

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

Факультет прикладної математики

Кафедра системного програмування і спеціалізованих комп'ютерних систем

«На правах рукопису»
УДК _____

До захисту допущено:

Завідувач кафедри

_____ Віталій РОМАНКЕВИЧ

« ____ » _____ 2024 р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра

за освітньо-професійною програмою «Системне програмування та спеціалізовані комп'ютерні системи»

зі спеціальності 123 «Комп'ютерна інженерія»

на тему: «Засоби прогнозування фінансових показників банку з використанням нейронної мережі»

Виконав:

студент II курсу, групи КВ-21 мп

Абрамов Єгор Віталійович

Науковий керівник:

Проф., д.т.н., проф.

Романкевич Віталій Олексійович

Консультант:

Ст. викладач

Дробязко Ірина Павлівна

Рецензент:

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації немає запозичень з праць інших авторів без відповідних посилань.

Студент: Абрамов Єгор Віталійович

Київ – 2024 року

**Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»**

Факультет прикладної математики

Кафедра системного програмування і спеціалізованих комп'ютерних систем

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 123 «Комп'ютерна інженерія»

Освітньо-професійна програма «Системне програмування та спеціалізовані комп'ютерні системи»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Віталій РОМАНКЕВИЧ

«__» _____ 2022 р.

**ЗАВДАННЯ
на магістерську дисертацію студенту
Абрамов Єгор Віталійович**

1. Тема дисертації «Засоби прогнозування фінансових показників банку з використанням нейронної мережі», науковий керівник дисертації Романкевич Віталій Олексійович, проф., д.т.н., проф., затверджені наказом по університету від «9» листопада 2023 р. №5217-с
2. Термін подання студентом дисертації 10 січня 2024 р.
3. Об'єкт дослідження – процеси прогнозування фінансових показників банківських установ.
4. Предмет дослідження – методи, моделі та програмні засоби для прогнозування фінансових показників банківських установ.
5. Перелік завдань, які потрібно розробити: аналіз існуючих способів для прогнозування фінансових показників банку; розробка системи для прогнозування фінансових показників банку; експериментальне дослідження ефективності розробленої системи для прогнозування фінансових показників.
6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу – презентація
7. Перелік публікацій:
 - 1) X Міжнародна науково-технічна Internet-конференція «Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення систем керування

організаційно-технічними та технологічними комплексами». 24 листопада 2023 р. – К.: НУХТ, 2023.

2) Прикладна математика та комп'ютинг. XVI науково-практична конференція магістрантів та аспірантів ПМК-2023 факультету прикладної математики 28 - 30 листопада 2023 р., Київ. – К.:КПІ, 2023.

8. Консультанти розділів дисертації*

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1	Ст. викладач Дробязко І. П.	01.11.2022	20.03.2023
2	Ст. викладач Дробязко І. П.	21.03.2023	29.06.2023
3	Ст. викладач Дробязко І. П.	30.06.2023	03.10.2023
4	Ст. викладач Дробязко І. П.	04.10.2023	15.12.2023

9. Дата видачі завдання 1 листопада 2022р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Вивчення літератури за тематикою МД	20.02.2023	
2	Розроблення та узгодження технічного завдання	20.03.2023	
3	Аналіз існуючих рішень	20.05.2023	
4	Підготовка матеріалів розділів МД	20.08.2023	
5	Розроблення програмного забезпечення	03.10.2023	
6	Тестування розробленого програмного забезпечення	20.11.2023	
7	Оформлення документації МД	20.12.2023	
8	Попередній розгляд магістерської дисертації на кафедрі	25.12.2023	

Студент

Єгор АБРАМОВ

Науковий керівник

Віталій РОМАНКЕВИЧ

РЕФЕРАТ

Актуальність теми. В сучасному економічному середовищі значно зростає вагомість прогнозування, яке перетворюється на важливу складову процесу ухвалення рішень.

Основою прогнозування в економіці слугує економіко-математичне моделювання, що дозволяє виконувати аналіз очікуваних подій та варіантів розвитку ситуацій. Математичне моделювання використовує різні методи аналізу та підходи.

В економічному середовищі адаптивне моделювання займає дуже значну роль. Воно дозволяє більш точно відображати поточний стан економічних процесів, враховуючи їх динамічну природу і постійну еволюцію. Адаптивні моделі, на відміну від традиційних, можуть ефективно враховувати зміни в економічній системі, що є критично важливим в умовах реформ.

В цілому, важливість і складність прогнозування в сучасній економіці, в тому числі і в діяльності банків, зумовлює необхідність подальших досліджень та розвитку в цій галузі, розробки більш точних та надійних інструментів для аналізу стану та прогнозування показників фінансових показників банку.

Мета роботи: створення системи прогнозування фінансових показників банку з використанням нейронної мережі шляхом визначення ефективних способів аналізу фінансових показників банку

Об'єктом дослідження є процеси прогнозування фінансових показників діяльності банківських установ.

Предметом дослідження є методи, моделі і програмні засоби прогнозування фінансових показників банку.

Методи досліджень: порівняльний та емпіричний методи, моделювання, прогнозування, теорія нейронних мереж, машинне навчання.

Наукова новизна:

- запропоновано спосіб прогнозування, який поєднує використання методу передбачення умовної ймовірності екстремальних подій на основі моделі переходу станів та методу побудови моделі симетрії на коротких часових масштабах;
- запропоновано використання нейронної мережі для прогнозування фінансових показників банку;
- виконано програмну реалізацію запропонованих способів прогнозування фінансових показників.

Практична цінність: розроблені засоби прогнозування фінансових показників сприятимуть підвищенню точності прогнозування чистого прибутку банку в органічних умовах.

Апробація результатів дисертації: основні положення і результати роботи представлені та обговорювались на конференціях:

- X Міжнародна науково-технічна Internet-конференція «Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення систем керування організаційно-технічними та технологічними комплексами». 24 листопада 2023 р. – К.: НУХТ, 2023.
- Прикладна математика та комп'ютинг. XVI науково-практична конференція магістрантів та аспірантів ПМК-2023 факультету прикладної математики 28 - 30 листопада 2023 р., Київ, Україна. – К.:КПІ, 2023.

Публікації: за темою досліджень опубліковано 2 наукові праці – тези доповідей на конференціях.

Структура та обсяг роботи: магістерська дисертація складається з вступу, чотирьох розділів, висновку, списку використаних джерел та додатків.

Вступ містить опис проблем, що виникають при прогнозуванні фінансових показників банку, а також актуальність напрямку досліджень.

Перший розділ містить основні теоретичні відомості щодо існуючих способів прогнозування фінансових показників банку, також виконано їх аналіз. У розділі наведено огляд праць як закордонних, так і вітчизняних вчених, присвячених методам прогнозування.

Другий розділ містить аналіз підходів до прогнозування фінансових показників банку із застосуванням нейронних мереж. Також у розділі представлено дослідження математичних моделей для прогнозування фінансових показників банку.

Третій розділ містить опис запропонованих рішень та їх програмної реалізації, а також програмних модулів для прогнозування фінансових показників банку.

Четвертий розділ містить аналіз результатів, отриманих під час проведення експериментальних досліджень та порівняння з існуючими алгоритмами прогнозування.

Висновки містять підсумки виконаної роботи.

Магістерська дисертація представлена на 74 аркушах, містить 4 додатка, 35 джерел, 16 рисунків і 8 таблиць.

Ключові слова: прогнозування фінансових показників банку, математична модель, нейронна мережа, чистий прибуток.

ABSTRACT

Actuality of theme. In today's economic environment, forecasting is becoming increasingly important, and it is becoming an important part of the decision-making process.

The basis of forecasting in the economy is economic and mathematical modeling, which allows to analyze expected events and options for the development of situations. Mathematical modeling uses various analysis methods and approaches.

Adaptive modeling plays a very significant role in the economic environment. It allows to more accurately reflect the current state of economic processes, taking into account their dynamic nature and constant evolution. Adaptive models, unlike traditional ones, can effectively take into account changes in the economic system, which is critical in the context of reforms.

In general, the importance and complexity of forecasting in the modern economy, including in the activities of banks, necessitates further research and development in this area, the development of more accurate and reliable tools for analyzing the state and forecasting the bank's financial performance indicators.

Purpose: to create a system for forecasting the financial performance of the bank using a neural network by identifying effective ways to analyze the financial performance of the bank

The object of research is the processes of forecasting financial performance of banking institutions.

The subject of the study is methods, models and software tools for forecasting the financial performance of the bank.

Research methods: comparative and empirical methods, modeling, forecasting, neural network theory, machine learning.

Scientific novelty:

- A forecasting method is proposed that combines the use of a method for predicting the conditional probability of extreme events based on a state transition model and a method for building a symmetry model on short time scales;
- Using of a neural network for forecasting the financial performance of a bank is proposed;
- Software implementation of the proposed methods for forecasting financial indicators.

Practical value: the developed tools for forecasting financial indicators will help to improve the accuracy of forecasting the bank's net profit in organic conditions.

Approval of the results of the dissertation: the main provisions and results of the work were presented and discussed at conferences:

- X International Scientific and Technical Internet Conference "Modern Methods, Information, Software and Technical Support of Management Systems for Organizational, Technical and Technological Complexes". November 24, 2023 - K.: NUFT, 2023.
- Applied Mathematics and Computer Science. XVI Scientific and Practical Conference of Undergraduate and Postgraduate Students PMK-2023 of the Faculty of Applied Mathematics, November 28-30, 2023, Kyiv, Ukraine - K.: KPI, 2023.

Publications: 2 scientific papers were published on the topic of research - abstracts at conferences.

Structure and scope of the work: the master's thesis consists of an introduction, four chapters, a conclusion, a list of references and appendices.

The introduction contains a description of the problems that arise when forecasting the financial performance of a bank, as well as the relevance of the research area.

The first section contains basic theoretical information on the existing methods of forecasting bank financial performance, and their analysis. The section provides an overview of the works of both foreign and domestic scholars on forecasting methods.

The second section contains an analysis of approaches to forecasting bank financial indicators using neural networks. The section also presents a study of mathematical models for forecasting bank financial indicators.

The third section contains a description of the proposed solutions and their software implementation, as well as software modules for forecasting the bank's financial performance.

The fourth section analyzes the results obtained during the experimental studies and compares them with existing forecasting algorithms.

The conclusions summarize the work performed.

The master's thesis is presented on 74 pages, contains 4 appendix, 35 sources, 16 figures and 8 tables.

Keywords: forecasting of financial indicators of a bank, mathematical model, neural network, net profit.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	12
РОЗДІЛ 1 СУТНІСТЬ ТА ОСОБЛИВОСТІ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ БАНКІВСЬКИХ УСТАНОВ	12
1.1 Способи аналізу фінансових показників.....	14
1.2 Аналіз існуючих рішень для прогнозування фінансових показників банку	25
Висновки до розділу 1	32
РОЗДІЛ 2 МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ БАНКУ	33
2.1 Аналіз підходів до прогнозування фінансових показників банку із застосуванням нейронних мереж	33
2.2 Дослідження математичних моделей для прогнозування фінансових показників банку	37
2.3 Моделювання оптимізаційного рішення.....	45
Висновки до розділу 2	48
РОЗДІЛ 3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ЗАСОБІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ БАНКУ	50
3.1 Інформаційне забезпечення системи	50
3.2 Розробка компонентів системи прогнозування фінансових показників банку	54
Висновки до розділу 3	61
РОЗДІЛ 4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ	62
4.1 Тестування системи прогнозування фінансових показників банку	62
4.2 Верифікація результатів дослідження	64
Висновки до розділу 4	68
ВИСНОВКИ.....	69
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	71
ДОДАТКИ	
Додаток 1. Таблиця	
Додаток 2. Презентація	
Додаток 3. Лістинг програми	

Додаток 4. Публікації за темою дисертації

ВСТУП

Роль прогнозування і масштаби його практичного застосування в сучасній економіці значно зросли. Незважаючи на це, питань «що буде» стає все більше і більше, а впевнених відповідей – менше і менше. Тривале реформування породжує такі процеси, закономірності розвитку які мало відомі вітчизняній економічній науці. Недостатньо чітке уявлення про внутрішні механізми розвитку цих процесів і відсутність стійких закономірностей у функціонуванні економіки країни, роблять проблематичним застосування старого багажу знань для побудови адекватних моделей і отримання з їх допомогою надійних прогнозних оцінок.

У той же час загальні принципи і логіка підготовки рішень в ринковій економіці передбачають аналіз очікуваних подій і прогнозних варіантів можливого розвитку.

В економічних дослідженнях найбільшого поширення набули моделі, в адаптивному механізмі яких використовується процедура експоненціального згладжування. І це не випадково. За допомогою експоненціального згладжування вдається побудувати адаптивні моделі в типових для прогнозування економічних умовах, коли відсутня інформація про характер змін їх динамічних характеристик. Відсутність інформації змушує використовувати єдино розумне в такій ситуації припущення про повільний дрейф цих характеристик. У самій моделі це припущення реалізується за допомогою процедури експоненціального згладжування.

Розвиток адаптивного прогнозування економічних процесів в даний час здійснюється в двох напрямках. Перший напрям пов'язаний з ускладненням структурних характеристик прогнозних моделей, а другий – з вдосконаленням їх адаптивного механізму. Кожен з напрямків отримав достатній розвиток в моделях прогнозування по одновимірним часовим рядам. У меншій мірі це відноситься до моделей, що використовуються в аналітичних цілях. І зовсім не розроблені питання, пов'язані з проблемою

розширення сфери застосування принципів адаптації при вирішенні сучасних завдань перспективного аналізу процесів економіки перехідного періоду.

Це визначає актуальність знаходження ефективних засобів прогнозування фінансових показників в умовах сучасної економіки.

Метою кваліфікаційної роботи є розробка системи для прогнозування фінансових показників банку.

РОЗДІЛ 1

СУТНІСТЬ ТА ОСОБЛИВОСТІ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ БАНКІВСЬКИХ УСТАНОВ

1.1 Способи аналізу фінансових показників

Сучасні дослідження, у рамках фінансової науки, поділяються на різні напрямки вирішення питання аналізу фінансових рядів. До їх числа варто віднести: генетичні алгоритми, які характеризуються застосуванням випадкового підбору, комбінування і варіації шуканих параметрів із використанням механізмів, аналогічних природному відбору у природі [1,2]; нейронні мережі, які побудовані за принципом організації та функціонування біологічних нейронних мереж – мереж нервових клітин живого організму [3]; нечіткі методи, в основі яких лежить нечітка множина, як об'єкт з функцією приналежності елемента до безлічі, що приймає будь-які значення в інтервалі $[0, 1]$, а не тільки 0 або 1 [4]; та багато інших. Проте, важливо зазначити, що при аналізі ринкової динаміки жоден із наведених методів не може врахувати таку властивість ринку, як самоорганізація, тому застосування даних методів, для вирішення питання є не актуальним.

Масштабність фінансових часових рядів з фрактальними властивостями вимагає застосування єдиного універсального механізму, який приводить до аналізу фрактальності динамічних процесів, що виникають в економічних системах. Пошук такого механізму є одним з найактуальніших завдань науки сьогодення.

Фундаментальними фрактальними характеристиками часового ряду є показник Херста H , індекс фрактальності μ , розмірність Хаусдорфа D , спектральний показник b [3].

Таблиця 1.1 – Значення варіацій фрактальної розмірності

Позначення Найменування	Пряма лінія	Випадковий ряд	Нескінчений лінійний тренд
Показник Херста (H)	$H \approx 0$	$H = 0,5$	$H = 1$
Фрактальна розмірність D	$D \approx 0$	$D = 1,5$	$D = 1$
Фрактальна розмірність A	$A \rightarrow 0$	$A = 2$	$A = 1$

Індекс μ вимагає на два порядки менше даних в порівнянні з іншими фрактальними параметрами. Теоретично, при однаковій кількості даних, індекс фрактальності повинен обчислюватися більш точно, ніж показник Херста, оскільки для його визначення використовується мінімальне i , отже, оптимальне покриття тимчасового ряду.

Моделі та методи аналізу часових рядів складають сукупність послідовних дій, необхідних для функціонального уявлення результату. Їх загальна класифікація наведена на рис. 1.1.

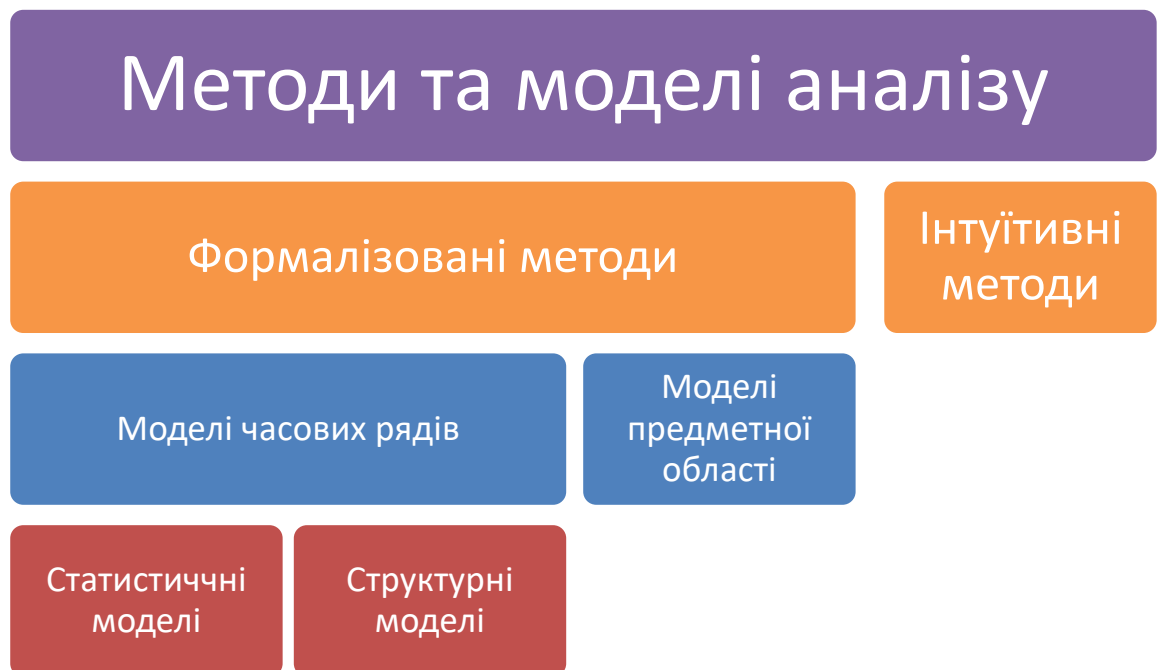


Рисунок 1.1 – Загальна класифікація моделей та методів аналізу часових рядів

Метод прогнозування є поняттям ширшим за модель аналізу. На першому етапі методи прогнозування умовно діляться на дві групи: формалізовані, які за своєю суттю включають математичні моделі, тобто визначають таку математичну залежність, яка дозволяє обчислити майбутнє значення процесу, тобто зробити прогноз, та інтуїтивні, які працюють з судженнями і оцінками експертів. Останні – це методи вирішення складних неформалізованих проблем за допомогою отримання прогнозних оцінок стану розвитку об'єкта в майбутньому, незалежно від інформаційної забезпеченості методом експертних оцінок, застосовуються вони переважно у маркетингу, економіці, політиці [8], оскільки система, поведінка якої необхідно спрогнозувати, або дуже складна і не піддається математичному опису, або дуже проста і такого опису не потребує.

Формалізовані методи прогнозування поділяються на:

- моделі предметної області – математичні моделі прогнозування, для побудови яких використовують закони предметної області. У таких моделях використовуються залежності, властиві конкретній предметній області. Такого роду моделям властивий індивідуальний підхід в розробці;
- моделі часових рядів, які є математичними моделями прогнозування, що прагнуть знайти залежність майбутнього значення від минулого всередині самого процесу і на цій залежності обчислити прогноз. Ці моделі універсальні для різних предметних областей, тобто їх загальний вигляд не змінюється в залежності від природи тимчасового ряду.

Останні поділяють на статистичні та структурні. Статистичні методи – це різновид математичних методів прогнозування, які дозволяють побудувати динамічні ряди на перспективу. Статистичні методи прогнозування охоплюють:

- розробку, вивчення і застосування сучасних математико-статистичних методів прогнозування на основі об'єктивних даних (в тому

числі непараметричних методів найменших квадратів з оцінюванням точності прогнозу, адаптивних методів, методів авторегресії і інших);

- розвиток теорії і практики ймовірно-статистичного моделювання експертних методів прогнозування, в тому числі методів аналізу суб'єктивних експертних оцінок на основі статистики нечислових даних;

- розробку, вивчення і застосування методів прогнозування в умовах ризику і комбінованих методів прогнозування з використанням спільно економіко-математичних і економетричних (як математико-статистичних, так і експертних) моделей.

До статистичних моделей (статистичних методів) прогнозування, в яких функціональна залежність між майбутніми та фактичними значеннями часового ряду, а також зовнішніми чинниками, якщо такі враховуються, задана аналітично, тобто формулою, варто віднести:

- множинну лінійну регресію;
- стохастичні часові ряди;
- загальне експоненціальне згладжування;
- простір станів;
- опорні вектори регресії.

До структурних моделей (методів штучного інтелекту), в яких функціональна залежність між майбутніми та фактичними значеннями часового ряду, а також зовнішніми факторами задана структурно, наприклад, у вигляді графу, варто віднести:

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

Послідовність, яка описує поведінку певного ринкового процесу, являє собою фінансовий часовий ряд. За зовнішнім виглядом графіку неможливо визначити, чи належать дані до тижневих, добових або ж годинних змін. Це

головний аспект фрактальності. Фінансові часові ряди з фрактальною структурою, відрізняються нелінійною динамікою, хаотичністю, нестационарністю, невизначеністю та значним рівнем зашумленості.

Наразі для прогнозування часових рядів використовується ряд методів. Регресійний аналіз є математичним методом, який базується на безлічі інших методів для моделювання та аналізу декількох змінних, коли основна увага приділяється взаємозв'язку між залежною змінною і однією або декількома незалежними [11]. У сфері статистичного моделювання це поняття являє собою дослідження, що застосовується з метою оцінки взаємозв'язку між змінними. Однією з головних ознак регресійного аналізу виступає функція регресії, яка може бути описана за допомогою розподілу ймовірностей.

Метою регресійного аналізу є визначення залежності між вихідною змінною і безліччю регресорів.

Специфіка побудови регресійних моделей для часових рядів полягає у можливій присутності лінійної залежності (високим ступенем кореляції) між пояснюючими змінними.

Так як залежність дійсно є, то обчислювальні процедури будуть володіти мультиколінеарністю і поганою обумовленістю, а оцінки коефіцієнтів моделі – поганими статистичними властивостями [12].

Для оцінки параметрів регресії використовується метод головних компонент, який може бути віднесений до числа робастних (стійких) методів. У ньому в якості нових змінних використовуються лінійні комбінації пояснюючих змінних, які вибрані так, щоб кореляції між новими змінними були малі або взагалі були відсутні, що дозволяє обійти зазначені труднощі.

Однією з характеристик якості регресійної моделі може служити коефіцієнт детермінації або його модифікація – скоригований коефіцієнт детермінації, який є несуміщеною оцінкою істинного коефіцієнта детермінації.

Оцінки коефіцієнтів моделі мають (в асимптотиці) розподіл Стюдента. На цьому заснована перевірка гіпотези про рівність коефіцієнтів нулю і побудова довірчих меж для коефіцієнтів.

Для перевірки наявності автокореляції залишків зазвичай застосовують коефіцієнт Дарбіна-Уотсона (наявність або відсутність кореляції за часом в помилках системи).

Для моделювання часових рядів пропонується використовувати моделі типу AutoRegressive Fractional Integrated Moving Average (ARFIMA) та Fractional Integrated Generalized AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity (FIGARCH) [17]. Перші – дрібно-інтегровані моделі авторегресії-ковзного середнього є розширенням моделі ARIMA, яка, у свою чергу, є інтегрованою моделлю авторегресії – змінного середнього – модель і методологія аналізу часових рядів. ARIMA є розширенням моделей ARMA для нестационарних часових рядів, які можна зробити стаціонарними взяттям різниць деякого порядку від вихідного часового ряду.

Другі – дрібно-інтегровані узагальнені авторегресійні моделі умовної гетероскедастичності, в яких умовна дисперсія залежить також від минулих значень самої умовної дисперсії.

ARIMA-моделі можна привести до стаціонарності за допомогою послідовного диференціювання спостережень. Аналіз часового ряду починається, як правило, з визначення параметра d процесу $ARIMA(p, d, q)$ – порядку інтегрованості часового ряду. Зазвичай розглядають два окремих випадки: 0 і 1. У випадку, коли $d = 0$, часовий ряд має коротку пам'ять, а при $d = 1$ кожний окремий вплив на часовий ряд триває нескінченно довго, що не враховує проміжні випадки довгої пам'яті та є обмеженим і приватним. Існує узагальнена модель ARIMA для дрібного диференціювання, також була введена нова модель ARFIMA, яка дозволяє моделювати ефекти довгої і короткої пам'яті [17].

Моделі ARFIMA передбачають використання дробових порядків різниць, оскільки теоретично порядок інтегрованості d тимчасового ряду

може бути не цілою величиною, а дробовою. Для розуміння сутності дрібного інтегрування необхідно розглянути розкладання оператора взяття d -ої різниці у статичний ряд за ступенями лагового оператора для дрібних d (розкладання в ряд Тейлора):

$$\Delta^d = (1 - L)^d = \sum_{k=0}^{\infty} (-1)^k \frac{\prod_{j=0}^{k-1} (d - j)}{k!} L^k \quad (1.1)$$

де L – лагів оператор;

k – порядок інтегрування.

Для моделювання мінливості волатильності часових рядів в часі зазвичай вдаються до використання моделей сімейства GARCH – аналогічно моделі ARFIMA для ARCH, узагальнюючи її на дробовий випадок, вводиться модель із частковим порядком інтегрування FIGARCH для GARCH [17].

Авторегресійні інтегровані моделі середнього ковзного (ARIMAX) розширюють моделі ARIMA шляхом включення екзогенних змінних X . Модель ARIMAX (p, d, q) є моделлю для деяких даних часових рядів Y_t та екзогенних даних X_t , де p – це число авторегресійних лагів, d – ступінь диференціювання та q – кількість переміщень середніх лагів:

$$\Delta^D Y_t = \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta^D Y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \epsilon_{t-j} + \sum_{m=1}^M \beta_m X_{m,t} + \epsilon_t \quad (1.2)$$

$$\epsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$$

Експоненціальне згладжування, як і метод ковзних середніх, для прогнозу використовує минулі значення часового ряду.

Експоненціальне згладжування передбачає постійне оновлення моделі за рахунок найбільш свіжих даних. Цей метод ґрунтується на усередненні (згладжування) часових рядів минулих спостережень у низхідному (експоненціально) напрямку. Тобто більш пізнім подіям присвоюється

більша вага. Вага присвоюється наступним чином: для останнього спостереження вагою буде величина α , для передостаннього - $(1 - \alpha)$, для того, яке було перед ним, - $(1 - \alpha)^2$ і т.д.

Звичайне експоненціальне згладжування застосовується в разі відсутності в даних тренда або сезонності. У цьому випадку прогноз є зваженою середньою всіх доступних попередніх значень ряду; ваги при цьому з часом геометрично зменшуються в міру просування в минуле (назад). Тому (на відміну від методу змінного середнього) тут немає точки, на якій ваги обриваються, тобто зануляються. Прагматично ясна модель простого експоненціального згладжування може бути записана наступним чином:

$$F_{t+1} = \alpha \cdot X_t + (1 - \alpha) \cdot F_t \quad (1.3)$$

де F_{t+1} – прогнозне (згладжене) значення на період $t + 1$;

α – параметр згладжування (smoothing parameter), або, інакше, фактор демпфірування (damping factor) – $(0 < \alpha < 1)$;

X_t – поточне значення часового ряду;

F_t – прогнозне значення на період t , або згладжене значення для періоду $t - 1$.

Слід зауважити, що значення згладжуючого параметра не може дорівнювати 0 або 1, так як в цьому випадку сама ідея експоненціального згладжування відкидається. Так, якщо альфа дорівнює 1, то прогнозне значення F_{t+1} збігається з поточним значенням ряду X_t , при цьому експоненціальна модель прагне до найпростішої «наївної» моделі, тобто в цьому випадку прогнозування є абсолютно тривіальним процесом. Якщо альфа дорівнює 0, то початкове прогнозне значення F_0 (initial value) одночасно буде прогнозом для всіх наступних моментів ряду, тобто прогноз в цьому випадку буде виглядати у вигляді звичайної горизонтальної лінії.

Проте, варіанти згладжуючого параметра, близькі до 1 або 0, є доволі поширеними. Так, якщо альфа близько до 1, то попередні спостереження часового ряду практично повністю ігноруються. У разі якщо альфа близько до 0, то ігноруються вже поточні спостереження. Значення альфа між 0 і 1 дають проміжні результати. Оптимальне значення альфа знаходиться в межах від 0,05 до 0,30 [18].

В цілому краще оцінювати оптимальне альфа за вихідними даними (за допомогою пошуку по сітці), а не використовувати штучні рекомендації. Проте, в разі якщо значення альфа, що перевищує 0,3, мінімізує ряд спеціальних критеріїв, то це вказує на те, що інша техніка прогнозування (із застосуванням тренда або сезонності) здатна забезпечити більш точні результати. Для знаходження оптимального значення альфа (тобто мінімізації спеціальних критеріїв) використовується квазіньютонівський алгоритм максимізації правдоподібності (вірогідності), який ефективніше звичайного перебору на сітці.

Відзначимо, що при використанні методів експоненціального згладжування важливим питанням завжди є визначення початкових умов (початкового прогнозного значення F_0). Процес вибору початкового значення згладженого ряду називається ініціалізацією, або, інакше, «розігрівом» моделі. Справа в тому, що початкове значення згладженого процесу може істотно вплинути на прогноз для подальших спостережень. З іншого боку, вплив вибору зменшується з довжиною ряду і стає некритичним при дуже великій кількості спостережень. В якості стартового значення використовують середнє динамічного ряду або перше фактичне значення часового ряду [16].

Також було запропоновано розширити модель простого експоненціального згладжування за рахунок включення в неї фактора росту, або інакше тренда.

Даний метод дозволяє врахувати присутність в даних лінійного тренду. Пізніше були запропоновані інші види трендів: експонентний, демпфирований тощо.

Було запропоновано удосконалити минулу модель з точки зору можливості опису впливу сезонних факторів.

Зокрема, він далі розширив модель Хольта за рахунок включення в неї додаткового рівняння, що описує поведінку сезонної компоненти (складової).

Структурні моделі сьогодення включають кілька способів представлення даних. Найбільш популярною є модель на основі штучних нейронних мереж.

Ідею штучної нейронної мережі (ШНМ) вперше описали математик Уолтер Піттс і нейропсихолог Уоррен Маккалок в 1943 році. ШНМ – це обчислювальна модель з величезним числом паралельно діючих процесів, об'єднаних безліччю зв'язків.

Структура тришарової нейронної мережі виглядає наступним чином (рис. 1.2):

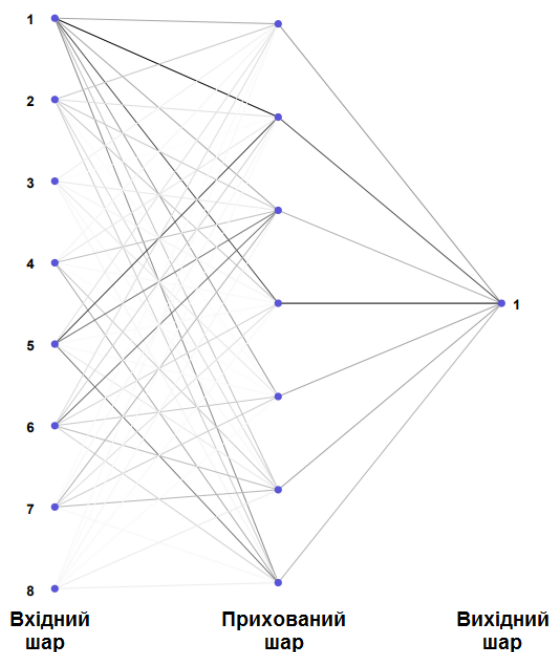


Рисунок 1.2 – Структура тришарової нейронної мережі

В мережі сигнал проходить пошарово в одному напрямку – від входу до виходу. На першому вхідному шарі нейрони не змінюють сигнал, а поширюють його на нейрони другого прихованого шару, на якому сигнали оброблюються, та формується вихідний нейрон.

У випадку використання більшої кількості шарів, логіка викладення аналогічна. Всі знання зберігаються у вагах.

Далі потрібно навчити нейромережу. Навчання нейромережі – це процес, заснований на відомих прикладах подій, які знаходять для набору ваг, та які мінімізують функцію втрат. Навчання є найголовнішим процесом у використанні нейронних мереж, оскільки саме від навчання найбільшою мірою залежить кінцевий результат.

Таким чином, за допомогою штучних нейронних мереж є можливість моделювання нелінійної залежності майбутнього значення часового ряду від його фактичних значень і від значень зовнішніх факторів.

Однак у випадку використання числових рядів із змінною фрактальною структурою, ШНМ, навчена на одній ділянці числового ряду, у більшості випадках не дозволяє одержувати задовільні результати прогнозування на іншій ділянці, де характер числового ряду змінився. Таким чином, обов'язково після кожної зміни структури часового ряду потрібно нове навчання нейронної мережі.

Ще одним істотним недоліком ШНМ є форма інтерпретації отриманих результатів, яка є незрозумілою людині, однак цей істотний недолік відсутній в апараті нечіткої логіки і при використанні моделей нечітких часових рядів.

На відміну від інших методів прогнозування, в умовах, коли більшості реальних подій властивий високий ступінь невизначеності, методи прогнозування на основі моделей нечітких часових рядів дозволяють здійснити найбільш адекватну оцінку майбутніх змін в соціально-економічних системах.

Доводиться, що будь-яка математична система може бути апроксимована системою, заснованою на нечіткій логіці, є можливість

стверджувати, що довільний взаємозв'язок може бути нескінченно точно описаний за допомогою формалізованих висловлювань природної мови «ЯКЩО-ТО».

Здійснення переходу до моделі нечіткого часового ряду, у рамках лінгвістичного представлення, ліквідує проблему штучних нейронних мереж щодо форми інтерпретації отриманих результатів.

На основі вищевикладеного, можна зазначити, що кількість наявних викладених у сучасній науковій літературі моделей аналізу фінансових часових рядів дозволяє варіювати особливостями часового ряду та підбирати модель прогнозування, найбільш підходящу до конкретної ділянки часового ряду, що особливо актуально для фінансових часових рядів з фрактальною структурою.

1.2 Аналіз існуючих рішень для прогнозування фінансових показників банку

В даний час для прогнозування економічних показників найчастіше застосовуються статистичні пакети програм, математичні пакети програм, аналітичні платформи, нейропакети, програми для автоматизації бізнесу та табличний процесор MS Excel. Ринок цього програмного забезпечення є досить динамічним: деякі програмні продукти з різних причин припиняють розвивати, і вони залишають ринок; натомість з'являються нові продукти; деякі статистичні програмні продукти припинили самостійне існування та складовими частинами увійшли до програм для автоматизації бізнесу або аналітичних платформ.

Аналіз останніх оглядів статистичного програмного забезпечення, що використовується, показав наступне:

1) в даний час у якості комп'ютерного інструменту для вирішення економетричних завдань найчастіше використовується табличний процесор MS Excel;

2) серед статистичних програмних продуктів у якості альтернативи розглядаються статистичні пакети загального призначення (STATISTICA, SPSS), спеціалізовані програми для аналізу часових рядів, математичний пакет прикладних програм;

3) у якості компромісу за критеріями «можливості програмного продукту» і «вартість» в даний час рекомендується використовувати програми для аналізу часових рядів, а також табличний процесор MS Excel;

4) у зазначених оглядах відсутнє порівняння можливостей статистичних програм із можливостями аналітичних платформ та програм для автоматизації бізнесу.

Загальні відомості про порівнюване програмне забезпечення, що має інструменти для прогнозування, представлено в табл. 1.2.

Таблиця 1.2 – Програмне забезпечення для прогнозування

Програмний продукт	Виробник
Статистичні пакети загального призначення	
IBM SPSS Statistics (раніше SPSS)	IBM (США) (до 2009 г. SPSS Inc.)
STATISTICA	Statsoft Inc. (США)
Програми для автоматизації бізнесу	
Forecast PRO	Business Forecasting System Inc. (США)
Нейропакет	
NeuroShell 2	Ward Systems Croup Inc. (США)
Табличний процесор	
Microsoft Excel	Microsoft Corporation (США)

Відомості про позиціонування програмних продуктів, що порівнюються, наведені в табл. 1.3.

Таблиця 1.3 – Позиціювання програмного забезпечення для прогнозування

Програмний продукт	Позиціонування
IBM SPSS Statistics	Повнофункціональна статистична система, призначена для вирішення дослідницьких та бізнес-завдань за допомогою аналізу даних
STATISTICA	Потужні та зручні у використанні інструменти для статистичного та графічного аналізу, прогнозування, data mining, створення власних додатків користувача, інтеграції, спільної роботи, web-доступу.
Forecast PRO	Програмне забезпечення для розрахунку прогнозів та розробки планів. Механізм прогнозування продукту Forecast PRO Expert Selection у 2020 р. показав найкращі результати на незалежному конкурсі з прогнозування, в якому порівнювали 24 програмні продукти при прогнозуванні 3003 часових рядів попиту у різних галузях.
NeuroShell 2	Універсальний пакет, призначений для нейромережевого аналізу даних.
Microsoft Excel	Потужний інструмент, який використовується для створення та форматування електронних таблиць, аналізу даних та обміну інформацією для прийняття управлінських рішень.

Для прогнозування економічних показників переважно використовуються методи регресійного аналізу, аналізу часових рядів і штучні нейронні мережі. Порівняння програмного забезпечення, що розглядається, за реалізованими в них методами економетрики та прогнозування наведено в табл. 1.4-1.6.

Таблиця 1.4 – Методи регресійного аналізу у програмному забезпеченні

Метод регресійного аналізу	IBM SPSS Statistics	STATISTICA	Forecast PRO	NeuroShell 2	Microsoft Excel
1. Лінійний регресійний аналіз					
1.1. Класична лінійна модель множинної регресії (КЛММР)	+	+	-	-	+
1.2. Гребенева регресія (рідж-регресія) (КЛММР в умовах мультиколінеарності)	+	+	-	-	-
1.3. Ортогоналізація пояснюючих змінних методом головних компонентів (КЛММР в умовах мультиколінеарності)	-	-	-	-	-
1.4. Покрокова регресія (КЛММР в умовах мультиколінеарності)	+	+	-	-	-
1.5. Узагальнена лінійна модель множинної регресії					
- лінійна модель множинної регресії з гетероскедастичними залишками (узагальнений МНК або його окремий випадок – зважений МНК)	+	+	-	-	-
- лінійна модель множинної регресії з автокорельованими залишками (узагальнений МНК)	+	-	-	-	-
1.6. Лінійна модель множинної регресії зі стохастичними змінними, що пояснюють (метод інструментальних змінних)	+	-	-	-	-
1.7. Лінійна модель множинної регресії зі змінною структурою (фіктивні змінні)	+	+	-	-	-
2. Нелінійний регресійний аналіз					
	+	+	-	-	+
3. Системи одночасних рівнянь					
- двокроковий МНК	+	-	-	-	-

У сучасному прогнозуванні спостерігається тенденція використання комбінованих моделей прогнозування, у яких відбувається поєднання прогнозів індивідуальних моделей прогнозування. Вирізняють два класи таких моделей прогнозування [3]:

1) селективна модель, в якій помилки прогнозів використовуються для формування адаптивного критерію, що дозволяє вибирати з набору моделей в даний час найкращу модель;

2) гібридна модель, в якій проводиться об'єднання прогнозів, отриманих за моделями, що входять до набору, з вагою залежно від точності прогнозів.

Таблиця 1.5 – Методи аналізу часових рядів у програмному забезпеченні

Метод аналізу часових рядів	IBM SPSS Statistics	STATISTICA	Forecast PRO	NeuroShell 2	Microsoft Excel
1. Спектральний аналіз	+	+	-	-	+
2. Вейвлет-аналіз	-	-	-	-	-
3. Трендові моделі					
3.1. Аналітичні методи					
- криві зростання	+	+	+	-	+
- Грей-метод	-	-	-	-	-
- фільтр Ходрика-Прескотта	-	-	-	-	-
- LRX-фільтр	-	-	-	-	-
- фільтр Бакстера-Кінга	-	-	-	-	-
3.2. Алгоритмічні методи					
- методи ковзного середнього	+	+	+	-	+
- методи експоненційного ковзного середнього	-	+	-	-	+
- метод ковзної медіани	+	+	-	-	-
3.3. Ковзна регресія	-	-	-	-	-
4. Моделі стаціонарних часових рядів (для моделювання регресійних залишків)					
- моделі авторегресії (AR)	+	+	-	-	-
- моделі ковзного середнього (MA)	+	+	-	-	-
- модель авторегресії – ковзного середнього (ARMA)	+	+	-	-	-
- авторегресійна умовно гетероскедастична модель (ARCH-модель)	-	-	-	-	-
- узагальнена авторегресійна умовно	-	-	-	-	-

гетероскедастична модель (GARCH-модель)					
5. Моделі нестационарних однорідних тимчасових рядів					
5.1. Модель авторегресії – проінтегрованого ковзного середнього (ARIMA)	+	+	+	-	-
5.2. ARIMA з інтервенціями	-	+	-	-	-
5.3. Сезонна модель ARIMA	+	+	-	-	-
5.4. Сезонна декомпозиція					
- метод Census 1	+	+	+	-	-
- метод X11 (Census 2)	-	+	-	-	-
- метод X12-ARIMA	-	-	-	-	-
- модель TRAMO	-	-	-	-	-
- Модель SEATS	-	-	-	-	-
5.5. Регресійні моделі з розподіленими лагами					
- звичайні лаги	-	+	-	-	-
- поліноміальна лагова структура Алмон	-	+	-	-	-
- геометрична лагова структура Койка	-	-	-	-	-
6. Адаптивні моделі прогнозування на основі експоненційного згладжування					
- модель Брауна нульового порядку	+	+	+	+	-
- модель Хольта	+	+	+	+	-
- модель Хольта-Уінтерса	+	+	+	+	-
- Інші адаптивні моделі	+	+	-	-	-
7. Моделі прогнозування рідкісного продажу (модель Кростона, метод Bootstrapping або інші)	-	-	-	+	-

Відомості про наявність комбінованих моделей прогнозування в програмному забезпеченні подано в табл. 1.7. Гібридна модель на основі усереднення прогнозів використовується у програмі STATISTICA при поєднанні прогнозів множини (ансамблю) нейронних мереж.

Вибір програмного забезпечення для прогнозування економічних показників є складним багатокритеріальним завданням. Адекватний вибір методів прогнозування (і, відповідно, програмного забезпечення) для організацій залежить від багатьох чинників:

- 1) цілей прогнозу;
- 2) горизонту прогнозування;
- 3) кількості наявних ретроспективних даних;
- 4) особливостей даних.

Таблиця 1.6 – Нестатистичні методи інтелектуального аналізу даних у програмному забезпеченні

Нестатистичний метод інтелектуального аналізу даних	IBM SPSS Statistics	STATISTICA	Forecast PRO	NeuroShell 2	Microsoft Excel
1. Штучні нейронні мережі					
- багатошаровий перцептрон (MLP)	+	+	-	-	-
- мережі типу радіальної базової функції (RBF)	+	+	-	-	-
- узагальнено-регресійна нейронна мережа (GRNN)	-	+	-	-	-
- Лінійна мережа	-	+	-	-	-
2. Еволюційне програмування					
- генетичні алгоритми	-	-	-	-	-
- метод групового обліку аргументів	-	-	-	-	-

Таблиця 1.7 – Комбіновані моделі прогнозування у програмному забезпеченні

Вид комбінованої моделі	IBM SPSS Statistics	STATISTICA	Forecast PRO	NeuroShell 2	Microsoft Excel
Селективна модель	+	+	+	-	-
Гібридна модель	-	+	-	-	-

Умови застосування моделей прогнозування залежно від кількості ретроспективних даних, узагальнені за інформацією різних джерел, полягають у наступному [6]:

1) моделі на основі експоненційного згладжування дозволяють обчислювати прогнозні значення за наявності 1-2 спостережень;

2) для достовірної ідентифікації регресійних моделей число спостережень має у 6-7 разів перевищувати кількість оцінюваних параметрів при незалежних змінних;

3) авторегресійні моделі призначені для прогнозування часових рядів, що мають 50 і більше рівнів;

4) на навчання нейронної мережі потрібні сотні спостережень.

Проведений аналіз програмного забезпечення для прогнозування економічних показників та факторів, що впливають на його вибір, дозволяє сформулювати такі висновки:

1) на ринку програмного забезпечення є безліч програмних продуктів, що відрізняються функціональним змістом та вартістю ліцензії;

2) найбільшу функціональну різноманітність серед розглянутих програмних продуктів мають статистичні пакети загального призначення (SPSS, STATISTICA);

3) вибір програмного забезпечення для прогнозування у конкретній організації необхідно проводити з урахуванням особливостей вирішення завдання прогнозування у цій організації.

Висновки до розділу 1

В першому розділі розкрито сутність та особливості прогнозування фінансових показників банківських установ. Представлено існуючі способи аналізу фінансових показників, виконано аналіз існуючих рішень для прогнозування фінансових показників.

Дослідження показали, що для прогнозування економічних показників переважно використовуються методи регресійного аналізу, аналізу часових рядів, штучні нейронні мережі. Виконане порівняння наявного програмного забезпечення за реалізованими в них методами прогнозування показує, що наразі вони не надають універсального методу прогнозування, здатного задовольнити потреби аналізу фінансових показників. Виникає задача винайдення методу прогнозування, який би забезпечував виведення результатів точного прогнозу на основі наявних даних.

РОЗДІЛ 2

МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ БАНКУ

2.1 Аналіз підходів до прогнозування фінансових показників банку із застосуванням нейронних мереж

Починаючи з середини ХХ століття використання нелінійних математичних методів знаходить все ширше застосування в економіці. Цей підхід особливо затребуваний у сфері аналізу динаміки ціноутворення фондових ринків.

Гіпотеза фрактального ринку є альтернативною парадигмою, що описує взаємодію учасників ринку та ціноутворення активів як результат цієї взаємодії. Причини гіпотези фрактального ринку є більш наближеними до реального стану справ, ніж традиційні положення гіпотези ефективного ринку.

З практичної погляду, дослідження фрактальних властивостей ціноутворення активів дозволяє отримувати більш точну оцінку ринкових ризиків. За рахунок цього можуть бути отримані рекомендації, необхідні для роботи приватних і інституційних інвесторів.

У той же час залишається відкритим питання про практичну застосовність у їхньому нинішньому вигляді теоретичних методів прогнозування часових рядів у рамках гіпотези фрактального ринку.

Пропонується методика розробки системи для прогнозування часових рядів методом фрактального аналізу, яка передбачає масштабування часового ряду та виділення корозмірності.

Тоді аналіз та прогнозування фінансового часового ряду можна представити як послідовність кроків:

1) Використання статистичних методів і візуалізація для попереднього аналізу фінансового часового ряду на предмет виявлення наявності або відсутності важких хвостів, трендів, циклічних або сезонних компонент і ін.

2) Агрегування фінансового часового ряду, з метою укрупнення економічних показників шляхом їх об'єднання в групу. Агреговані показники представляють узагальнені, синтетичні вимірники, які поєднують в одному загальному показнику [18].

3) Фрактальний аналіз фінансового часового ряду з метою встановлення в ньому таких характеристик і тенденцій, як трендостійкість або, навпаки, хаотичність, персистентність або антиперсистентність. Обчислювальна частина фрактального аналізу базується на визначенні корозмірності.

4) Формування симетрії масштабування фінансового часового ряду. Виявлення симетрії повороту, зсуву і масштабування у числових послідовностях фінансових рядів, з метою отримання числових показників перетворень, а також оцінки ступеня порушення симетрії.

5) Формування прогнозу для розглянутих фінансових часових рядів шляхом реалізації обчислень на базі побудованого алгоритму.

6) Оцінка похибки отриманого прогнозу для розглянутих фінансових часових рядів.

Запропоновано модель прогнозування фінансового часового ряду. За базову модель, яка підлягає аналізу та прогнозуванню, обрано дані фінансових показників банку, як прояв фрактальних властивостей на коротких горизонтах, але з асимптотичною схожістю з рівновагою. Агрегування фінансового часового ряду, здійснюється з метою укрупнення економічних показників шляхом їх об'єднання в групу. Формування симетрії масштабування фінансового часового ряду виробляється з метою отримання числових показників перетворень, а також оцінки ступеня порушення симетрії. Особливості запропонованого способу дозволяють аналізувати та прогнозувати фінансові часові ряди в умовах, коли існуючі методи, які

використовують окремо апарат математичної статистики або інформаційних технологій, виявляються малоефективними.

Нейромережеве моделювання в чистому вигляді базується лише на даних, не залучаючи жодних апіорних міркувань. У цьому його перевага і водночас його недолік. Наявних даних може не вистачити на навчання, розмірність потенційних входів може бути занадто велика.

Тому для якісного прогнозу необхідно користуватися, по-перше, якісно підготовленими даними, а по-друге, нейромережами з підвищеною складністю, здатними адекватно моделювати цільові залежності у реальних завданнях.

Штучні нейронні мережі є системою з'єднаних і взаємодіючих між собою простих штучних нейронів. Кожен нейрон такої мережі має справу лише з сигналами, які він періодично отримує, та сигналами, які він періодично надсилає іншим нейронам. Проте, будучи з'єднаними в досить велику мережу з керованою взаємодією, такі локально прості нейрони разом здатні виконувати досить складні завдання [20-23].

Найпростіший елемент мережі [24] – нейрон, є спрощеною модель природного нейрона. Математично, штучний нейрон зазвичай представляє деяку нелінійну функцію від єдиного аргументу – лінійної комбінації всіх вхідних сигналів. Цю функцію називають функцією активації. Отриманий результат посилається на єдиний вихід.

Він має групу синапсів – односпрямованих вхідних зв'язків, з'єднаних з виходами інших нейронів, а також має аксон – вихідний зв'язок даного нейрона, з яким сигнал (збудження або гальмування) надходить на синапс наступних нейронів [25].

Нейрони об'єднуються у так звані шари, які з'єднуються певним чином у мережу.

Особливий інтерес становлять функції активації, використовувані для обчислення значень на виходах нейронів. Вони можуть мати різний вигляд. Однією з найбільш поширених є нелінійна функція з насиченням, так звана

логістична функція або сигмоїд. При зменшенні сигмоїд стає більш пологим, у межі при $\alpha = 0$ вироджуючись у горизонтальну лінію лише на рівні 0.5. Вихідне значення нейрона лежить у діапазоні $[0,1]$.

Сигмоїдна функція диференційована по всій осі абсцис, що використовується в деяких алгоритмах навчання. Крім того, вона має властивість посилювати слабкі сигнали краще, ніж великі, і запобігає насиченню від великих сигналів, оскільки вони відповідають областям аргументів, де сигмоїд має пологий нахил [26-28].

Теоретично кількість шарів і число нейронів у кожному шарі може бути довільним, проте фактично воно обмежено ресурсами комп'ютера. Чим складніша нейронна мережа, тим масштабніше завдання, вона здатна вирішувати.

Вибір структури нейронної мережі здійснюється відповідно до особливостей та складності завдання. Для вирішення деяких завдань вже існує оптимальні конфігурації мереж. Але якщо завдання не може бути вирішене з використанням існуючих мереж, необхідно розробити нову структуру. Складність розробки у тому, що структура мережі залежить від конкретного завдання [29].

В даний час існує два підходи до реалізації штучних нейронних мереж – апаратний та програмний. Програмна реалізація, поступаючись апаратній за швидкістю роботи та автономності, має ряд очевидних переваг, пов'язаних з простотою використання та впровадження в інформаційно-керуючу систему [25].

Незважаючи на те, що роботи з програмної реалізації нейронних мереж здійснюються протягом більш ніж 30 років, знайти бібліотеку програм, що дозволяє моделювати та навчати нейронні мережі, придатну для використання в деякій системі, що розробляється дуже складно [22].

До засобів моделювання штучних нейронних мереж можна віднести:

- 1) Matlab Neural Network.
- 2) Stuttgart Neural Network Simulator;

- 3) NeuroSolutions;
- 4) Fast Artificial Neural Network Library;
- 5) Jets Neural Library;

Зазвичай це готові програмні продукти або бібліотеки програм написані під Unix. Найпоширенішим інструментом для моделювання нейронних мереж є Matlab Neural Network Toolbox. Нейронні мережі в Matlab, внаслідок поставленої мети – моделювання широкого класу нейронних мереж, мають громіздку реалізацію та невисоку швидкість при вирішенні конкретного класу завдань, до недоліків даного пакета можна віднести і те, що він є платним.

Всі перераховані вище пакети для моделювання нейронних мереж мають безліч обмежень, як за максимальною кількістю шарів, так і за кількістю синоптичних ваг. Все це ускладнює застосування даних пакетів при прогнозуванні часових рядів та інших вузькоспеціалізованих предметних областей.

Очевидно, що при використанні нейронної мережі, оптимізованої під конкретне завдання, програмна реалізація найбільш ефективна, по відношенню до універсальних пакетів моделювання мереж. Коли вимоги до швидкості обробки високі, розробка конкретної реалізації нейронної мережі стає необхідністю [30].

На основі вище викладеного варто зазначити, що запропонований спосіб аналізу та прогнозування фінансового часового ряду дозволить виконати масштабування часового ряду та виділення корозмірності, що у свою чергу допоможе здійснити прогнозування часового ряду.

2.2 Дослідження математичних моделей для прогнозування фінансових показників банку

Створення модифікованих моделей, що об'єднують у собі інтелектуальні та статистичні методи аналізу, та прогнозування фінансових

часових рядів є актуальним завданням сьогодення в силу наявності виявлених недоліків існуючих методів у сфері сучасної економічної науки.

Інтеграція апарату нечіткої логіки та теорії детермінованого хаосу у межах лінгвістичного моделювання спонукають до розробки інноваційних підходів прогнозування фінансових часових рядів з фрактальною структурою.

Фінансові часові ряди демонструють високу ступінь нелінійної мінливості, особливо на високих частотах, і часто демонструють фрактальні властивості. Коли фрактальна розмірність часового ряду дорівнює нулю, це пов'язано з двома характерними рисами:

- фрактальні процеси виявляють неоднорідність – високу ймовірність екстремальних або віддалених коливань, як правило, з нерегулярними інтервалами;
- фрактальні процеси також демонструють симетрію експонування – пропорційність співвідношень між коливаннями на різних відстанях поділу.

Ознаки фрактальності на фінансових ринках не передбачають хаотичності поведінки, що нагадує випадковість, породжену невеликим числом детермінованих рівнянь. Фрактальність у великомасштабних багатовимірних системах, таких як фінансові ринки, є стохастичною [31]. Цей тип фрактальності зазвичай виникає в результаті мультиплікативних взаємодій між двома або більше стохастичними процесами.

Більша частина сучасної літератури з нелінійної мінливості на фінансових ринках була заснована на дифузії волатильності з безліччю випадкових факторів. Дифузори волатильності з мультиплікативним зв'язком між стохастичними чинниками, як правило, генерують фрактальність.

На великих відстанях поділу фінансові ряди можуть моделюватися з використанням структурних рівнянь, які, як правило, не є фрактальними. У цьому сенсі доцільно охарактеризувати економічні часові ряди як прояв фрактальних властивостей на коротких горизонтах, але з асимптотичною

схожістю з рівновагою. У деяких випадках базові структурні рівняння також породжують фрактальність [9].

Найбільш яким прикладом є обмінний курс, імовірно обумовлений диференціалами в реальні ставки дохідності. Нехай X_t – це обмінний курс, I_t – це процентна ставка, e – індекс очікування, ε_t – залишкова складова фінансового часового ряду, F – іноземна валюта. Структурне рівняння має вигляд:

$$X_t = \omega_0 + \omega_1 X_{t-1} + \omega_2 [(I_t - \pi_1^e) - (I_{Ft} - \pi_{Ft}^e)] + \varepsilon_t \quad (2.1)$$

Як наголошується у [17], прийняття коефіцієнтів стохастичних процесів може призвести до нелінійної мінливості. На основі цього вираз $[(I_t - \pi_1^e) - (I_{Ft} - \pi_{Ft}^e)]$ передбачає фрактальну поведінку. Крім того, номінальні та реальні відсоткові ставки також можуть бути фрактальними, так що різниця в реальних ставках прибутковості сама по собі різниця двох незалежних фрактальних процесів.

Для оцінювання властивостей часового ряду пропонується створення системи прогнозування на основі поєднання наступних двох методів:

- застосування моделі переходу станів для передбачення умовної ймовірності екстремальних подій;
- побудова моделі симетрії на коротких часових масштабах.

Методологія моделювання часового ряду базується на розкладанні тимчасового ряду на складові компоненти і моделюванні значень кожної компоненти окремо. У рамках даного дослідження пропонується застосування до кожного ряду агрегування, тобто розкладання ряду на короткі проміжки, значення яких подібні за будь-якою ознакою. З точки зору математичного аналізу, агрегування розглядається як перетворення вихідної моделі в модель з меншим числом змінних і обмежень, що дає наближений (в порівнянні з вихідним) опис досліджуваного процесу або об'єкта.

Головним фактором дослідження фрактальної структури фінансових часових рядів є знаходження фрактальних показників у рамках досліджуваного ряду. Вважається, що фрактальна розмірність близька до 1,5 ($\mu = 0.5$) є справедливою лише для 15-25% фінансових часових рядів, що є незадовільним показником, решту часу поведінка рядів істотно відрізняється від броунівського руху [14]. Даний факт пояснюється тим, що ділянки «не нормальної» (або «аномальної») поведінки мають коротку тривалість. У той же час, для перевірки на нормальність відомими методами необхідні великі масиви даних (від кількох сотень до кількох тисяч точок). Всередині інтервалу, що використовується для перевірки на нормальність стандартними методами, виявиться велика кількість ділянок з різною поведінкою. При розрахунку тестових значень характеристики персистентних і антиперсистентних ділянок компенсуються і підсумкові значення виявляються близькими до нормальних.

На основі вищевикладеного задамо, що N – кількість подій, L – характерна довжина, а D – фрактальна розмірність; зафіксуємо значення для фінансового часового ряду $D = 1$.

Ймовірнісна міра розмірності визначається за формулою:

$$[N(|Y_t - Y_{t-1}|) > L/N(|Y_t - Y_{t-1}|)]/L$$

Частка спостережень, що лежать за межами порога L щодо загальної вибірки, варіюється в залежності від:

$$[N(|Y_t - Y_{t-1}|) > L/N(|Y_t - Y_{t-1}|)] \approx L^d \quad (2.2)$$

де знаком $\approx$ позначається асимптотична рівність. У цьому сенсі розмірність – це міра ентропії або хаотичності.

Вимірювання змінюється в залежності від порогу, і тому часто вимірюється як асимптотична межа по мірі наближення порога до нуля. Модифікацією даного методу виступає оцінка середньої неоднорідності

процесу, за допомогою корозмірності C , результатом якої є різниця між розмірністю вкладення d та фрактальною розмірністю D :

$$C = D - d \quad (2.3)$$

Якщо $C \neq 0$, то процес називається фрактальним.

При низьких ступенях фрактальності (близьких до нуля) процес більш однорідний: екстремальних коливань мало. І навпаки, для більш високих значень C , властиві більш екстремальні події або коливання за порогом. Процес стає менш однорідним, більш короткочасним, більш рідкісним і більш нестійким.

Відносини між корозмірністю і симетричним масштабування задаються наступними рівняннями в яких τ – це тимчасова шкала від 1 до T , де T – найбільший часовий масштаб; μ – індекс; q – ряд показників масштабування. Симетрія масштабування має вигляд:

$$\mu(|Y_t - Y_{t-1}|^q) \approx [\mu(|Y_t - Y_{t-1}|^q)] [(\tau/T)^{\zeta(q)}] \quad (2.4)$$

де ζ – функція, яка включає в себе три параметри C_1, H, α :

$$\zeta(q) = qH - \{[C_1/(\alpha - 1)](q^\alpha - q)\}, \text{ де } \alpha \neq 1 \quad (2.5)$$

$$\zeta(q) = qH - (C_1 q \ln q), \text{ де } \alpha = 1 \quad (2.6)$$

Параметр C_1 – кодування, пов'язане з масштабуванням засобів вибірки. Коли $C_1 = 0$, $\zeta(q)$ є лінійним трендом. Коли $C_1 \neq 0$, кривизна осі $\zeta(q)$ залежить від корозмірності і розподілу ймовірностей. Коефіцієнт α характеризує розподіл ймовірності. Випадок $\alpha = 2$ відповідає розподілу Гауса, тоді як $\alpha = 1$ відповідає розподілу Коші. Більшість економічних процесів показують $1 < \alpha < 2$. У цьому випадку розподіл має більш важкі

хвости, ніж стандартна норма, і дисперсія змінюється в часі. Цікавою властивістю рядів, як $1 < \alpha < 2$, так і $0 < C_1 < 1$, є те, що інтеграція зазвичай не призводить до згладжування. Замість цього інтеграл буде показувати дискретні стрибки.

Коефіцієнт H характеризує індекс фрактальності, тобто величину, яка зменшується, коли затримка між двома однаковими парами значень в часі ряду збільшується. Позначення H насправді бере початок з експонента Херста, або відкликаного коефіцієнта діапазону [9]. Проте в цих рамках H оцінюється як один з низки коефіцієнтів масштабування. Ця статистика пов'язана з порядком інтеграції адитивної константи. Для процесу $I(0)$ $H = 0.5$. Для нестационарного процесу порядок інтеграції може бути відновлений шляхом оцінки темпів змін [20]. Цей метод надійний як для нелінійності, так і для дробових порядків інтеграції.

Перехід стану визначається для переходу від стану низької або проміжної мінливості до екстремального стану і позначається набором. Модель переходу стану, наприклад для валютного курсу, може бути вказана як:

$$\begin{aligned} X_{t+1} = & \omega_0 + \omega_1 X_t \\ & + \omega_2 [(I_t - \pi_t^e) - (I_{Ft} - \pi_{Ft}^e) + \omega_3 S_{Et} X_t \\ & + \omega_4 S_{Et} [(I_t - \pi_t^e) - (I_{Ft} - \pi_{Ft}^e)] + \varepsilon_t] \end{aligned} \quad (2.7)$$

Є можливість передбачати стан ітеративно за допомогою форми регресії:

$$S_{Et+1} = \omega_0 + \omega_1 S_{Et} + \omega_2 X_t + \omega_3 (X_t - X_{l-1}) + \varepsilon_l \quad (2.8)$$

Цей тип моделі, звичайно, має один внутрішній ризик: переходи стану можуть бути подані неправильно. Для захисту від цієї можливості слід

оцінювати моделі з перехідними станами і без них. Обмежене число переходів станів за окремими причинно-наслідковими факторами може бути кращим. Остання проблема полягає в тому, як вказати крайню подію. Це можна визначити емпірично, протестувавши значення, які дають найкращі прогнози.

Ідея використання симетрії масштабування для прогнозування була спочатку запропонована у [10] для фізичних процесів, які демонструють сильні симетрії між великими і малими масштабами. Оскільки відносини пропорційності у фінансових часових рядах, як правило, обмежені короткими інтервалами, моделі тут використовують лише наближену симетрію. Для прогнозованої швидкості змін існує симетрія відносно останнього відставання:

$$(X_{t+1} - X_t) = \lambda_{1t}(X_{t+1} - X_{t-1}) \quad (2.9)$$

де λ_{1t} – коефіцієнт пропорційності, числовий коефіцієнт позначає відстань поділу на ФНЗ, а t – коефіцієнт вказує на зміну часу. Аналогічним чином, для темпів змін:

$$(X_t - X_{t-1}) = \lambda_{2t}(X_t - X_{t-2}) \quad (2.10)$$

рішення для λ_{2t} :

$$\lambda_{2t} = [(X_t - X_{t-1}) / (X_t - X_{t-2})] \quad (2.11)$$

Одна з практичних проблем в реалізації полягає в тому, що знаменники коефіцієнтів можуть містити нульові значення. Для обчислення відсутніх значень можна використовувати будь-яку кількість процедур інтерполяції. У разі якщо співвідношення невизначене, дані експоненціально згладжуються, і

співвідношення на основі згладжених даних замінюються. Модель прогнозування для загального процесу:

$$X_{t+1} = \omega_0 + \omega_1 X_t + \omega_2 [(I_t - \pi_t^e) - (I_{Ft} - \pi_{Fl}^e)] + \omega_3 \lambda_{2t} + \varepsilon_l \quad (2.12)$$

Як зазначалося вище, більшість структурних рівнянь в макроекономіці не передбачають довгострокової фрактальності. Це доводить необхідність використання структурного рівняння і побудови шкали коефіцієнтів для залишкової частини:

$$(\varepsilon_l - \varepsilon_{t-1}) = \gamma_{2t}(\varepsilon_t - \varepsilon_{t-2}) \quad (2.13)$$

$$\gamma_{2t} = [(\varepsilon_t - \varepsilon_{t-1})/(\varepsilon_t - \varepsilon_{t-2})] \quad (2.14)$$

де γ_{2t} – коефіцієнт пропорційності для залишку. Таким чином, модель прогнозування стає:

$$X_{t+1} = \omega_0 + \omega_1 X_t + \omega_2 [(I_t - \pi_t^e) - (I_{Ft} - \pi_{Fl}^e)] + \omega_3 \gamma_{2t} + v_t \quad (2.15)$$

де v_t – залишок від цієї регресії.

Основний недолік, пов'язаний з моделями, полягає в тому, що коефіцієнти шкали відомі тільки для поточного періоду. Крім того, в ході практичних випробувань коефіцієнти шкали часто були визнані занадто нестабільними для ефективного прогнозування. Розумним рішенням є коефіцієнт масштабування у дві компоненти, систематичний процес і залишок [20]. Нехай γ_{2St} позначає системну компоненту у γ_{2t} . Як правило, прогнозист не знає форми цієї компоненти, але може оцінити її за допомогою регресії по лагах [13]:

$$\gamma_{2St} = \omega_0 + \omega_1 \gamma_{2l-1} + \omega_2 \gamma_{2t-2} + v_t \quad (2.16)$$

Прогнозоване значення, γ_{2St+1} , потім включається в рівняння прогнозування. Отримуємо:

$$X_{t+1} = \omega_0 + \omega_1 X_t + \omega_2 [(I_t - \pi_t^e) - (I_{Ft} - \pi_{Fl}^e)] + \omega_3 \gamma_{2St+1} + v_t \quad (2.17)$$

Оцінка фрактальних параметрів заснована на масштабуванні логічних засобів абсолютних логічних різниць щодо збільшення відстаней поділу [10]. По суті, це зв'язок між симетрією масштабування і функцією $\zeta(q)$. Індекс фрактальності є локальною фрактальною характеристикою фінансового часового ряду. На основі описаних методів і алгоритмів аналізу та прогнозування далі будується загальний спосіб аналізу з реалізацією у вигляді програмної системи.

2.3 Моделювання оптимізаційного рішення

Для реалізації поставлених наукових задач дослідження пропонується система для прогнозування фінансових показників банку методом фрактального аналізу, яка передбачає масштабування часового ряду та виділення корозмірності. Система дозволить спостерігати коливання чистого прибутку та здійснювати прогнозування відносно даних. Система дозволяє реалізувати на практиці модель автоматизованої системи аналізу та прогнозування фінансового часового ряду за допомогою лінгвістичного моделювання.

Система для прогнозування фінансових показників банку методом фрактального аналізу є програмним комплексом (ПК), який призначено для аналізу та прогнозування фінансового часового ряду яким виступають показники чистого прибутку за допомогою лінгвістичного моделювання. Користувачами додатку для прогнозування фінансових показників банку методом фрактального аналізу можуть бути особи трьох категорій:

системний адміністратор і особа чи група осіб, які є кінцевими користувачами.

Алгоритм оптимізації використовується для знаходження локальних екстремумів нелінійного функціоналу [32]. Для навчання нейронної мережі необхідно виконати оптимізацію наступного функціоналу:

$$\arg \min_w E(w)$$

Для знаходження мінімуму цільової функції втрат використовується розкладання у поліном другого ступеня [33]:

$$w_{k+1} = w_k + \nabla E^T(w_k)p + \frac{1}{2}p^T H(w_k)p$$

де H – гесіан цільової функції втрат.

Гесіаном називається визначник матриці других похідних приватних цільової функції. При цьому, використовується не фактичне значення гесіану, а його наближене значення B_k . Позначимо зворотний гесіан цільової функції втрат як $H_k = B_k^{-1}$

Відмінністю алгоритму з обмеженим використанням пам'яті від класичного алгоритму прогнозу є наявність обмеження на кількість використовуваних векторів кроку і різниці значень градієнтів функції втрат на кожній ітерації. Для обчислення зворотного гесіану використовують m останніх векторів. [34]

Опис алгоритму

1. Ініціалізація лічильника;
2. Обчислення початкового напрямку зміни вагових коефіцієнтів.

Визначимо початкову точку p_k , у бік якої буде виконуватися пошук мінімуму цільової функції втрат:

$$p_k = \nabla E(w_k)$$

3. Уточнення напрямку зміни вагових коефіцієнтів

$$a_i = \frac{s_{k-i} \cdot p_k}{s_{k-i} \cdot y_{k-i}}, p_k = p_k - \alpha_k y_{k-i}, i \in [1, m]$$

$$p_k = \frac{s_{k-i} \cdot y_{k-i}}{y_{k-i}^T \cdot y_{k-i}}, \text{ для } k > 0$$

$$\beta = \frac{y_{k-i}^T \cdot p_k}{y_{k-i}^T \cdot s_{k-i}}, p_k = p_k + (\alpha_i - \beta)s_{k-i}, i \in [m, 1]$$

4. Визначення величини кроку на поточній ітерації алгоритму та різниці значень градієнта функції втрати на поточній ітерації виконується за такою формулою:

$$s_k = \eta p_k, w_{k+1} = w_k + s_k, y_k = \nabla E(w_{k+1}) - \nabla E(w_k)$$

Коефіцієнт η повинен задовольняти умови Вольфе:

$$E(w_k + \eta p_k) \leq E(w_k) + c_1 \cdot \eta \cdot \nabla E^T(w_k) \cdot p_k$$

$$\nabla E^T(w_k + \eta p_k) \cdot p_k \geq c_2 \cdot \nabla E^T(w_k) \cdot p_k$$

Цей коефіцієнт підбирається за допомогою лінійного пошуку при константах c_1 близьких до нуля і c_2 близьких до одиниці. Таким чином, підбирається такий коефіцієнт η , при якому значення цільової функції втрат у точці $w_k + \eta p_k$ мінімально;

5. Інкремент лічильника $k = k + 1$ та перехід на наступну ітерацію алгоритму;

6. Кроки 2-5 виконуються послідовно в циклі, доки виконується наступна умова:

$$\|\nabla E(w_k)\| > \varepsilon$$

7. Вихідний вектор w_k є результатом процесу навчання нейронної мережі з обмеженим використанням пам'яті.

Використання обмеження на останніх векторах дозволяє досягти зниження складності алгоритму оптимізації. Складність алгоритму стає лінійною:

$$O(m \times k)$$

де k – це кількість ітерацій алгоритму

Алгоритм квадратичної складності не підходить для оптимізації вагових коефіцієнтів великих обсягів, тому в цій роботі використовуватиметься метод з обмеженим використанням пам'яті.

Після виконання навчання обраної моделі нейронної мережі виконання завдання регресії для передбачення поведінки фінансових часових рядів банку необхідно розробити методику оцінки якості цього прогнозування. Для якісної оцінки результатів навчання нейронної мережі використовуватиметься кілька показників.

Для підбору оптимальних параметрів моделі нейронної мережі використовуватиметься середньоквадратична помилка (MSE):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

де y – результати нейронної мережі,

$\hat{y}$ – очікувані результати з валідаційної вибірки.

Цей показник дозволяє виявити наявність великих помилок у результатах, що виконується моделлю прогнозу, але не дає якісної оцінки результатів прогнозу в порівнянні з тестовими даними [35].

Для обчислення показника точності прогнозу нейронної мережі використовуватиметься нормована середньоквадратична помилка або коефіцієнт детермінації:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}$$

Коефіцієнт детермінації R^2 змінюється у діапазоні чисел від 0 до 1 включно. Чим ближче показник коефіцієнта детермінації R^2 до одиниці, тим точніші результати прогнозування робить навчена модель нейронної мережі [21]. Цей коефіцієнт буде використовуватися для оцінки якості прогнозу, що виконується нейронною мережею.

Висновки до розділу 2

В розділі проаналізовано підходи до прогнозування в фінансових показників із застосуванням нейронних мереж, досліджено математичні

моделі для прогнозування фінансових показників із застосуванням нейронних мереж та проведено моделювання оптимізаційного рішення.

Алгоритм оптимізації використовується для знаходження локальних екстремумів нелінійного функціоналу. Для знаходження мінімуму цільової функції втрат використовується розкладання у поліном другого ступеня. Відмінністю алгоритму з обмеженим використанням пам'яті від класичного алгоритму прогнозу є наявність обмеження на кількість використовуваних векторів кроку і різниці значень градієнтів функції втрат на кожній ітерації.

РОЗДІЛ 3

ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ЗАСОБІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ БАНКУ

3.1 Інформаційне забезпечення системи

Завдання системи для прогнозування фінансових показників банку методом фрактального аналізу:

- виконання аналізу часових рядів різного виду;
- автоматизація процесу виведення результату;
- автоматизація процесу проведення аналізу та прогнозування часових рядів.

Основою методики створення системи прогнозування фінансових показників банку є Model-view-controller. Схема патерна наведена на рисунку 3.1.

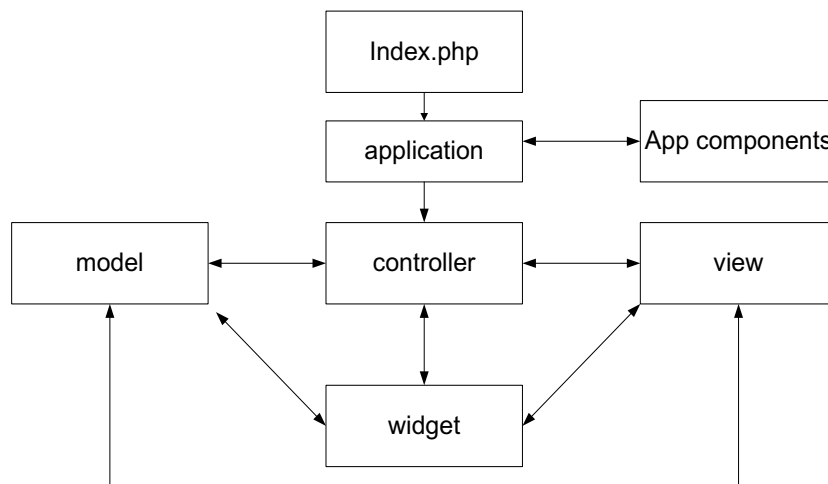


Рисунок 3.1 – Схема Model-view-controller

Для вирішення завдання прогнозування часового ряду пропонується використовувати схему, представлену на рис. 3.2.

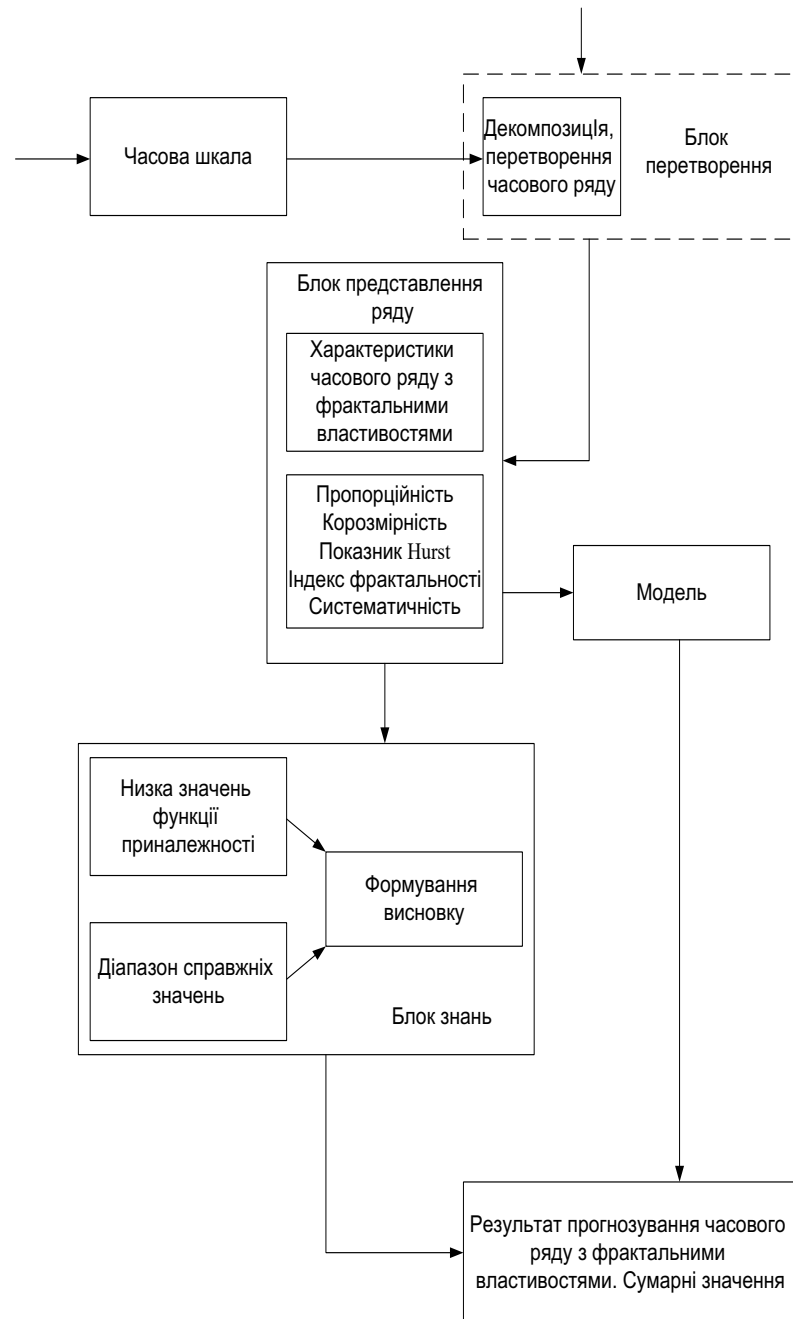


Рисунок 3.2 – Модель прогнозування часового ряду

Попередню модель інформаційної системи для прогнозування фінансових показників банку методом фрактального аналізу можна представити у вигляді функціональних схем претендентів.

Головна діаграма прецедентів, інформаційної системи показана на рис 3.3.

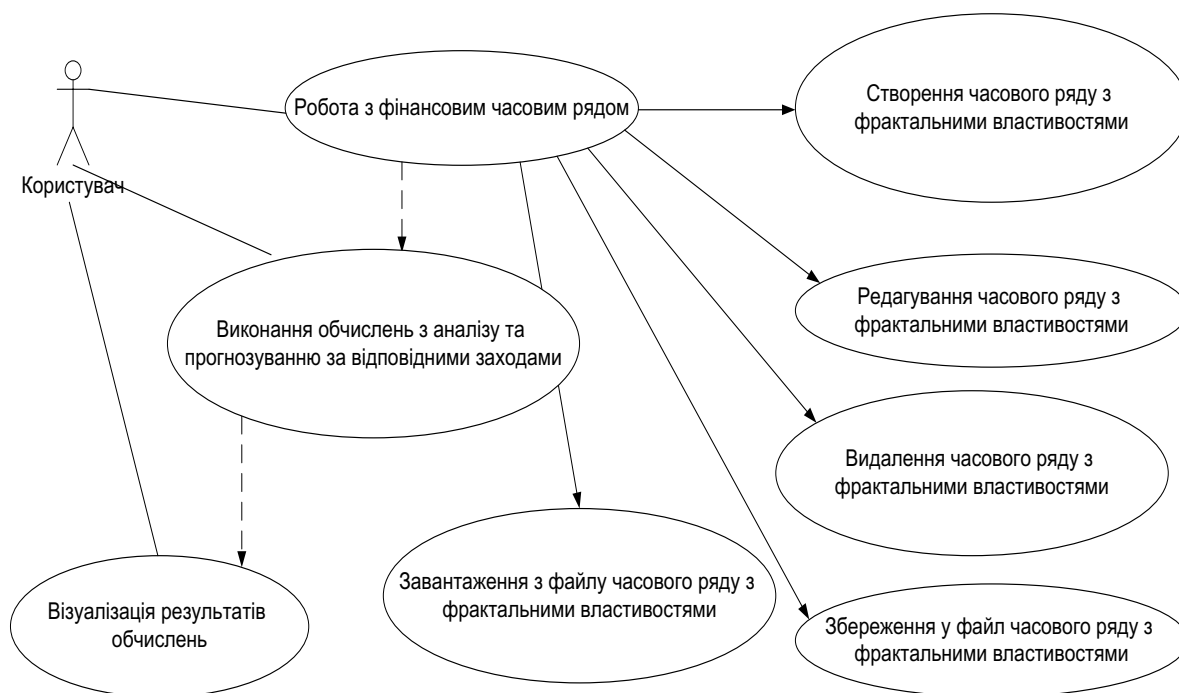


Рисунок 3.3 – Діаграма інформаційної системи для прогнозування фінансових показників банку методом фрактального аналізу

Сутність структури системи передбачає можливість розподілу функціональних можливостей на дві бази:

- 1) перша база має на меті формування часового ряду та представлення загальної моделі ряду (рис. 3.4)
- 2) друга база ґрунтується на математичній складовій, виконуючи всі необхідні обчислення (рис. 3.5).

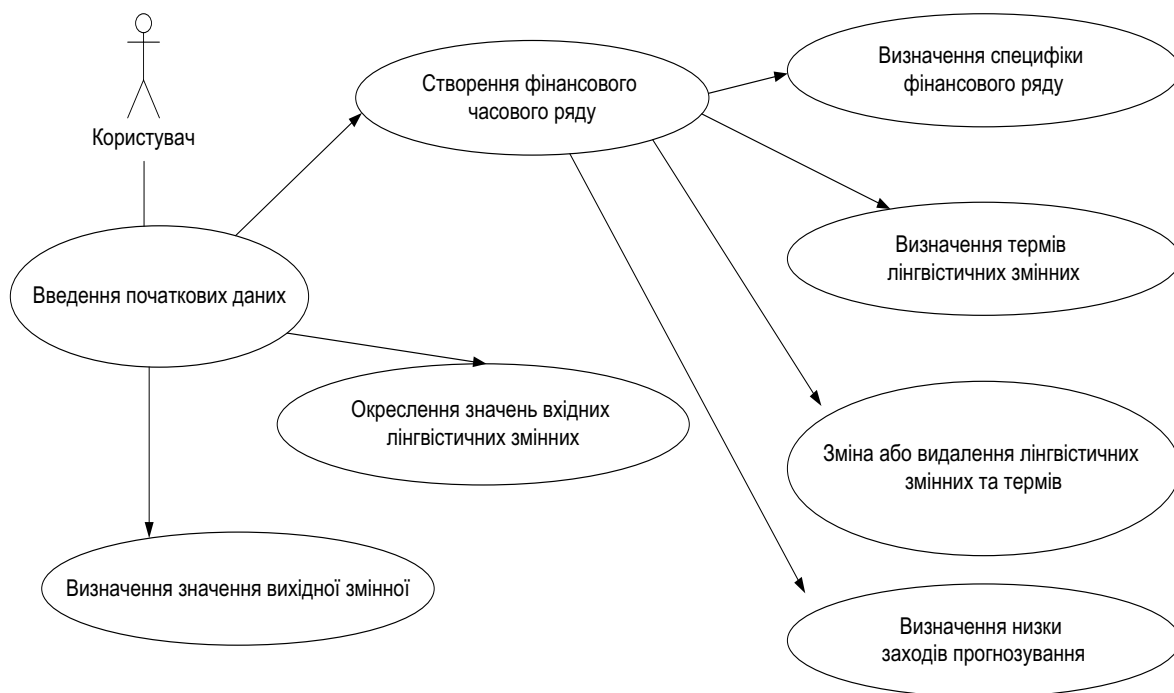


Рисунок 3.4 – Формування часового ряду та представлення загальної моделі ряду

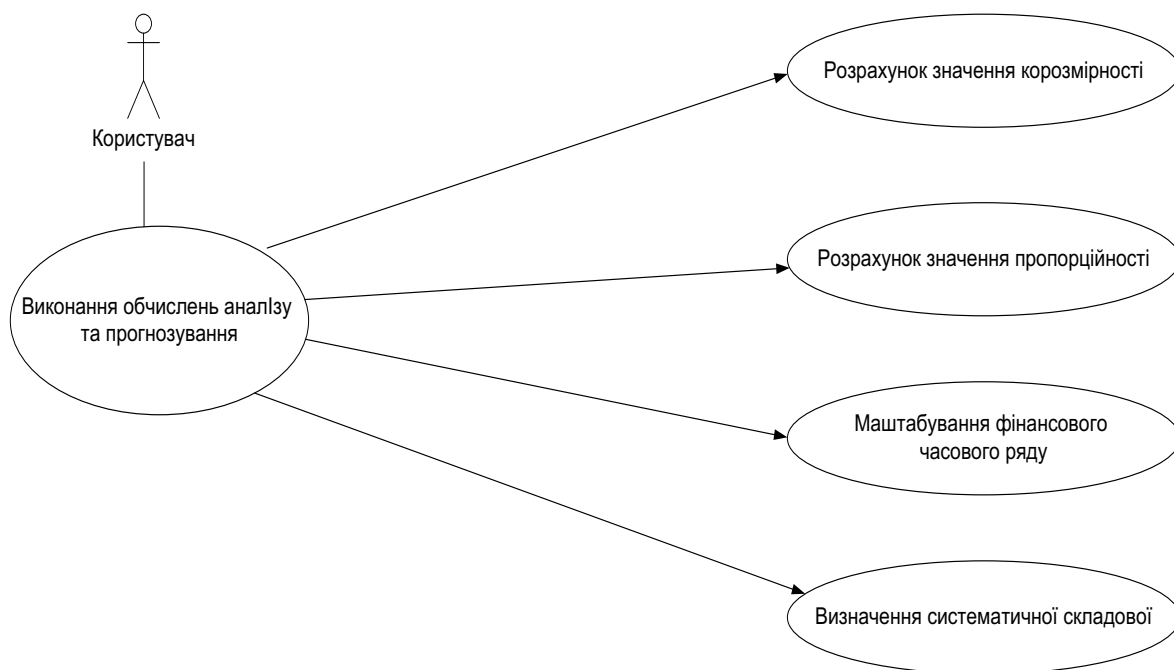


Рисунок 3.5 – Проведення математичних обчислень та формування результату прогнозу

Механізм виведення прогнозних значень базується на визначенні моделі вхідного ряду. У разі визначення структури часового ряду результат прогнозування виводиться у лінгвістичній формі враховуючи тенденції зміни на всьому часовому відрізку. Числова ж форма прогнозу визначається індивідуальною оцінкою яка базується на характеристиці кожної окремої одиниці числового ряду. Виходячи з цього, особливість інформаційної системи для прогнозування фінансових показників банку методом фрактального аналізу полягає в можливості отримання точного багаторівневого прогнозу усіх можливих типів та інтенсивностей елементарних тенденцій закладених в основу часових рядів.

3.2 Розробка компонентів системи прогнозування фінансових показників банку

Система прогнозування фінансових показників банку дозволить автоматизувати роботу зі створення прогнозу чистого прибутку банку. Інтерфейс користувача направлено на підтримку однаковості у відображенні даних, що робить систему зрозумілою та легкою для освоєння, інформаційну мінімізацію, що дозволить структурувати основні дані та сконцентрувати увагу на найголовнішому.

Загалом сайт має чотири основні сторінки:

- графіки
- прогноз
- довідники
- дії.

На сторінці «Графіки» користувач має можливість обрати показник банку та переглянути графік коливання чистого прибутку банку.

На сторінці «Прогноз» користувач має можливість обрати показник банку та переглянути графік прогнозування у відповідності до обраного показника.

На сторінці «Довідники» користувач має можливість переглянути різні компанії / банки, які працюють за аналогічною схемою.

На сторінці «Дії» користувач має можливість оновити дані, навчити нейронну мережу та оновити показник Херста.

Головні компоненти програми

```
// application components
'components'=>array(
    'bootstrap' => array(
        'class' => 'bootstrap.components.TbApi',
    ),
    'yiiwheels' => array(
        'class' => 'yiiwheels.YiiWheels',
    ),
    'parseQuotes' => array(
        'class' => 'EParseQuotesManager',
    ),
    'user'=>array(
        // enable cookie-based authentication
        'allowAutoLogin'=>true,
    ),
    // uncomment the following to enable URLs in path-format

    'urlManager'=>array(
        'urlFormat'=>'path',
        'rules'=>array(
            '<controller:\w+>/<id:\d+>'=>'<controller>/view',
            '<controller:\w+>/<action:\w+>/<id:\d+>'=>'<controller>/<action>',
            '<controller:\w+>/<action:\w+>'=>'<controller>/<action>',
        ),
        'showScriptName' => false,
    ),
),
```

Функція авторизації виглядає наступним чином:

```
public function attributeLabels()
{
    return array(
        'rememberMe'=>'Запам'ятати мене',
        'username' => 'Логін',
        'password' => 'Пароль',
    );
}
```

Функція повернення масиву налаштованих міток атрибутів

```

/**
 * @return array customized attribute labels (name=>label)
 */
public function attributeLabels()
{
    return array(
        'id' => 'ID',
        'stock_id' => 'Stock',
        'date' => 'Date',
        'open_price' => 'Open Price',
        'forecast' => 'Forecast',
    );
}

```

Функція розрахунку основних показників необхідних для прогнозування фінансових показників

```

}

// calculate sums
$x_sum = array_sum($x);
$y_sum = array_sum($y);

$xx_sum = 0;
$xy_sum = 0;

for($i = 0; $i < $n; $i++) {
    $xy_sum+=$x[$i]*$y[$i];
    $xx_sum+=$x[$i]*$x[$i];
}

// calculate slope
$m = (($n * $xy_sum) - ($x_sum * $y_sum)) / (($n * $xx_sum) - ($x_sum * $x_sum)) * $t;

// calculate intercept
$b = ($y_sum - ($m * $x_sum)) / $n;

// return result
return array("m"=>$m, "b"=>$b);

```

Підключення бази даних

```

'db'=>array(
    'connectionString' => 'mysql:host=localhost;dbname=diploomb',
    'emulatePrepare' => true,
    'username' => 'root',
    'password' => '',
    'charset' => 'utf8',
    'tablePrefix' => 'tbl_',
)

```

Аналіз даних та побудова прогнозу

КРОК 1

логарифмуємо часовий ряд

```

public function GetLog($values){
    $resArray = array();
    for($i = 0; $i < count($values) - 1; $i++){
        $resArray[$i] = log($values[$i+1] / $values[$i]);
    }
    return $resArray;
}

```

КРОК 2

n - кількість елементів у підперіоді

Повертає масив із середніми значеннями для кожного підперіоду

```

public function GetAvgInSubperiod($n, $values){
    $ind = 1;
    $indRes = 0;
    $sum = 0;
    $resArray = array();
    foreach($values as $v){
        $sum += $v;
        if($ind % $n == 0){
            $resArray[$indRes] = $sum / $n;
            $indRes++;
            $sum = 0;
        }
        $ind++;
    }
    return $resArray;
}

```

КРОК 3

avgPerPeriod - масив середніх значень для періоду, \$values - масив вихідних даних

Повертає часовий ряд накопичених відхилень

```

public function GetSumDevPerPeriod($avgPerPeriod, $values){
    $n = count($values) / count($avgPerPeriod);
    $indPeriod = 0;
    $resArray = array();
    $sum = 0;
    for($i = 0; $i < count($values); $i++){
        $sum += $values[$i] - $avgPerPeriod[$indPeriod];
        $resArray[$i] = $sum;
        if(($i + 1) % $n == 0){
            $sum = 0;
            $indPeriod++;
        }
    }
    return $resArray;
}

```

КРОК 4

sumDev - тимчасовий ряд накопичених відхилень, \$n - скільки елементів у 1м періоді

обчислюємо розмах для кожного підперіоду

```
public function GetR($sumDev, $n){
    $resArray = array();
    $ind = 0;
    for($i = 1; $i <= count($sumDev) / $n; $i++){
        $max = 0;
        $min = 0;
        for($j = 1 ? $j = 0 : $j = $i; $j < $i * $n; $j++){
            $sumDev[$j] > $max ? $max = $sumDev[$j] : $sumDev[$j] < $min ? $min = $sumDev[$j] : "";
        }
        $resArray[$i-1] = $max - $min;
    }
    return $resArray;
}
```

КРОК 5

\$avgPerPeriod - масив середніх значень кожного підперіоду, \$values - вихідний масив даних

Повертає масив стандартних відхилень для кожного підперіоду

```
public function GetS($avgPerPeriod, $values){
    $n = count($values) / count($avgPerPeriod);
    $resArray = array();
    for($i = 1; $i <= count($values) / $n; $i++){
        $sum = 0;
        for($j = 1 ? $j = 0 : $j = $i; $j < $i * $n; $j++){
            $sum += pow($values[$j] - $avgPerPeriod[$i - 1], 2);
        }
        $resArray[$i-1] = sqrt($sum / $n);
    }
    return $resArray;
}
```

КРОК 6

```
public function GetRS($arrR, $arrS){
    $sum = 0;
    for($i = 0; $i < count($arrR); $i++){
        $sum += $arrR[$i] / $arrS[$i];
    }
    return $sum / count($arrR);
}
```

Повертає масив n, тобто з $A * n = M$

```

public function GetArrN($values){
    $resArray = array();
    for($i = 2; $i <= count($values) / 2; $i++){
        if(count($values) % $i == 0){
            $resArray[] = $i;
        }
    }
    return $resArray;
}

```

Повертає оптимальну часову затримку r

$\$values$ - вихідний часовий ряд

```

public function GetOptR($values){
    $resArray = array();
    for($r = 1; $r < count($values); $r++){
        $N1 = count($values) - $r;
        $sum = 0;
        for($i = 0; $i < $N1; $i++){
            $sum += $values[$i] * $values[$i + $r];
        }
        $resArray[$r] = $sum / $N1;
    }
    $min = $resArray[1];
    $minR = 1;
    for($i = 1; $i <= count($resArray); $i++){
        if($resArray[$i] < $min){
            $min = $resArray[$i];
            $minR = $i;
        }
    }
    return $minR;
}

```

Псевдофазова реконструкція

```

public function PseudoReconst($values, $m, $tau){
    $N = count($values); //12
    $t = 1 + ($m - 1) * $tau; //7
    $n = round(($N - $t) / $tau); //1
    $Z = array();
    $Y = array();

    for($i = 0; $i < $n; $i++){
        $Y[] = $values[$t + $i * $tau];
        $tmp = array();
        for($j = 0; $j < $m; $j++){
            $tmp[] = $values[$t + ($i - $j) * $tau];
        }
        $Z[] = $tmp;
    }

    return array(
        "input" => $Z,
        "target" => $Y,
    );
}

```

Повертає 2 масиви, input, target

\$values - часовий ряд, \$m - розмірність простору вкладення

\$tau - оптимальна часова затримка.

Додаємо тестові дані в мережу. В цьому випадку, хочемо, щоб мережа навчилася функції «XOR».

```
* $n->addTestData(array (-1, -1, 1), array (-1));
* $n->addTestData(array (-1, 1, 1), array ( 1));
* $n->addTestData(array ( 1, -1, 1), array ( 1));
* $n->addTestData(array ( 1, 1, 1), array (-1));
```

Навчаємо мережу максимум за 1000 епох із максимальною квадратичною помилкою 0,01

```
* while (!($success = $n->train(1000, 0.01)) && ++$i<$max) {
*   echo "Round $i: No success...<hr />";
* }
*
```

Обчислення значень вузлів нейронної мережі

```
for ($prev_node = 0; $prev_node < ($this->nodeCount[$prev_layer]); $prev_node++) {
    $inputnode_value = $this->nodeValue[$prev_layer][$prev_node];
    $edge_weight = $this->edgeWeight[$prev_layer][$prev_node][$node];

    $node_value = $node_value + ($inputnode_value * $edge_weight);
}
```

Зберігає нейронну мережу у файл

@param string \$filename Ім'я файлу для збереження нейронної мережі

@return boolean 'true' в разі успіху, 'false' інакше

```
public function save($filename) {
    $f = fopen($filename, "w");
    if ($f) {
        fwrite($f, "[weights]");
        fwrite($f, "\r\nedges = \"".serialize($this->edgeWeight)."\n");
        fwrite($f, "\r\nthresholds = \"".serialize($this->nodeThreshold)."\n");
        fwrite($f, "\r\n");
        fwrite($f, "[identifiers]");
        fwrite($f, "\r\ntraining_data = \"".serialize($this->trainDataID)."\n");
        fwrite($f, "\r\ncontrol_data = \"".serialize($this->controlDataID)."\n");
        fclose($f);

        return true;
    }

    return false;
}
```

Таким чином, здійснено проектування системи прогнозування фінансових показників банку.

Висновки до розділу 3

У рамках третього розділу здійснено постановку задачі на проектування системи прогнозування фінансових показників банку, наведено інформаційне забезпечення системи та здійснено розробку компонентів системи прогнозування фінансових показників банку.

Система прогнозування фінансових показників банку дозволить автоматизувати роботу зі створення прогнозу чистого прибутку банку. Інтерфейс користувача направлено на підтримку однаковості у відображенні даних, що робить систему зрозумілою та легкою для освоєння, інформаційну мінімізацію, що дозволить структурувати основні дані та сконцентрувати увагу на найголовнішому.

РОЗДІЛ 4

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ

4.1 Тестування системи прогнозування фінансових показників банку

Проведемо експериментальне дослідження ефективності розробленої системи прогнозування фінансових показників банку.

Запустимо систему на локальному сервері, завантажемо БД та протестуємо роботу зі зведеними даними щодо фінансової діяльності Банку. Результати виведемо на рисунках (4.1 – 4.4)



Рисунок 4.1 – Результати роботи розробленої системи прогнозування фінансових показників банку



Рисунок 4.2 – Результати роботи розробленої системи прогнозування фінансових показників банку



Рисунок 4.3 – Результати роботи розробленої системи прогнозування фінансових показників банку



Рисунок 4.4 – Результати роботи розробленої системи прогнозування фінансових показників банку

При проведенні тестування збоїв та недоліків у роботі розробленої системи прогнозування фінансових показників банку не виявлено.

4.2 Верифікація результатів дослідження

Порівняємо відомі методи прогнозування з розробленим у рамках даної кваліфікаційної роботи.

Прогноз за методом експоненціального згладжування званий методом Брауна – оптимальний варіант прогнозу, коли продажі є тільки за кілька періодів (місяців, днів, тижнів, кварталів) і ще не зрозуміло - чи існують тенденції зростання або падіння.

Формула розрахунку прогнозу:

$$\hat{Y}_{t+1} = k * Y_t + (1-k) * \hat{Y}_t \quad (4.1)$$

де:

$\hat{Y}_{t+1}$ - прогноз на наступний період $t + 1$;

Y_t - дані для прогнозу за поточний період t (наприклад, продажу по місяцях);

k - коефіцієнт згладжування ряду, k задається в діапазоні від 0 до 1, $0 < k < 1$

$\hat{Y}_t$ - значення прогнозу на поточний період t . Причому в перший період (місяць, день ...) $\hat{Y}_1 = Y_1$, тобто $\hat{Y}_t$ в перший період рівні продажу в цей період.

Прогноз за методом експоненціального згладжування = коефіцієнт згладжування * Останнім фактичне значення продажів + (1 коефіцієнт згладжування) * попередній прогноз за методом експоненціального згладжування.

fx = \$D\$3*\$C11+(1-\$D\$3)*D11				
C	D	E	F	G
	Експонентна модель 1			Експонентна м
	k=	Точность	0,01%	k=
	0,8			0,1
Сума (тис. грн.)	Прогноз $\hat{Y}$ =	Похибка моделі	среднеквадра	Прогноз $\hat{Y}$ =
778 949,28	778949,28	0,00	0,00	778949,28
870 963,44	778949,28	92014,16	0,01	778949,28
874 286,38	852560,61	21725,77	0,00	788150,70
819 776,59	869941,22	-50164,63	0,00	796764,27
767 763,37	829809,52	-62046,14	0,01	799065,50
739 061,21	780172,60	-41111,40	0,00	795935,29
763 468,55	747283,49	16185,06	0,00	790247,88
731 872,86	760231,54	-28358,68	0,00	787569,95
853 940,80	737544,60	116396,20	0,02	782000,24
960 662,73	830661,56	130001,18	0,02	789194,29
901 756,90	934662,50	-32905,60	0,00	806341,14
1 088 090,36	908338,02	179752,35	0,04	815882,71

Рисунок 4.1 – Процес розрахунку

Важливо відзначити, що дана модель передбачає регулярний перерахунок прогнозу по закінченні останнього періоду і появі нових даних для прогнозу за останній період.

Оцінка точності прогнозу і підбір коефіцієнта згладжування k

k - коефіцієнт згладжування ряду, його значення задається вручну від 0 до 1. Чим k більше, тим більше вплив останніх періодів на прогноз.

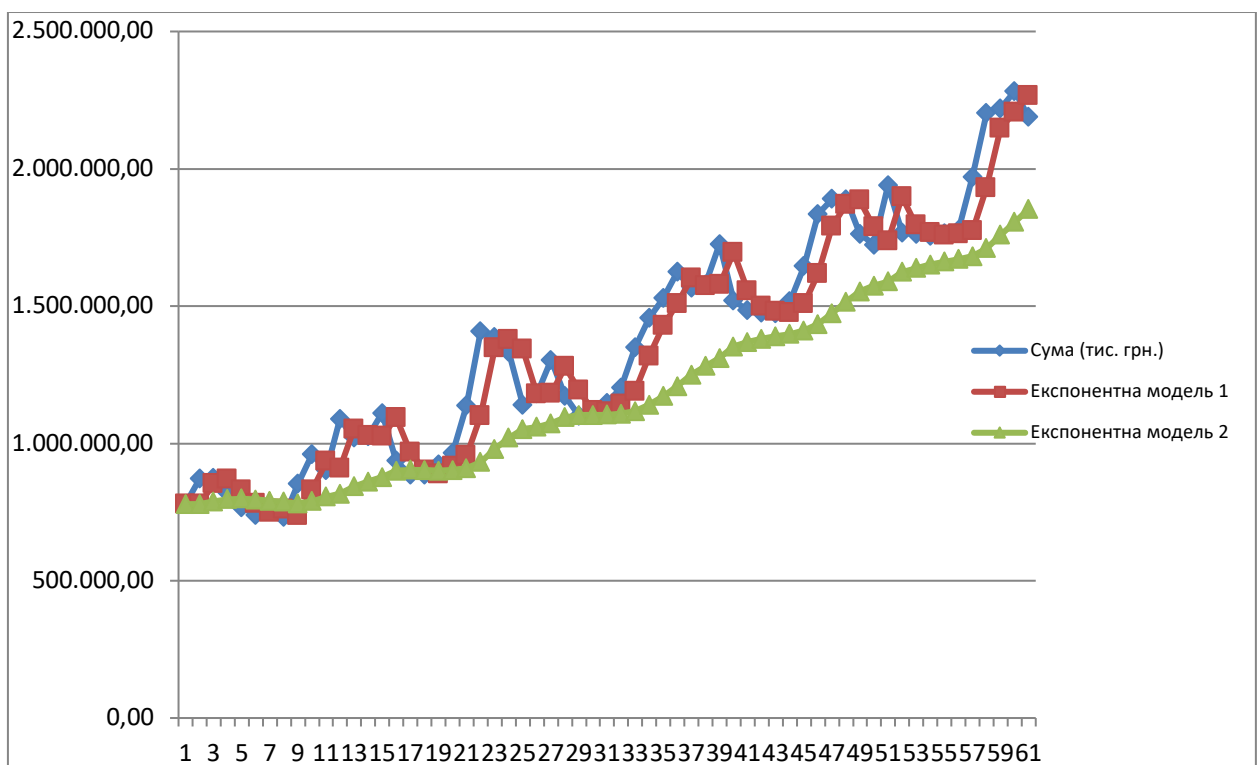


Рисунок 4.2 – Графік прогнозування

Зелений графік - значення прогнозу при коефіцієнті згладжування $k = 0,1$. Видно, що періодично дана модель стикається з фактичними продажами (синім графіком), але набагато рідше, ніж червоний графік. Також зелена модель більш згладжена і повільніше реагує на сплески в останніх періодах, ніж червоний графік.

Розрахуємо точність прогнозу при $k = 0,8$ і $k = 0,1$. Для кожної моделі визначимо:

1. Помилку моделі = для цього в кожному періоді з фактичних продажів віднімаємо прогноз продажів на цей період

$$= \$G\$3 * C9 + (1 - \$G\$3) * G9$$

	D	E	F	G	H	
	Експонентна модель 1			Експонентна модель 2		
	k=	Точность	0,01%	k=	Точность	:
	0,8			0,1		
грн.)	Прогноз $\hat{Y}$ =	Похибка моделі	среднеквадрат	Прогноз $\hat{Y}$ =	Похибка моделі	сред
49,28	778949,28	0,00	0,00	778949,28	0,00	
63,44	778949,28	92014,16	0,01	778949,28	92014,16	
86,38	852560,61	21725,77	0,00	788150,70	86135,68	
76,59	869941,22	-50164,63	0,00	796764,27	23012,32	
63,37	829809,52	-62046,14	0,01	799065,50	-31302,13	
61,21	780172,60	-41111,40	0,00	795935,29	-56874,08	
68,55	747283,49	16185,06	0,00	790247,88	-26779,33	
72,86	760231,54	-28358,68	0,00	787569,95	-55697,08	
40,80	737544,60	116396,20	0,02	782000,24	71940,56	
62,73	830661,56	130001,18	0,02	789194,29	171468,44	

Рисунок 4.3 – Процес розрахунку

2. відхилення = для кожного періоду розрахуємо відношення квадрата помилки моделі до квадрату прогнозу на цей період

$$=(E6^2)/(D6^2)$$

	D	E	F	G	
	Експонентна модель 1			Експонентна модель 2	
	k=	Точность	0,01%	k=	
	0,8			0,1	
грн.)	Прогноз $\hat{Y}$ =	Похибка моделі	среднеквадрат	Прогноз $\hat{Y}$ =	Похи
949,28	778949,28	0,00	0,00	778949,28	
963,44	778949,28	92014,16	0,01	778949,28	
286,38	852560,61	21725,77	0,00	788150,70	
776,59	869941,22	-50164,63	0,00	796764,27	
763,37	829809,52	-62046,14	0,01	799065,50	
061,21	780172,60	-41111,40	0,00	795935,29	
468,55	747283,49	16185,06	0,00	790247,88	
872,86	760231,54	-28358,68	0,00	787569,95	

Рисунок 4.4 – Процес розрахунку

3. Середньоквадратичне відхилення = середнє значення квадратичних відхилень за весь аналізований період.

4. Точність прогнозу = 1 - Середньоквадратичне відхилення

$=(H6^2)/(G6^2)$

	D	E	F	G	H	I
	Експонентна модель 1			Експонентна модель 2		
	k=	Точность	0,01%	k=	Точность	2,52%
	0,8			0,1		
. грн.)	Прогноз $\hat{Y}$ =	Похибка моделі	среднеквадрат	Прогноз $\hat{Y}$ =	Похибка моделі	среднеквадрат
949,28	778949,28	0,00	0,00	778949,28	0,00	0,00
963,44	778949,28	92014,16	0,01	778949,28	92014,16	0,01
286,38	852560,61	21725,77	0,00	788150,70	86135,68	0,01
776,59	869941,22	-50164,63	0,00	796764,27	23012,32	0,00
763,37	829809,52	-62046,14	0,01	799065,50	-31302,13	0,00

Рисунок 4.5 – Процес розрахунку

Розрахувавши точність прогнозу для моделей з $k = 0.8$ і $k = 0.1$ видно, що точність моделі 1 = 99% вище, ніж точність моделі 2 = 96%, отже для цього ряду з двох коефіцієнтів оптимальніше для прогнозу буде використовувати $k = 0.8$.

Для оцінки оптимального значення k послідовно обчислюються прогнози при k , що дорівнює 0,1; 0,2; 0,3; ... 0,9 і вибирається k , значення точності прогнозу, якого буде найближче до 100%.

Висновки до розділу 4

У четвертому розділі наведено результати тестування системи прогнозування фінансових показників банку та запропоновано верифікацію результатів дослідження.

ВИСНОВКИ

Основною метою кваліфікаційної роботи є розробка системи прогнозування фінансових показників у банківському секторі з використанням нейромережевих технологій. Вибір задачі був зумовлений існуючим попитом на надійні, точні інструменти прогнозування у фінансовому секторі, зокрема в банківській сфері.

Аналіз існуючих методів прогнозування виявив ряд обмежень, зокрема, відсутність специфіки для банківської галузі та потребу в значних обчислювальних ресурсах. Для вирішення цих проблем запропоновано новий спосіб, заснований на поєднанні декількох методів прогнозування (передбачення умовної ймовірності екстремальних подій із застосуванням моделі переходу станів і побудові моделі симетрії на коротких часових масштабах) та нейронних мереж. Цей підхід був розроблений, щоб бути більш адаптивним та ефективним, для задоволення унікальних вимог банківського сектору.

Експериментальні дослідження підтвердили здатність системи прогнозувати фінансові показники з високою точністю, тим самим довівши її ефективність.

Запропоновані засоби прогнозування фінансових показників можуть бути використані не тільки в банківських установах, а й в інших різних секторах економіки, де точне фінансове прогнозування має вирішальне значення. Запропоновані рішення можуть слугувати основою для розробки подібних систем у різних галузях, підвищуючи ефективність та підтримуючи прийняття обґрунтованих рішень.

У банківському секторі система може значно покращити процеси затвердження кредитів, інвестиційні стратегії та методи оцінки ризиків. Таким чином, ця кваліфікаційна робота не тільки вирішує нагальну потребу в банківському секторі, але й робить внесок у більш широку сферу економічного прогнозування. Розроблена система вирізняється своєю

точністю та ефективністю, що робить її цінним надбанням у різних економічних додатках.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Кіріченко Л. О. Фрактальний аналіз самоподібних і мультифрактальних часових рядів : монографія. – Харків: Панов А. Н., 2019
2. Ісаєнко О. О. Моделювання нестационарних часових рядів економічної динаміки на основі рівняння Фоккера – Планка // Бізнес Інформ. – 2014. – № 4.
3. Баклан І. В. Лінгвістичне моделювання часових рядів різної природи з фрактальними властивостями // Систем. технології. – 2016. – № 3.
4. Недашківський Є. Механізми визначення фрактальності у термінах лінгвістичного моделювання // Техн. науки та технології. – 2016. – № 3.
5. Дорош Н. Л. Дослідження часового ряду спеціалізованої інформації // Систем. технології. – 2017. – № 4.
6. Hurst, H.E. (1951), “Long-term storage of reservoirs: an experimental study”, Transactions of the American Society of Civil Engineers, Vol. 116. – pp. 770–799.
7. Кравець Т. В. Ефекти синхронізації динаміки фондових індексів та курсів валют при мультифрактальному аналізі з використанням вейвлет технологій // Бізнес Інформ. – 2014. – № 2.
8. Мокін О. Б. До питання вибору оптимальної математичної моделі стаціонарного часового ряду // Вісн. Вінниц. політехн. ін-ту. – 2018. – № 4
9. Семененко Т. О. Прогнозування динаміки макроекономічних показників // Вісн. Сум. держ. ун-ту. Сер. Економіка. – 2019. – № 3.
10. Кушнір М. Я. Використання систем штучного інтелекту у задачах прогнозування фінансових індексів: огляд наукових джерел // Радіоелектрон. і комп'ютер. системи. – 2020. – № 3.
11. Лузіна А.О. Застосування адаптивних моделей для прогнозування чистого доходу від реалізації продукції / А.О. Лузіна, С.П. Кобець // Тези 71-ої наукової конференції професорів, викладачів, наукових працівників,

аспірантів та студентів університету (Полтава, 22 квітня – 17 травня 2019 р.). – Полтава : ПолтНТУ, 2019. – Т. 1. – С. 259–260.

12. Веровчук В. В. Прогнозування поведінки інформаційного продукту. – 2012 // Вісн. Нац. ун-ту "Львів. політехніка". С. 54–63.

13. Степашко В. С. Комп'ютерний експеримент в індуктивному моделюванні : [монографія]. – Київ: Наук. думка, 2014. 576 с.

14. Михайловська О. Фрактали як ступінь організованості інвестиційних процесів у сучасних умовах. – 2011 // Економіка України.

15. Горбачук В. М. Особливості регресійного аналізу часових рядів / В. М. Горбачук, Ю. Г. Кривонос // Комп'ютерна математика. – 2012. – № 2. – С. 3–12

16. Яковлев А. І. Економічна сутність та методичні основи визначення рівня потенціалу виробничої системи / А. І. Яковлев, О. П. Косенко // Маркетинг і менеджмент інновацій. – 2011. – № 2. – С. 172– 178.

17. Горбачук В. М. Особливості регресійного аналізу часових рядів / В. М. Горбачук, Ю. Г. Кривонос // Комп'ютерна математика. – 2012. – № 2. – С. 3–12.

18. Шаповалова О. О. Моделювання попиту із залученням методів аналізу часових рядів / О. О. Шаповалова, Г. В. Солодовник, І. О. Татаров // Комунальне господарство міст. Сер. : Економічні науки. – 2016. – Вип. 127. – С. 10–14. – Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/kgm_econ_2016_127_4

19. Броневицький А.П., Гречко Н.В. Прогнозування параметрів ефективності будівельних процесів ревіталізації промислових будівель// Науковий вісник будівництва – Харків: ХНУБА, ХОТВ АБУ 2015.– №4(82)/2015, с.76–81

20. Тимофієва Н. Комбінаторні конфігурації, фрактали, фрактальна розмірність комбінаторних множин // Фіз.–мат. моделювання та інформ. технології : наук. зб. – 2021. – Вип. 33.

21. Sako, Kady & Nyunga, Berthine & Rodrigues, Paulo. (2022). Neural Networks for Financial Time Series Forecasting. *Entropy*. 24. 657. 10.3390/e24050657.
22. Kwak, Yeonglong & Huh, Jeong-gyu. (2023). Random Augmentation Technique for Mitigating Overfitting in Neural Networks for Financial Time Series Forecasting. *The Korean Data Analysis Society*. 25. 1653-1669. 10.37727/jkdas.2023.25.5.1653.
23. Behera, Sudersan & Nayak, Sarat & Annadanapu, Pavan Kumar. (2023). A Comprehensive Survey on Higher Order Neural Networks and Evolutionary Optimization Learning Algorithms in Financial Time Series Forecasting. *Archives of Computational Methods in Engineering*. 30. 10.1007/s11831-023-09942-9.
24. Grilli, Luca & Santoro, Domenico. (2022). Forecasting financial time series with Boltzmann entropy through neural networks. *Computational Management Science*. 19. 10.1007/s10287-022-00430-2.
25. Ivanyuk, Vera & Abdikeev, N & Tsvirkun, A. (2020). Forecasting the dynamics of financial time series based on neural networks. *Journal of Physics: Conference Series*. 1703. 012030. 10.1088/1742-6596/1703/1/012030.
26. Merzguoui, Mhamed & Taleb, Younes & El Jarroudi, Mustapha. (2023). ARCH Model and Nonlinear Autoregressive Neural Networks for Forecasting Financial Time Series. 10.1007/978-3-031-26852-6_45.
27. Wu, Xinhao & Lu, Qiujun. (2021). Financial asset yield series forecasting based on risk-neutral fuzzy bilinear regression and probabilistic neural network. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*. 40. 11829-11844. 10.3233/JIFS-202927.
28. Chatigny, Philippe & Patenaude, Jean-Marc & Wang, Shengrui. (2020). Spatiotemporal adaptive neural network for long-term forecasting of financial time series. *International Journal of Approximate Reasoning*. 132. 10.1016/j.ijar.2020.12.002.

29. Cheng, Dawei & Yang, Fangzhou & Xiang, Sheng & Liu, Jin. (2021). Financial Time Series Forecasting with Multi-Modality Graph Neural Network. *Pattern Recognition*. 121. 108218. 10.1016/j.patcog.2021.108218.
30. Yang, Zhen & Keung, Jacky & Kabir, Md Alamgir & Yu, Xiao & Tang, Yutian & Zhang, Miao & Feng, Shuo. (2021). AComNN: Attention enhanced Compound Neural Network For financial time-series forecasting with cross-regional features. *Applied Soft Computing*. 111. 107649. 10.1016/j.asoc.2021.107649.
31. Yu, Lean & Wang, Shouyang & Lai, Kin Keung. (2009). A neural-network-based nonlinear metamodeling approach to financial time series forecasting. *Applied Soft Computing*. 9. 563-574. 10.1016/j.asoc.2008.08.001.
32. Meade, Nigel. (1995). Neural network time series forecasting of financial markets. *International Journal of Forecasting*. 11. 601-602. 10.1016/S0169-2070(95)90005-5.
33. Nayak, Sarat & Misra, Bijan & Dehuri, Satchidananda. (2022). Hybridization of the Higher Order Neural Networks with the Evolutionary Optimization Algorithms—An Application to Financial Time Series Forecasting. 10.1007/978-981-16-8930-7_5.
34. Anupam, Tarsauliya & Shoureyya, Kant & Kala, Rahul & Tiwari, Ritu & Shukla, A.. (2010). Analysis of Artificial Neural Network for Financial Time Series Forecasting. *International Journal of Computer Applications*. 9. 10.5120/1383-1863.
35. Lasfer, Assia & El-Baz, Hazim & Zualkernan, Imran. (2013). Neural Network design parameters for forecasting financial time series. 2013 5th International Conference on Modeling, Simulation and Applied Optimization, ICMSAO 2013. 1-4. 10.1109/ICMSAO.2013.6552553.