М.: МИФИ, 1998. — 224 с.

20. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов: учеб. пособ. — М.: Финансы и статистика, 2003. — 416 с. 5. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. — М.: Мир, 1974. — 197 с.
21. Зайченко Ю.П. Нечеткий метод группового учета аргументов при неопределенных входных данных // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2007. — № 4. — С. 40–57.
22. Кондратьев Н., Яковец Ю., Абалкин Л. Большие циклы конъюнктуры и теория предвидения // Избранные труды. — М.: Экономика, 2002. — 768 с.
23. Ronald N. Bravwell. The Fourier Transform and its applications (Second edition, revised). — US: McGrawill Book Company, 1978. — 464 p.
24. Анушина Е.С., Поляхов Н.Д., Приходько И.А., Анушина Е.С., Хартян Е.В. Вейвлет-теория в задачах прогнозирования // Изв. СПб ГЭТУ «ЛЭТИ». — 2008. — Вып. 4. — С 50–54.
25. Сапцін В.М., Чабаненко Д.М. Фур'є-продовження низькочастотних складових рядів економічної динаміки // Проблеми економічної кібернетики: тези доп. XIV Всеукр. наук.-метод. конф. (8–9 жовт.). — Х.: ХНУ ім.В.Н.Каразіна, 2009. — С. 132–133.
26. Ежов А. А. Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе / А. А. Ежов, С. А. Шумский. — М.: МИФИ, 1998. — 222 с.
27. Галушкин А. И. Теория нейронных сетей. Кн.1: Учебное пособие для вузов. / А. И. Галушкин. // Издательское предприятие редакции журнала «Радиотехника». — 2000. — С. 215 3. Мкртчян С. О. Нейроны и нейронные сети / С. О. Мкртчян. — М.: Энергия, 1970. — 230 с.
28. Deepmind обыграл чемпиона мира по логической игре го [Электронный ресурс]: Новости высоких технологий — Режим доступа: <https://hinews.ru/technology/ii-alphago-ot-deepmind-obygral-chempiona-mira-pologicheskoy-igre-go.html>

29. Новиков В.А. Организация и обучение искусственных нейронных сетей: Экспериментальное учеб. пособие. / В.А.Новиков, Л.В.Калацкая, В.С.Садов – Минск: БГУ, 2003. – 72 с.
30. Хайкин С. Нейронные сети / С. Хайкин. – М. : Вильямс, 2006. – 1103 с.
31. Степанов В. А. Фондовый рынок и нейросети [Электронный ресурс] / В. А. Степанов // Мир ПК. – 1998. – Режим доступа до ресурсу: <http://www.osp.ru/pcworld/1998/12/159835/>.
32. Герасименко Н. А. Нейросетевые технологии в анализе фондового рынка [Электронный ресурс] / 7. Герасименко Н. А.. – 1998. – Режим доступа до ресурсу: http://fakit.ru/main_dsp.php?top_id=1086
33. Мицель А. А. Прогнозирование динамики цен на фондовом рынке / А. А. Мицель, Е. А. Ефремова. // Известия Томского политехнического университета. – 2007. – №8.
34. Андриенко В. М. Анализ и моделирование динамики украинского фондового рынка / В. М. Андриенко, А. Ш. Тулякова. // Научный журнал «Аспект». – 2011. – №2. – С. 34. 1
35. Иванов Д. В. Прогнозирование финансовых рынков с использованием искусственных нейронных сетей [Электронный ресурс] / Д. В. Иванов – Режим доступа до ресурсу: forex-mmcsis.ru/D.Ivanov.
36. Уоссермен Ф. Нейронные сети. Модифицированные базовые индикаторы в NeuroShell DayTrader. Часть 1. Май 21, 2012 – 00:25 [Электронный ресурс]. - Режим доступа: <http://iworkclub.net/IskusstvennieNejronnieSeti/uossermen-nejronnie>
37. ЗБІРНИК НАУКОВИХ ПРАЦЬ за матеріалами XII всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2020»

Додатки

Повна таблиця для розділу 4

Date	Original	Predicted_MultyLayer	Predicted_CONV	Predicted_SLTM
2020-08-18	115.363	112.252	113.371	104.380
2020-08-19	115.508	125.829	119.006	125.298
2020-08-20	118.071	113.419	117.557	119.762
2020-08-21	124.156	126.151	104.939	105.794
2020-08-24	125.641	115.619	121.152	105.263
2020-08-25	124.610	112.650	131.648	129.101
2020-08-26	126.305	131.899	125.875	130.416
2020-08-27	124.795	126.053	121.565	117.734
2020-08-28	124.593	122.150	118.608	111.854
2020-08-31	128.818	138.327	125.832	142.927
2020-09-01	133.949	148.958	130.965	128.599
2020-09-02	131.174	148.992	136.843	138.073
2020-09-03	120.672	122.439	117.287	123.477
2020-09-04	120.752	107.165	121.783	133.307
2020-09-08	112.626	125.302	110.837	105.304
2020-09-09	117.118	114.443	118.960	121.050
2020-09-10	113.295	122.704	117.182	127.950
2020-09-11	111.807	113.280	113.808	118.906
2020-09-14	115.161	134.410	118.849	124.705
2020-09-15	115.341	122.842	115.510	96.010
2020-09-16	111.937	102.949	95.103	94.460
2020-09-17	110.150	112.811	110.239	105.833
2020-09-18	106.656	93.323	93.108	90.567
2020-09-21	109.890	107.860	120.015	119.209
2020-09-22	111.617	100.332	102.616	115.814
2020-09-23	106.936	105.482	113.057	105.732
2020-09-24	108.034	116.044	107.357	93.533
2020-09-25	112.087	105.401	116.719	124.429
2020-09-28	114.762	124.020	99.974	106.663
2020-09-29	113.894	103.021	105.758	96.986
2020-09-30	115.611	113.012	102.342	99.051
2020-10-01	116.589	114.012	108.619	112.654
2020-10-02	112.825	103.107	98.074	103.369

2020-10-05	116.299	110.625	128.299	121.246
2020-10-06	112.965	107.391	98.454	101.021
2020-10-07	114.882	113.576	109.157	99.607
2020-10-08	114.772	119.013	113.260	110.540
2020-10-09	116.769	127.683	116.693	125.614
2020-10-12	124.186	107.129	126.730	135.266
2020-10-13	120.891	137.779	110.032	109.403
2020-10-14	120.981	129.660	129.950	125.872
2020-10-15	120.502	126.431	112.222	108.892
2020-10-16	118.815	114.405	120.863	103.032
2020-10-19	115.780	132.122	103.782	88.362
2020-10-20	117.308	127.311	115.260	108.588
2020-10-21	116.669	120.001	129.609	119.429
2020-10-22	115.551	121.991	108.157	110.784
2020-10-23	114.842	121.133	115.141	105.954
2020-10-26	114.852	118.201	94.390	91.801
2020-10-27	116.399	118.473	103.764	101.022
2020-10-28	111.008	103.023	104.959	100.484
2020-10-29	115.121	122.134	112.501	107.726
2020-10-30	108.673	103.777	100.405	100.416
2020-11-02	108.583	105.028	120.634	117.992
2020-11-03	110.250	108.034	100.008	100.952
2020-11-04	114.752	105.714	118.040	115.300
2020-11-05	118.825	117.472	109.078	105.853
2020-11-06	118.690	124.350	125.429	116.474
2020-11-09	116.320	108.404	104.582	99.523
2020-11-10	115.970	129.519	101.180	93.229
2020-11-11	119.490	127.261	111.412	116.963
2020-11-12	119.210	123.731	134.313	149.057
2020-11-13	119.260	122.273	101.103	101.616
2020-11-16	120.300	133.800	114.637	118.669
2020-11-17	119.390	116.492	133.210	136.646

Лістиніг

graph.py

```
def get_score(trainY,trainPredict,testY,testPredict):
    trainScore = math.sqrt(mean_squared_error(trainY[0], trainPredict[:,0]))
    print('Train Score: %.2f RMSE' % (trainScore))
    testScore = math.sqrt(mean_squared_error(testY[0], testPredict[:,0]))
    print('Test Score: %.2f RMSE' % (testScore))
```

```
def shift_train_for_plotting(dataset,trainPredict):
    trainPredictPlot = numpy.empty_like(dataset)
    trainPredictPlot[:, :] = numpy.nan
    trainPredictPlot[look_back:len(trainPredict)+look_back, :] = trainPredict
    return trainPredictPlot
```

```
def shift_test_for_plotting(dataset,testPredict):
    testPredictPlot = numpy.empty_like(dataset)
    testPredictPlot[:, :] = numpy.nan
    testPredictPlot[len(trainPredict)+(look_back*2)+1:len(dataset)-1, :] =
testPredict
    return testPredictPlot
```

plot baseline and predictions

```
def build_graph(trainPredictPlot,testPredictPlot):
    plt.plot scaler.inverse_transform(dataset))
    plt.plot(trainPredictPlot)
    plt.plot(testPredictPlot)
    plt.show()
```

clacl.py

```

a = asarray(a)
if n is None:
    n = a.shape[axis]
if n < 1:
    raise ValueError("Invalid number of FFT data points (%d) specified." %
n)
try:
    wsave = fft_cache[n]
except(KeyError):
    wsave = init_function(n)
    fft_cache[n] = wsave
if a.shape[axis] != n:
    s = list(a.shape)
    if s[axis] > n:
        index = [slice(None)]*len(s)
        index[axis] = slice(0,n)
        a = a[index]
    else:
        index = [slice(None)]*len(s)
        index[axis] = slice(0,s[axis])
        s[axis] = n
        z = zeros(s, a.dtype.char)
        z[index] = a
        a = z
if axis != -1:
    a = swapaxes(a, axis, -1)
r = work_function(a, wsave)
if axis != -1:
    r = swapaxes(r, axis, -1)
return r

```

```

def get_dataset():
    dataframe = read_csv('/content/AAPL.csv', usecols=[1], engine='python',
skipfooter=3)
    dataset = dataframe.values
    dataset = dataset.astype('float32')
    return dataset

def create_dataset(dataset=get_dataset(), look_back=1):
    dataX, dataY = [], []
    for i in range(len(dataset)-look_back-1):
        a = dataset[i:(i+look_back), 0]
        dataX.append(a)
        dataY.append(dataset[i + look_back, 0])
    return numpy.array(dataX), numpy.array(dataY)

# normalize the dataset
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
dataset = scaler.fit_transform(dataset)

# split into train and test sets
train_size = int(len(dataset) * 0.67)
test_size = len(dataset) - train_size
train, test = dataset[0:train_size,:], dataset[train_size:len(dataset),:]

# reshape into X=t and Y=t+1
def reshpe():
    look_back = 1
    trainX, trainY = create_dataset(train, look_back)
    testX, testY = create_dataset(test, look_back)

# reshape input to be [samples, time steps, features]
trainX = numpy.reshape(trainX, (trainX.shape[0], 1, trainX.shape[1]))
testX = numpy.reshape(testX, (testX.shape[0], 1, testX.shape[1]))

```

```
neuro.py
```

```
#CNN
```

```
model = Sequential()
```

```
model.add(Convolution1D(input_shape = (WINDOW, EMB_SIZE), init =
'he_normal',
```

```
    nb_filter = 32,
    filter_length = 2,
    border_mode = 'same',
    subsample_length = 2,
    kernel_regularizer = regularizers.l2(0.01),
    activity_regularizer = regularizers.l2(0.01)))
```

```
model.add(BatchNormalization())
```

```
model.add(LeakyReLU())
```

```
model.add(Dropout(0.9))
```

```
model.add(Flatten())
```

```
model.add(Dense(64))
```

```
model.add(BatchNormalization())
```

```
model.add(LeakyReLU())
```

```
model.add(Dense(2))
```

```
model.add(Activation('softmax'))
```

```
#Multilayer Neural Network
```

```
model = Sequential()
```

```
model.add(Dense(64, input_dim=30,
    activity_regularizer=regularizers.l2(0.01)))
```

```
model.add(BatchNormalization())
```

```
model.add(LeakyReLU())
```

```
model.add(Dropout(0.9))
```

```
model.add(Dense(16,
    activity_regularizer=regularizers.l2(0.01)))
```

```
model.add(BatchNormalization())
```

```
model.add(LeakyReLU())
```

```
model.add(Dense(2))
```

```
model.add(Activation('softmax'))
```

```
opt = Nadam(lr=0.002)
```

```
#LSTM
model = Sequential()

model.add(LSTM(input_shape = (1, ), input_dim = 1, output_dim = WINDOW,
               return_sequences = False,
               recurrent_dropout = 0.9,
               kernel_regularizer = regularizers.l2(0.01),
               activity_regularizer = regularizers.l2(0.01)))
model.add(Dropout(0.9))
model.add(Dense(64))
model.add(BatchNormalization())
model.add(LeakyReLU())
model.add(Dense(2))
model.add(Activation('softmax'))

opt = Nadam(lr=0.002)
```

УДК 519.688

Пасічник О. А., Скрипник Т. К., Білик П. Р.

Хмельницький національний університет

ПЕРСПЕКТИВИ ВИКОРИСТАННЯ ДИСКРЕТНОГО ФУР'Є-ПРОДОВЖЕННЯ В ПРОГНОЗУВАННІ ЕКОНОМІЧНИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ

Розглянуто актуальність та перспективність використання алгоритму Дискретного Фур'є-продовження для прогнозування фінансово-економічних часових рядів за допомогою використання технологій нейронних мереж задля корегування похибок та нормалізації результатів отриманих внаслідок дії алгоритму. Аргументовано релевантність їх застосування.

The relevance and prospects of using a discrete Fourier algorithm for forecasting financial and economic time series using neural network technologies to correct observational error and normalize the results obtained using the algorithm are considered. Argued appropriateness of their application.

На даний час актуальною задачею є прогнозування часових рядів економічної динаміки в дослідженні фінансово-економічних систем різної складності. У своїй роботі М.Д. Кондаратьєв [1] помітив та пояснив циклічність поведінки економічних систем.

В якості методики прогнозування низькочастотної складової часового ряду, Д.М. Чабаненко [2] запропонував алгоритм дискретного Фур'є-продовження. Запропонований алгоритм дозволяє подолати зазначені вище проблеми, виділяючи моночастотні гармонічні складові, які легко екстраполюються в часі.

Використання продовження Фур'є (ПФ) вважається традиційним математичним апаратом для аналізу стаціонарних процесів. При цьому відбувається розклад сигналів у базисі комплексних експонент або синусів та косинусів.

Незаперечною перевагою ПФ є його гнучкість – перетворення може використовуватися як для безперервних функцій часу, так і для дискретних. В останньому випадку воно називається дискретним ПФ – ДПФ.

З практичної точки зору і з позицій точного представлення довільних сигналів ПФ має ряд обмежень і недоліків. При відсутньому дозволі воно має гарну локалізацію по частоті. ПФ навіть для однієї заданої частоти вимагає знання сигналу не лише у минулому, але і в майбутньому. Це обумовлено тим, що базисною функцією при розкладанні в ряді Фур'є є гармонійне коливання, яке математично визначене на часовому інтервалі: від $-\infty$ до $+\infty$. ПФ не враховує, що

частота коливання може змінюватися в часі. Локальні особливості сигналу (розриви, сходинки, списи і тому подібне) дають ледве помітні складові спектру, по яких виявити ці особливості, і тим більше їх місце і характер, практично неможливо.

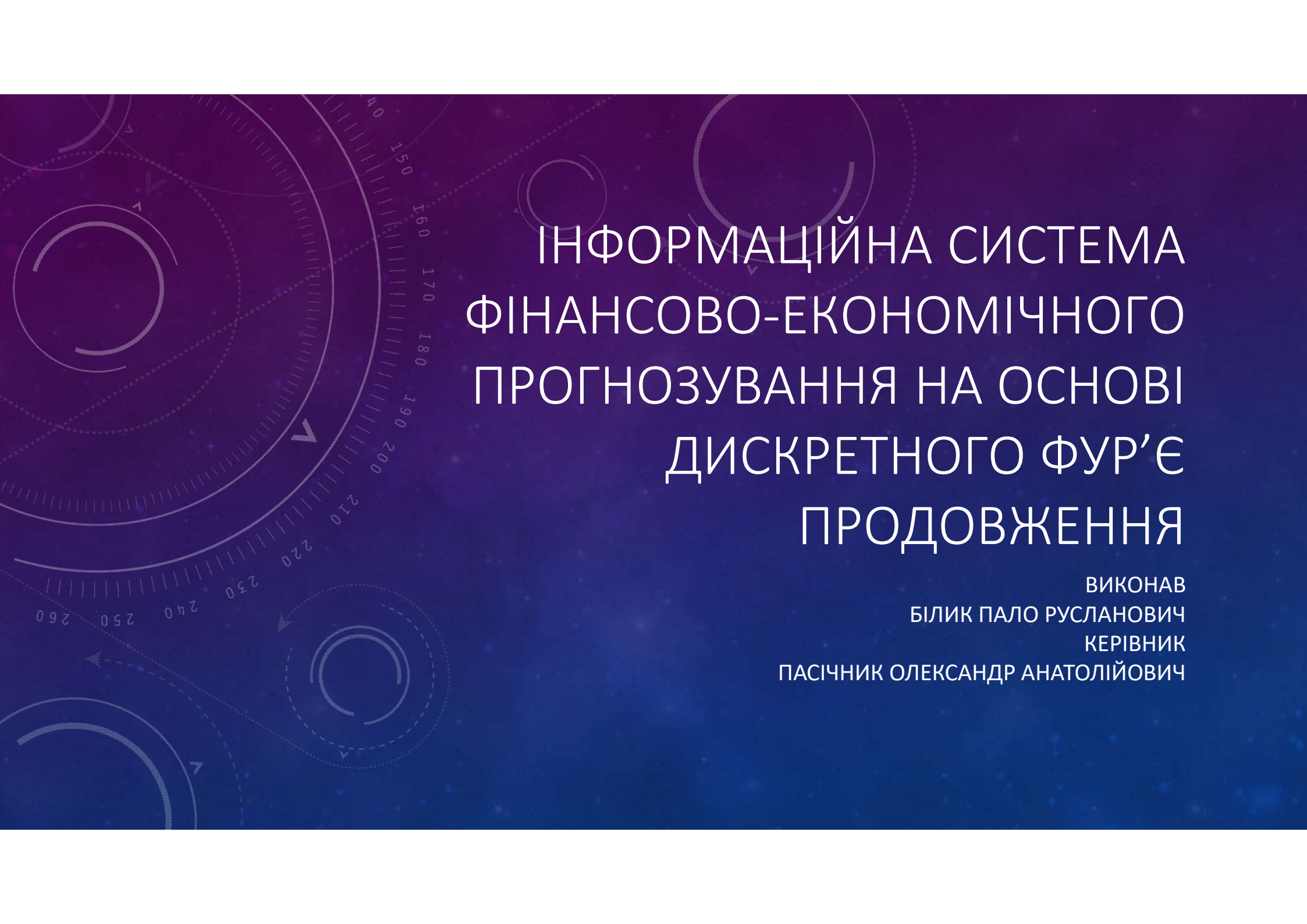
Відома велика кількість робіт, в яких пропонується дослідження частотного спектру сигналу і побудова прогнозу, заснованого на використанні його найбільш характерних гармонік. За допомогою спектра перетворення Фур'є вчені виявили наявність низькочастотних і середньочастотних циклів в різних часових рядах [3]. Однак класичний Фурє-аналіз має ряд недоліків, серед яких значні похибки для частот, не кратних проміжку дискретизації. Особливо цей недолік є критичним для низькочастотних коливань. При використанні досить великого числа гармонік перетворення Фур'є хоча й задовільно описує такі коливання, однак визначення частоти (довжини періоду) переважаючих коливань здійснюється з помітними методичними похибками. Про це свідчать відхилення в спектрах перетворення Фур'є реальних фінансово- економічних рядів, які спостерігаються в роботах різних авторів [2].

ПФ внаслідок простоти обчислення (особливо при використанні алгоритмів швидкого перетворення) знайшло широке використання при розв'язанні диференційних рівнянь динамічної рівноваги лінійних систем.

Слід зазначити, що побудову й аналіз складних моделей залежностей між сукупністю багатьох змінних можна здійснювати з використанням нейронних мереж. Нейронні мережі є порівняно новими і досить перспективними обчислювальними технологіями, які дають змогу використовувати нові підходи до дослідження динамічних завдань у сфері економічних досліджень [3]. Саме для компенсації недоліків Фур'є-продовження доцільним буде використання технології нейронних мереж.

Перелік посилань

1. Дербенцев В.Д. Синергетичні та еконофізичні методи дослідження динамічних та структурних характеристик економічних систем: монографія / В.Д. Дербенцев, О.А. Сердюк, В.М. Соловійов, О.Д. Шарапов. – Черкаси–Брама–Україна, 2010. – 300 с.
2. Сапцін В.М. Фур'є-продовження низькочастотних складових рядів економічної динаміки / В.М. Сапцін, Д.М. Чабаненко // Проблеми економічної кібернетики: тези доп. XIV Всеукр. наук.-метод. конф. (8–9 жовт.). – Харків : ХНУ ім.В.Н.Каразіна, 2009. – С. 132–133.
3. Поспелов И.Г. Моделирование экономических структур. – Москва : ФАЗИС * ВЦ РАН, 2003. – 208 с.

The background features a dark blue gradient with technical diagrams. On the left, there is a large circular scale with numerical markings from 140 to 260. Several concentric circles and dashed lines with arrows are scattered across the background, suggesting a technical or engineering theme.

ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ФІНАНСОВО-ЕКОНОМІЧНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ НА ОСНОВІ ДИСКРЕТНОГО ФУР'Є ПРОДОВЖЕННЯ

ВИКОНАВ
БІЛИК ПАЛО РУСЛАНОВИЧ
КЕРІВНИК
ПАСІЧНИК ОЛЕКСАНДР АНАТОЛІЙОВИЧ

АКТУАЛЬНІСТЬ

- На даний час актуальною задачею є прогнозування часових рядів економічної динаміки в дослідженні фінансово-економічних систем різної складності. У своїй роботі М.Д. Кондратьєв помітив та пояснив циклічність поведінки економічних систем. В якості методики прогнозування низькочастотної складової часового ряду, Д.М. Чабаненко запропонував алгоритм дискретного Фур'є-продовження. Запропонований алгоритм дозволяє подолати зазначені вище проблеми, виділяючи моночастотні гармонічні складові, які легко екстраполюються в часі. Використання продовження Фур'є (ПФ) вважається традиційним математичним апаратом для аналізу стаціонарних процесів. При цьому відбувається розклад сигналів у базисі комплексних експонент або синусів та косинусів.

МЕТА І ЗАДАЧІ РОБОТИ

Мета досліджень полягає у розробці інформаційної технології прогнозування часових рядів на основі використання технологій нейромереж. Для досягнення поставленої мети визначені наступні завдання дослідження:

- провести аналіз існуючих рішень методів та технологій прогнозування часових рядів з використанням нейромереж.
- Удосконалити інформаційну технологій прогнозування з використанням технологій нейромереж у напрямку визначення найбільш ефективних рішень.
- Розробити інформаційну технологію прогнозування ряду з використанням нейромереж.
- Виконати експериментальну перевірку інформаційної системи прогнозування ряду з використанням технології нейромереж.

НАУКОВА НОВИЗНА

- В результаті проведення наукового дослідження були отримані такі результати.
- Отримала подальший розвиток інформаційна технологія прогнозування ряду з використанням нейромереж в напрямку найбільш отримання найбільш ефективних рішень.
- Вперше розроблено систему прогнозування фінансово-економічних часових рядів за використання дискретного Фурє продовження з використанням

ПРАКТИЧНЕ ЗНАЧЕННЯ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

- В результаті виконання дипломної роботи магістра розроблено відповідне програмне забезпечення яке підтвердило вірність запропонованих положень. Застосування інформаційної системи де є можливість визначити найбільш ефективні рішення застосування нейронних мереж при прогнозуванні фінансово-економічних часових рядів.

АПРОБАЦІЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДИПЛОМНОЇ РОБОТИ МАГІСТРА ТА ПУБЛІКАЦІЇ

- Основні результати наукових досліджень доповідалися на конференціях:
- Доповідь на тему НАЗВА на XII всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2020» (м. Хмельницький ДАТА листопада 2020).
- За темою дипломної роботи магістра автором виконано одну наукову публікацію

ПОНЯТТЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕКОНОМІЧНО-ЧАСОВИХ РЯДІВ ЗА ДОПОМОГИ ДПФ

- Під прогнозом розуміють науково обгрунтоване судження про можливий стан об'єкта у майбутньому. Прогноз – це пошук реалістичного й економічно виправданого рішення, це зусилля, які складаються з метою розрахувати майбутнє. Виходячи з того, що, прогнозування поєднує в собі два елементи – передбачення і пропонування, виділяють пошуковий і нормативний прогнози
- Пошуковий прогноз носить здебільшого теоретико-пізнавальний (науково-дослідний) характер, не враховує цілеспрямованих дій з боку суб'єктів управління. Його завдання – з'ясувати, як буде розвиватися досліджуваний об'єкт при збереженні існуючих тенденцій

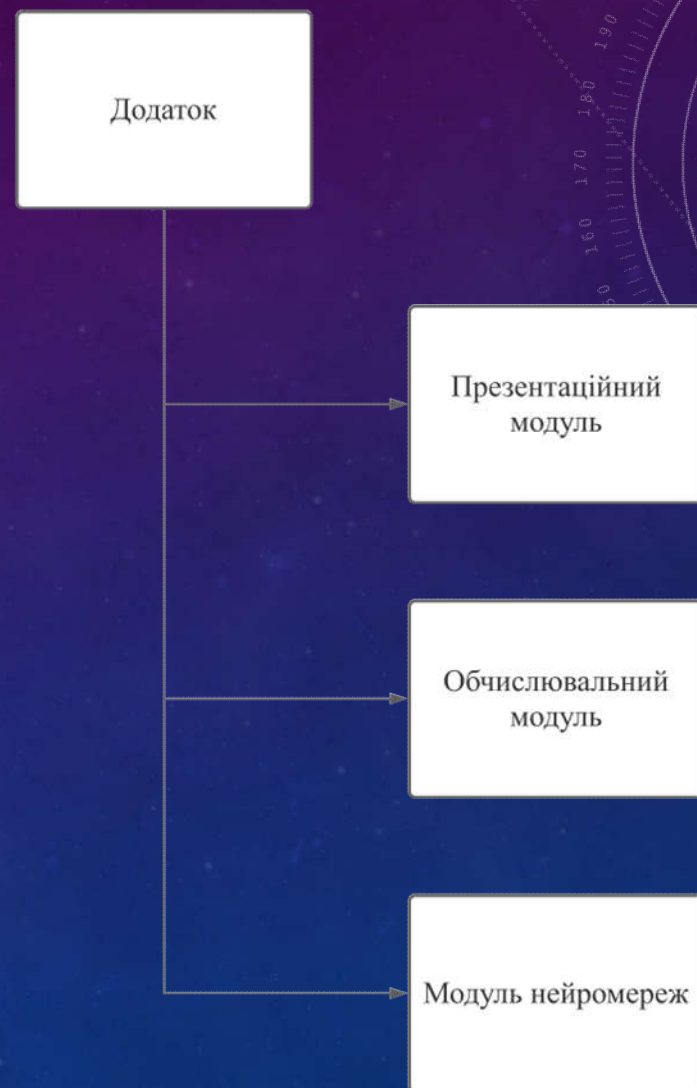
МАТЕМАТИЧНА БУДОВА СИСТЕМИ

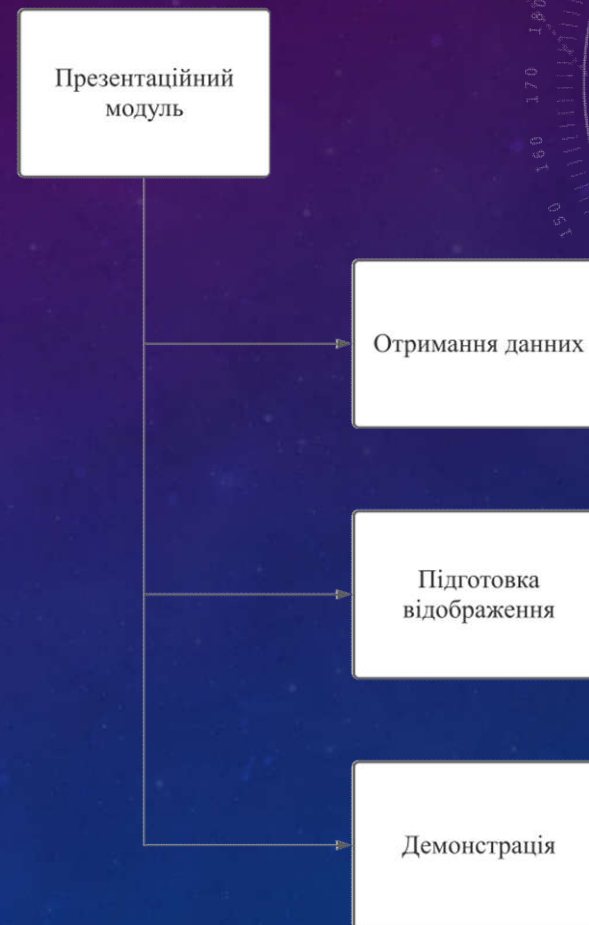
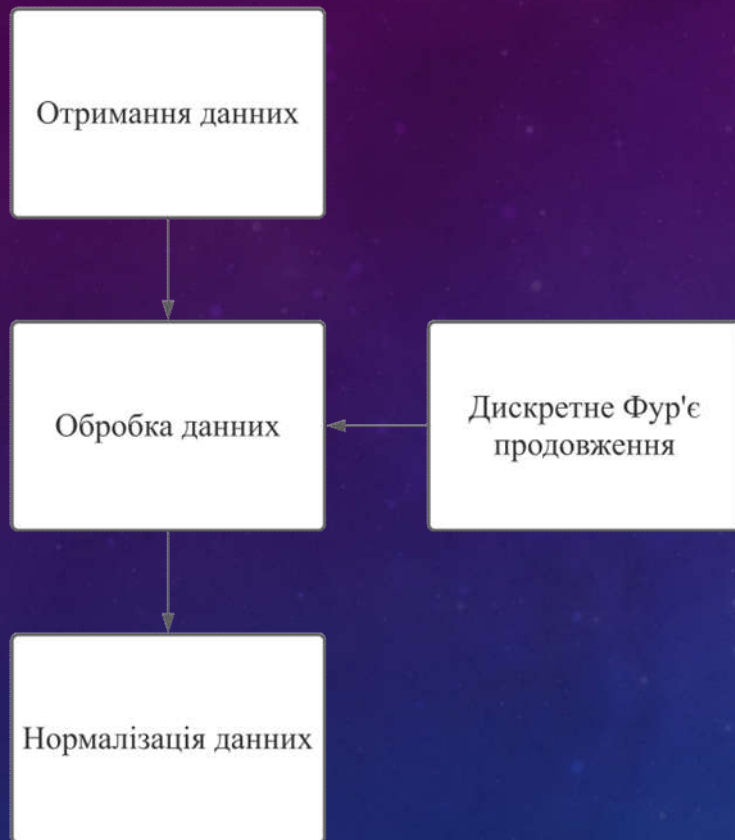
- Інформаційна система фінансово-економічного прогнозування на основі дискретного Фур'є продовження повинна враховувати сезонні коливання та часові тренди, з одночасним охопленням суттєвої кількості чинників. Вирішення цих питань доцільно реалізувати з використанням рядів Фур'є у поєднанні з нейронними мережами.
- Інформаційна система фінансово-економічного прогнозування на основі дискретного Фур'є продовження повинна враховувати сезонні коливання та погодні тенденції, одночасно охоплюючи значну кількість факторів. Рішення цих проблем слід застосовувати, використовуючи ряди Фур'є у поєднанні з нейронними мережами

МОДУЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ

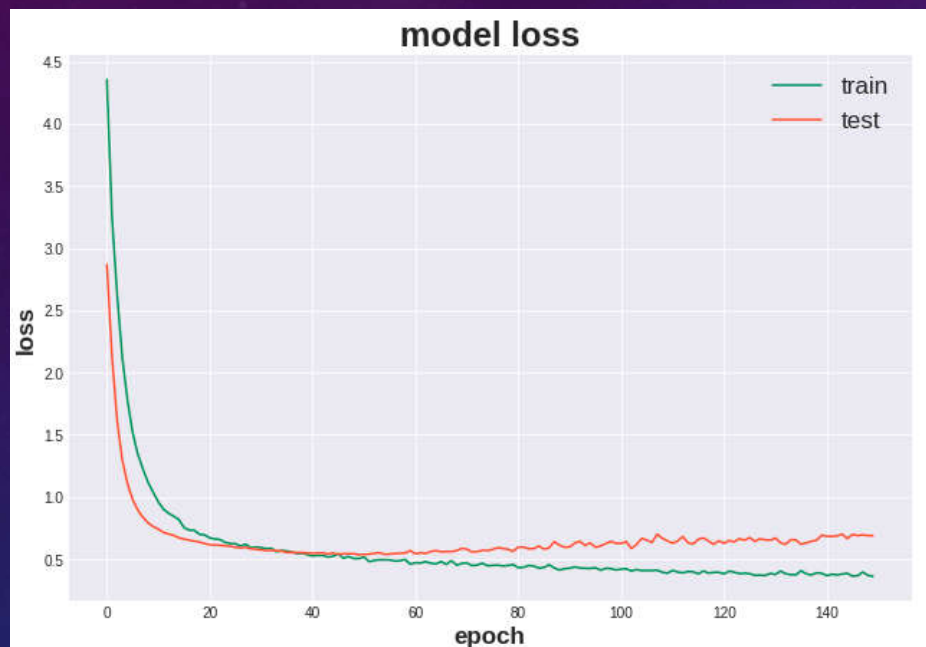
- Мережа вчиться видавати бажаний набір виходів Y для деякого входу X . Кожен такий вхід (або вихідний) набір розглядається як вектор. Навчання виконується шляхом послідовного представлення вхідних векторів з одночасним регулюванням ваг за певною процедурою. У процесі навчання ваги мережі поступово стають такими, що кожен вхідний вектор виробляє вихідний вектор. Існують алгоритми навчання у вчителя та без вчителя, детерміновані та стохастичні.

ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ

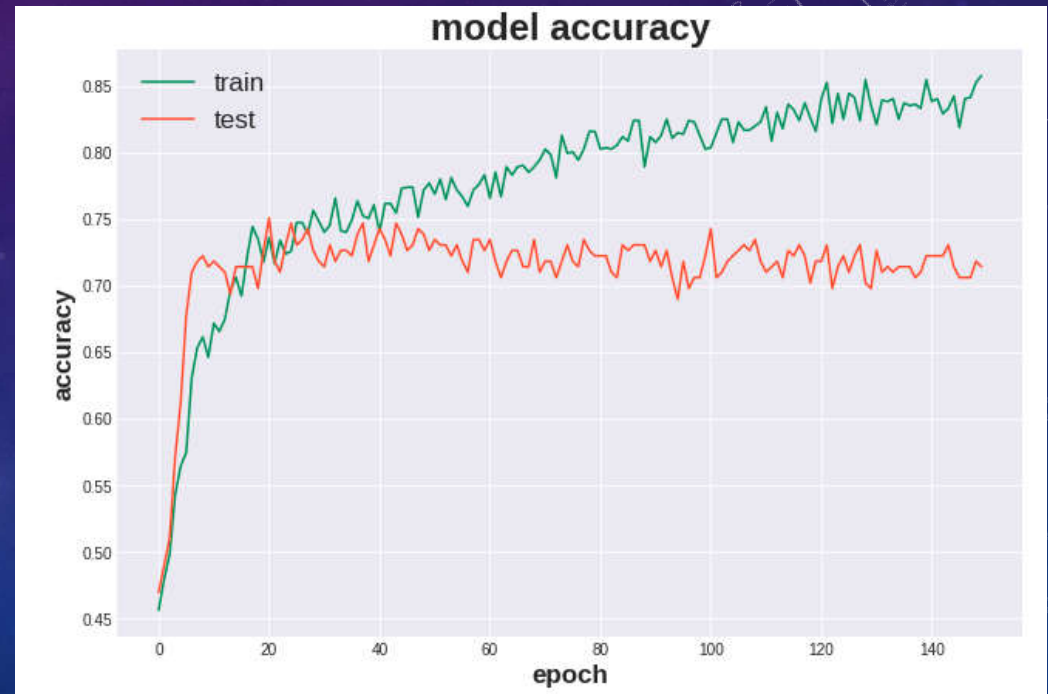
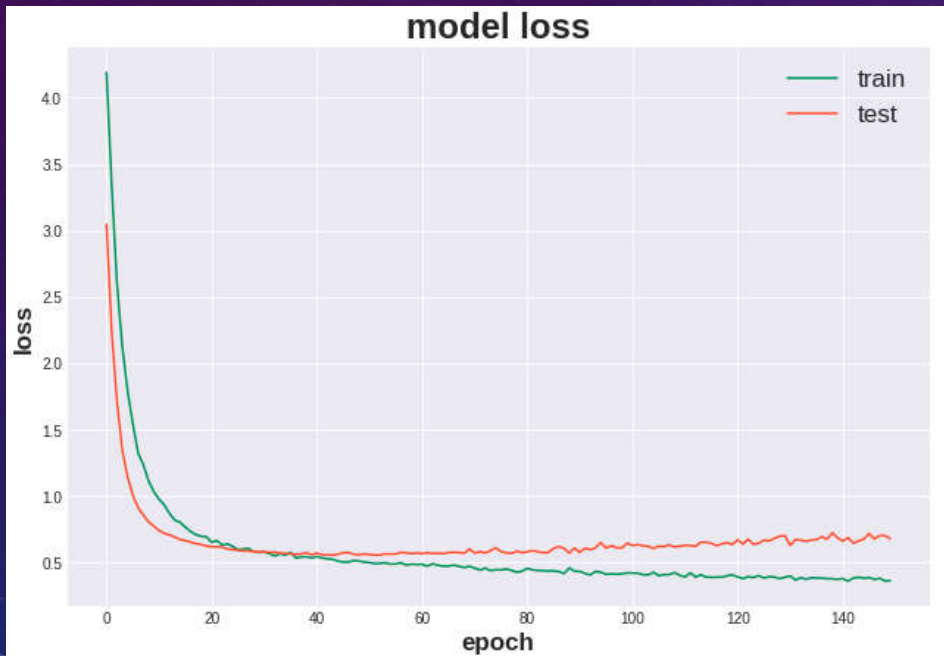




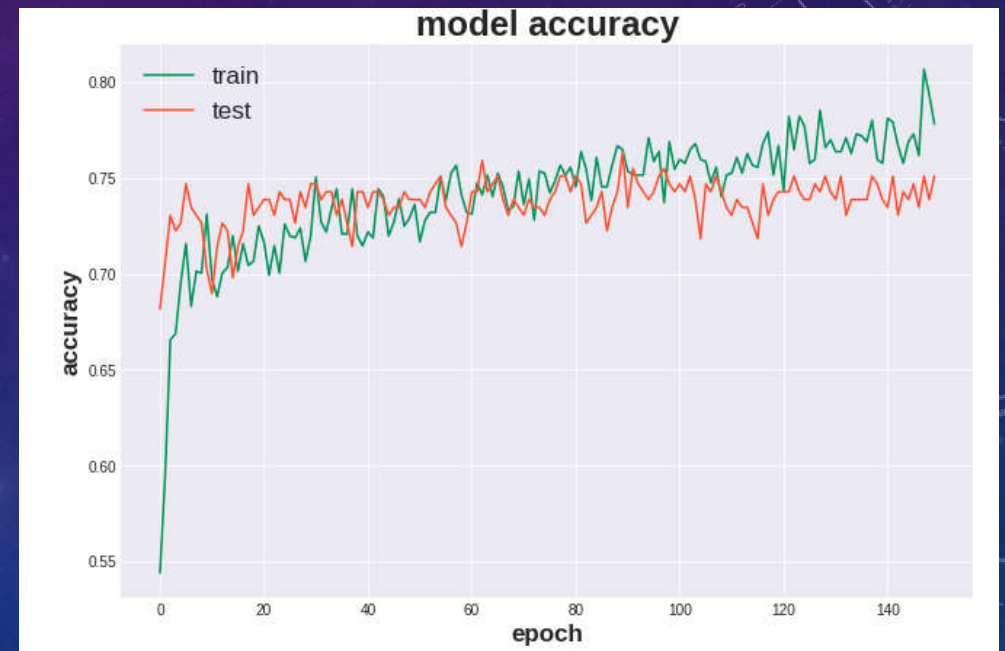
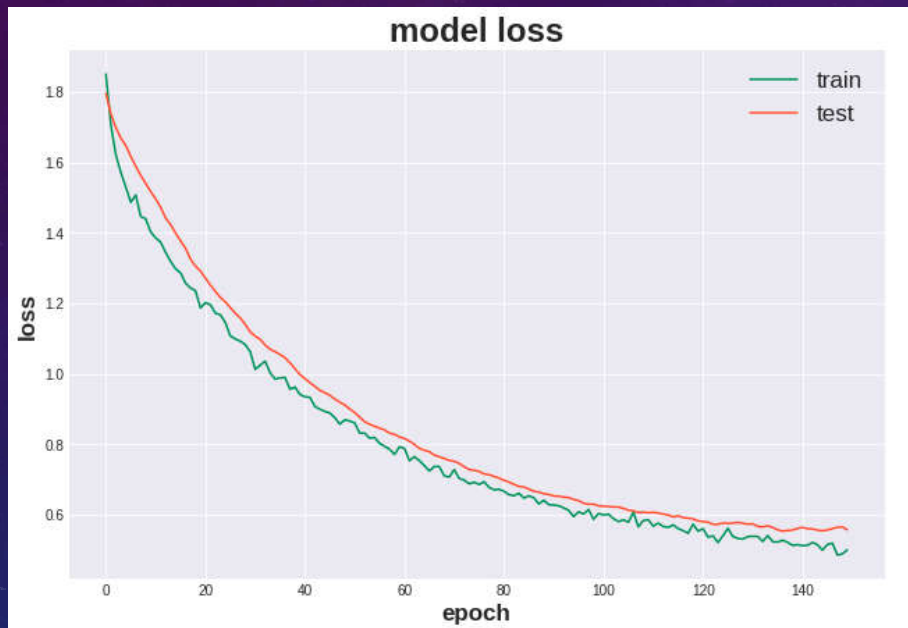
АПРОБАЦІЯ ДОВГОЇ КОРОТКОЧАСНОЇ ПАМ'ЯТІ



БАШАТОШАРНА

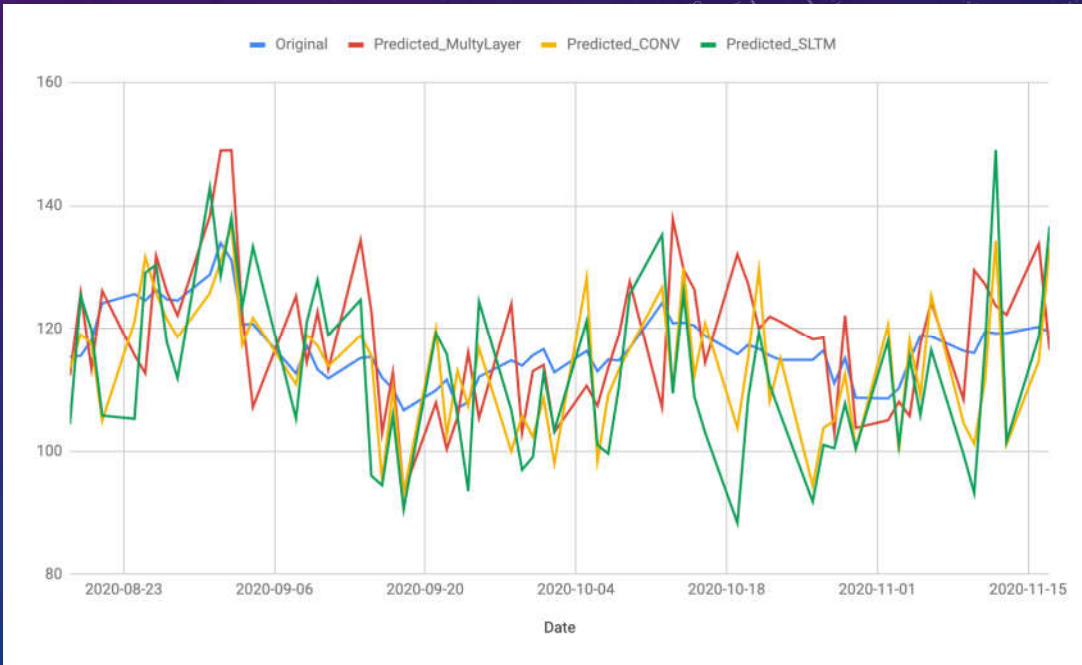


ЗГОРТКОВА



ВИСНОВКИ

Date	Original	Predicted_MultyLayer	Predicted_CONV	Predicted_SLTM
2020-09-01	133.949	148.958	130.965	128.599
2020-09-02	131.174	148.992	136.843	138.073
2020-09-03	120.672	122.439	117.287	123.477
2020-09-04	120.752	107.165	121.783	133.307
2020-09-08	112.626	125.302	110.837	105.304
2020-09-09	117.118	114.443	118.960	121.050
2020-09-10	113.295	122.704	117.182	127.950
2020-09-11	111.807	113.280	113.808	118.906
2020-09-14	115.161	134.410	118.849	124.705
2020-09-15	115.341	122.842	115.510	96.010
2020-09-16	111.937	102.949	95.103	94.460
2020-09-17	110.150	112.811	110.239	105.833
2020-09-18	106.656	93.323	93.108	90.567
2020-09-21	109.890	107.860	120.015	119.209
2020-09-22	111.617	100.332	102.616	115.814
2020-09-23	106.936	105.482	113.057	105.732
2020-09-24	108.034	116.044	107.357	93.533
2020-09-25	112.087	105.401	116.719	124.429
2020-09-28	114.762	124.020	99.974	106.663
2020-09-29	113.894	103.021	105.758	96.986
2020-09-30	115.611	113.012	102.342	99.051



Anti-Plagiarism v-15.257

Максимальне співпадіння з одним документом 3.0%

Словники перевірки: en_US, ru_RU, ua_UA. **Помилки в документах: 10%**

ID: 81739 Назва: Інформаційна технологія фінансово-економічного прогнозування на основі дискретного Фур'є-продовження Додано в БД: 2020-11-30 Автора: Білик Павло Русланович Керівники: Пасічник О.А. Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	71953	604	3624 (5%)	32 (5%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

РІШЕННЯ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Інформаційна система фінансово-економічного прогнозування на основі дискретного Фур'є продовження

Автор: Білик П.Р.

Спеціальність: 122 Комп'ютерні науки

Науковий керівник: к.т.н., доцент Пасічник О.А.

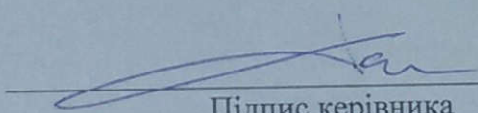
Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

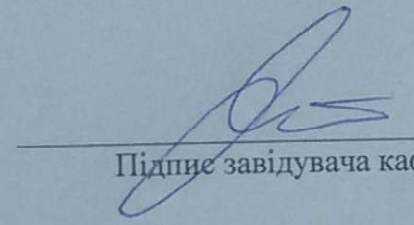
№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту.	відповідає
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи	-
3	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	-
4	Інше:	-

Підтвердження: Виявлені запозичення не є плагіатом т.я. розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, складають 10% та мають посилання на приведений список літературних джерел

08.12.2020

Дата


Підпис керівника


Підпис завідувача кафедри

ВІДГУК ОПОНЕНТА
на дипломну роботу магістра

Магістра гр. КНМ-19-1 Білика Павла Руслановича

На тему: Інформаційна система фінансово-економічного прогнозування на основі дискретного Фур'є продовження

1. Актуальність і значення теми

На даний час актуальною задачею є прогнозування часових рядів економічної динаміки в дослідженні фінансово-економічних систем різної складності. Впровадження інформаційних систем в різних сферах діяльності людини є глобальним трендом сучасного розвитку техніки та технологій. Одним з найбільш ефективним інструментом є нейронні мережі.

2. Оцінка якості та достовірності проведених досліджень.

Отримані результати добре співвідносяться з результатами, наведеними в наукових роботах і довідниках.

3. Оцінка запропонованих заходів та пропозицій, практичної цінності та ефективності.

Проведені дослідження представляють науково-технічну цінність, є ефективним дослідженням в галузі прогнозування фінансово-економічних часових рядів, їх можна використати з метою підвищення стійкості ріжучого інструменту.

4. Загальний висновок та оцінка

Робота виконана в повному обсязі. Досліджені та проаналізовані дані за допомогою комплексу входять в рамки допустимих відхилень. Пояснювальна записка оформлена в відповідності з нормами. Відмічені недоліки не знижують цінності дипломної роботи. За своєю структурою, практичними цінностями, поставленій меті та вирішеними задачами робота відповідає вимогам вищої школи і вимогам, що пред'являються до освітньо-кваліфікаційного рівня «магістр», а її автор Білик П.Р. заслуговує присвоєння кваліфікації магістра з комп'ютерних наук та інформаційних технологій.

Робота заслуговує на оцінку «відмінно».

Опонент Духо О.В., д.т.н., к.т.н., зоб. к.п.р. ТАН ХНУ