

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет
Кафедра

Комп'ютерної інженерії та управління
Комп'ютерних інтелектуальних технологій та систем

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти

другий (магістерський)

Нейромережеве прогнозування курсу валют
(тема)

Виконав:

студент II курсу, групи КІТм-22-1

Олександр КАБАНОВ

(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія

(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня

програма

Комп'ютерні

інтелектуальні технології

(повна назва освітньої програми)

Керівник

зав. каф. КІТС Олег РУДЕНКО

(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Зав. кафедри

(підпис)

Олег РУДЕНКО

(власне ім'я, прізвище)

2023 р.

6. Консультанти розділів роботи (п.6 включається до завдання за наявністю консультантів згідно до наказу, зазначеному у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз проблеми та огляд існуючих рішень	03.11.2023-10.11.2023	Виконано
2	Змістовий опис та аналіз особливостей об'єкта	11.11.2023-20.11.2023	Виконано
3	Постановка задачі кваліфікаційної роботи	21.11.2023-25.11.2023	Виконано
4	Обґрунтування мети вирішення поставленої задачі	26.11.2023-30.11.2023	Виконано
5	Розробка й обґрунтування інформаційного забезпечення задачі	07.12.2023-14.12.2023	Виконано
6	Розробка програмного забезпечення	15.12.2023-31.12.2023	Виконано
7	Оформлення пояснювальної записки	01.01.2024-18.01.2024	Виконано
8	Розробка презентації	19.01.2024-23.01.2024	Виконано

Дата видачі завдання 06 листопада 2023 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____ зав. каф. КІТС Олег Руденко
(підпис) (посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Загальний обсяг роботи: 61 с., 9 рис., 3 таб., 29 джерел, 2 додатки.

НЕЙРОМЕРЕЖА, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, КУРС ВАЛЮТ,
ПРОГНОЗУВАННЯ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, ДОУ ДЖОНС, ТОРІХ

Метою роботи є дослідження та розробка нейромережі для прогнозування курсу валют. Вивчення нюансів, пов'язаних з розробкою нейромереж і вибір оптимального методу реалізації.

У ході виконання проекту було проаналізовано нюанси щодо створення нейромережі для прогнозування курсу валют. Також було оглянуто алгоритми обробки даних про курс валют, виявлення об'єктів та прогнозування змін з використанням нейронної мережі.

ABSTRACT

Total amount of work: 61 p., 9 figures, 3 tables, 29 sources, 2 appendix.

NEURAL NETWORK, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, EXCHANGE RATE,
FORECASTING, NEURAL NETWORK, DOW JONES, TOPIX

The aim of the work is to research and develop a neural network for forecasting exchange rates. The study of the nuances associated with the development of neural networks and the selection of the optimal implementation method.

In the course of the project, we analyzed the nuances of creating a neural network for forecasting exchange rates. We also reviewed algorithms for processing exchange rate data, detecting objects, and forecasting changes using a neural network.

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет
Кафедра

Комп'ютерної інженерії та управління
Комп'ютерних інтелектуальних технологій та систем

АНОТАЦІЯ
КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

рівень вищої освіти

другий (магістерський)

Нейромережеве прогнозування курсу валют
(тема)

Виконав:

студент II курсу, групи КІТм-22-1
Олександр КАБАНОВ
(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Комп'ютерні інтелектуальні технології
(повна назва освітньої програми)

Керівник зав. каф. КІТС Олег РУДЕНКО
(посада, власне ім'я, прізвище)

2023 р.

АНОТАЦІЯ

Кабанов О.Ф.. Нейромережеве прогнозування курсу валют. – Магістерська кваліфікаційна робота.

У магістерській кваліфікаційній роботі вирішено актуальну проблему щодо створення нейромережі для прогнозування курсу валют. Також було оглянуто алгоритми обробки даних про курс валют, виявлення об'єктів та прогнозування змін з використанням нейронної мережі

Метою кваліфікаційної роботи є дослідження та розробка нейромережі для прогнозування курсу валют. Вивчення нюансів, пов'язаних з розробкою нейромереж і вибір оптимального методу реалізації

Об'єктом дослідження цієї роботи є нейронна мережа для прогнозування курсу валют

Предмет дослідження це процес дослідження у сфері нейромереж з ціллю створення нейромережі, що прогнозуватиме курс валют

Кімото та Асакава представили систему прогнозування фондового ринку з використанням модульних нейронних мереж. Система базується на експертних модулях. Кожен експерт мав власну вхідну область і блок попередньої обробки. Для вхідних даних були використані вектори відсоткової ставки, середнього значення Dow Jones New York, обороту, курсу іноземної валюти. Цей алгоритм застосовувався для дослідження TOPEX

Система прогнозування, корисна для прогнозування середньострокової цінової тенденції на фондовому ринку Тайваню, була запропонована Вангом та іншими . Використовувалася рекурентна нейронна мережа на основі ARIMA. Ця система здатна передбачити ринковий тренд до 6 тижнів з прийнятною точністю. Модифікація та прискорення принципів роботи MNN описана в статті Шмідта та Бандара.

Інші досліджували у своїх статтях підхід GA для прогнозування індексів фондових цін та біржового ринку. Також Гассан запропонували та впровадили

модель злиття шляхом поєднання НММ та GA для прогнозування поведінки фінансового ринку.

Нечіткі булеві нейронні мережеві моделі також використовувалися для прогнозування індексів фондового ринку. Ця модель має передбачення індексів фондового ринку. Ця модель була запропонована як мережі, здатні вивчати якісні правила та розумно використовувати ці правила. Ідея цього підходу полягає в розумному отриманні наступного значення з переданих значень, припускаючи, що поведінка змінної може бути описана набором якісних правил.

Цян та інші представляє вдосконалену модель нейронної мережі під назвою Amnestic neuronet, яка моделює когнітивну поведінку людини, пов'язану із забуванням, для вирішення проблеми крос-часового відбору даних. Ефективність цієї моделі була перевірена за допомогою програми для прогнозування курсу акцій на фондовому ринку Китаю.

Багаторозгалужені нейронні мережі можуть мати вищу здатність до представлення та узагальнення, ніж звичайні нейронні мережі. У цій статті було досліджено точність прогнозування TOPIX за допомогою MBNN. Використання вхідних даних для MBNN TOPIX значень часових рядів та іншої інформації може дізнатися характеристики часових рядів і передбачити значення TOPIX наступного дня.

Багатошаровий персептрон, а також архітектури нейронної мережі Radial Basis Function були реалізовані як класифікатори для прогнозування цінового показника індексу закриття. Наступні класифікатори мереж базувалися на прибутковій торговій стратегії, яка перевершує довгострокову торгову стратегію «купуй і тримай», яка використовувалася для дослідження індексів Dow Jones Industrial Average, Johannesburg Stock Exchange All Share, Nasdaq і Nikkei Stock.

Рай та Рей узагальнили порівняння різних типів нейронних мереж для прогнозування акцій. Незважаючи на величезні попередні зусилля та широкий спектр методів, застосованих для вирішення цієї проблеми, ефективно

прогнозування фондового ринку залишається складним завданням головним чином через складні та різноманітні в часі залежності між факторами, що впливають на ціну.

Експлойт RNN на основі алгоритму генетичного навчання має статистично значущу кількість успішних прогнозів, коли параметри RNN правильно вибрані для прогнозування, але не без ризику через інвестування. Найпопулярнішим способом підвищення довіри серед інвесторів є інвестиційний портфель. Поняття ефективності, ризикованості та надійності є трьома наріжними каменями можливостей інвестування на ринках обміну та капіталу. Адекватний інвестиційний портфель здається теоретично обґрунтованим і практично ефективним інструментом для прийняття інвестиційних рішень на глобальних ринках капіталу та обмінних ринках. Адекватна анатомія інвестиційного портфеля та рішення з використанням імітаційних технологій [20], прогнозування за допомогою штучного інтелекту – усі моделі прогнозування стикаються з надійністю та зниженням ризику рішення.

Складні проблеми, які вирішуються силами компетентних фахівців, часто виконуються методами експертів. Традиційні паперові процедури Delfi, веб-процес Delfi можуть бути використані для відповідей на складні запитання.

Одним із найвідоміших інструментів нейронних мереж для нелінійного прогнозування є рекурентна нейронна мережа LSTM . Шмідхубер та інші представили загальну структуру алгоритму навчання послідовності, EVolution рекурентних систем з LINEar Outputs . Evolino використовує еволюцію, щоб виявити хороші ваги прихованих вузлів RNN, використовуючи такі методи, як лінійна регресія або квадратичне програмування, щоб обчислити оптимальні лінійні відображення від прихованого стану до виходу. Коли квадратичне програмування використовується для максимізації запасу, неможливо отримати перші еволюційні рекурентні опорні векторні машини. Довга короткочасна пам'ять на основі Evolino може вирішувати завдання, які не під силу мережам Echo State Було представлено новий клас рекурентних, справді послідовних

SVM-подібних пристроїв із внутрішніми адаптивними станами, навчених за новим методом під назвою EVolution систем з виходами на основі KErnel, екземпляром нещодавнього класу методів Evolino.

Evoke розвиває рекурентні нейронні мережі для виявлення та представлення часових залежностей, використовуючи квадратичне програмування/допоміжну векторну регресію та псевдоінверсну регресію. Evoke — це перший механізм на основі SVM, який знає, як класифікувати контекстно-залежну мову. Він також перевершує новітні рекурентні нейронні мережі на основі градієнта у різних завданнях прогнозування часових рядів. Навчання RNN використовується для розпізнавання контекстно-залежних мов і є складною та часто зростаючою проблемою для стандартних рекурентних нейронних мереж, оскільки вимагає необмежених ресурсів пам'яті. Гудман та Бретте виявили, що LSTM на основі Evolino навчається в середньому швидше, і він здатний узагальнювати значно краще, ніж LSTM на основі градієнта. За допомогою Evolino можна вивчати функції, що складаються з кількох накладених один на одного осциляторів, таких як подвійний синус і потрійний синус. Досліджена мережа досягла хороших результатів і все ще робить дуже точні прогнози .

Торгова модель може бути описана в чотири основні кроки наступним чином:

- Більшість ортогональних історичних даних, знайдених для восьми наборів даних, надходять на два входи кожного RNN;
- Отримані вісім прогнозів розташовані в порядку зростання;
- Медіана та квартилі обчислюються. Екстремальні прогнози відхиляються;
- Розраховується сумісність решти прогнозів. Особа, яка приймає рішення, припускає, чи можна здійснити нову торгівлю, інакше обчислення повторюються.

Підтвердження цього прогнозу було зроблено шляхом розрахунку коефіцієнтів кореляції Пірсона між історичними та прогнозованими значеннями обмінних курсів EUR/USD.

Шістдесят п'ять відсотків коефіцієнтів кореляції Пірсона для трьох торгових днів між прогнозованими та історичними значеннями були отримані в діапазоні $[0,6-1,0]$, і 83 % прогнозованого напрямку ринку для всіх прогнозів були вірними.

Точність прогнозу п'яти торгових днів становила 35%, а правильно передбачувані напрямки ринку становили 78% усіх торгових днів. Такої точності моделі достатньо, щоб забезпечити стабільне зростання прибутку в денній торгівлі EUR/USD.

НЕЙРОМЕРЕЖА, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, КУРС ВАЛЮТ,
ПРОГНОЗУВАННЯ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, ДОУ ДЖОНС, ТОРІХ

Публікації здобувача за темою роботи:

1. Кабанов О.Ф. ПРОБЛЕМИ ГЕНЕРАЦІЇ ЗОБРАЖЕННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ СИСТЕМ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ ТА СПОСОБИ ЇХ ВИРІШЕННЯ, матеріали V Міжнародної студентської наукової конференції «СУЧАСНІ АСПЕКТИ ТА ПЕРСПЕКТИВНІ НАПРЯМКИ РОЗВИТКУ НАУКИ» (м. Житомир, 9 червня 2023р). Житомир, 2023 С. 154-155;

2. Кабанов О.Ф. ЗАСТОСУВАННЯ СИСТЕМ РОЗПІЗНАВАННЯ ЕМОЦІЙ ТА ПРОБЛЕМ ПОВ'ЯЗАНІ З ЇХ СТВОРЕННЯМ матеріали V Міжнародної студентської наукової конференції «СУЧАСНІ АСПЕКТИ ТА ПЕРСПЕКТИВНІ НАПРЯМКИ РОЗВИТКУ НАУКИ» (м. Житомир, 9 червня 2023р). Житомир, 2023 С. 156-158;

3. Кабанов О.Ф. ГЕНЕРАЦІЯ РЕАЛІСТИЧНОГО ЗОБРАЖЕННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ ГЕНЕРАТИВНО-ЗМАГАЛЬНИХ МЕРЕЖ, матеріали II Міжнародної студентської наукової конференції «ТРЕНДИ ТА

ПЕРСПЕКТИВИ РОЗВИТКУ МУЛЬТИДИСЦИПЛІНАРНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ»
(м. Хмельницький, 25 листопада 2022р). Хмельницький, 2022 С. 148-149;

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ.....	13
ВСТУП.....	14
1 ОПИС НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ EVOLINO.....	17
2 ЕКСПЕРТНА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ.....	20
3 МОДЕЛЬ ТОРГІВЛІ.....	22
3.1 Перевірка прогнозу.....	23
3.2 Торгівля курсом EUR/USD.....	24
4. РЕАЛІЗАЦІЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ.....	26
4.1 Експериментальне налаштування даних.....	26
4.2 Методи.....	27
4.2.1 Теорема Найквіста.....	27
4.2.2 Підхід підбору кривої.....	28
4.3 Структура нейронної мережі.....	30
4.4 Навчання мережі.....	31
4.5 Тестування.....	32
5 РЕЗУЛЬТАТИ ВИПРОБУВАНЬ.....	34
ВИСНОВОК.....	35
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	38
ДОДАТОК А.....	42
ДОДАТОК Б.....	54

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І
ТЕРМІНІВ

ІНМ — Штучна нейронна мережа

ARIMA — Авторегресійне інтегроване ковзне середнє

GA — генетичний алгоритм

HMM — прихована марковська модель

MBNN — Багатогалузева нейронна мережа

MNN — Модульна нейронна мережа

RNN — Рекурентна нейронна мережа

SVM — Метод опорних векторів

ВСТУП

Проблема прогнозування фондових індексів є однією з найпопулярніших цілей для різноманітних методів прогнозування у сфері фінансів та економіки. Згідно з Вангом [1], найбільш поширеними сферами застосування нейронної мережі є виробництво/операції 53,5 % та фінанси 25,4 %.

Кімото та Асакава [2] представили систему прогнозування фондового ринку з використанням модульних нейронних мереж. Система базується на експертних модулях. Кожен експерт мав власну вхідну область і блок попередньої обробки. Для вхідних даних були використані вектори відсоткової ставки, середнього значення Dow Jones New York, обороту, курсу іноземної валюти. Цей алгоритм застосовувався для дослідження TOPEX

Система прогнозування, корисна для прогнозування середньострокової цінової тенденції на фондовому ринку Тайваню, була запропонована Вангом та іншими [3]. Використовувалася рекурентна нейронна мережа на основі ARIMA. Ця система здатна передбачити ринковий тренд до 6 тижнів з прийнятною точністю. Модифікація та прискорення принципів роботи MNN описана в статті Шмідта та Бандара [4].

Інші досліджували у своїх статтях підхід GA для прогнозування індексів фондових цін [5-7] та біржового ринку [8]. Також Гассан [9] запропонували та впровадили модель злиття шляхом поєднання НММ та GA для прогнозування поведінки фінансового ринку.

Нечіткі булеві нейронні мережеві моделі [10] також використовувалися для прогнозування індексів фондового ринку. Ця модель має передбачення індексів фондового ринку. Ця модель була запропонована як мережі, здатні вивчати якісні правила та розумно використовувати ці правила. Ідея цього підходу полягає в розумному отриманні наступного значення з переданих

значень, припускаючи, що поведінка змінної може бути описана набором якісних правил.

Цян та інші [11] представляє вдосконалену модель нейронної мережі під назвою *Amnestic neuronet*, яка моделює когнітивну поведінку людини, пов'язану із забуванням, для вирішення проблеми крос-часового відбору даних. Ефективність цієї моделі була перевірена за допомогою програми для прогнозування курсу акцій на фондовому ринку Китаю.

Багаторозгалужені нейронні мережі можуть мати вищу здатність до представлення та узагальнення, ніж звичайні нейронні мережі [12]. У цій статті було досліджено точність прогнозування TOPIX за допомогою MBNN. Використання вхідних даних для MBNN TOPIX значень часових рядів та іншої інформації може дізнатися характеристики часових рядів і передбачити значення TOPIX наступного дня.

Багатошаровий персептрон, а також архітектури нейронної мережі *Radial Basis Function* були реалізовані як класифікатори для прогнозування цінового показника індексу закриття [13]. Наступні класифікатори мереж базувалися на прибутковій торговій стратегії, яка перевершує довгострокову торгову стратегію «купуй і тримай», яка використовувалася для дослідження індексів *Dow Jones Industrial Average*, *Johannesburg Stock Exchange All Share*, *Nasdaq* і *Nikkei Stock*.

Рай та Рей [14] узагальнили порівняння різних типів нейронних мереж для прогнозування акцій. Незважаючи на величезні попередні зусилля та широкий спектр методів, застосованих для вирішення цієї проблеми, ефективне прогнозування фондового ринку залишається складним завданням головним чином через складні та різноманітні в часі залежності між факторами, що впливають на ціну.

Експлоїт RNN на основі алгоритму генетичного навчання має статистично значущу кількість успішних прогнозів, коли параметри RNN правильно вибрані для прогнозування, але не без ризику через інвестування [15]. Найпопулярнішим способом підвищення довіри серед інвесторів є

інвестиційний портфель. Поняття ефективності, ризикованості та надійності є трьома наріжними каменями можливостей інвестування на ринках обміну та капіталу [16]. Адекватний інвестиційний портфель здається теоретично обґрунтованим і практично ефективним інструментом для прийняття інвестиційних рішень на глобальних ринках капіталу та обмінних ринках [17-19]. Адекватна анатомія інвестиційного портфеля та рішення з використанням імітаційних технологій [20], прогнозування за допомогою штучного інтелекту [21-23] – усі моделі прогнозування стикаються з надійністю та зниженням ризику. рішення.

Складні проблеми, які вирішуються силами компетентних фахівців, часто виконуються методами експертів. Традиційні паперові процедури Delfi, веб-процес Delfi [24-25] можуть бути використані для відповідей на складні запитання.

1 ОПИС НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖИ EVOLINO

Дуже важливо досягти стабільності прогнозу, коли певна кількість невідомих у часі наборів даних може бути знайдена з певною точністю. З іншого боку, передбачувані дані повинні бути перевірені спочатку на історичних наборах даних для оцінки кореляції між ними.

Одним із найвідоміших інструментів нейронних мереж для нелінійного прогнозування є рекурентна нейронна мережа LSTM [26]. Шмідхубер та інші представили загальну структуру алгоритму навчання послідовності, EVolution рекурентних систем з LINEar Outputs [27]. Evolino використовує еволюцію, щоб виявити хороші ваги прихованих вузлів RNN, використовуючи такі методи, як лінійна регресія або квадратичне програмування, щоб обчислити оптимальні лінійні відображення від прихованого стану до виходу. Коли квадратичне програмування використовується для максимізації запасу, неможливо отримати перші еволюційні рекурентні опорні векторні машини. Довга короткочасна пам'ять на основі Evolino може вирішувати завдання, які не під силу мережам Echo State Було представлено новий клас рекурентних, справді послідовних SVM-подібних пристроїв із внутрішніми адаптивними станами, навчених за новим методом під назвою EVolution систем з виходами на основі Kernel, екземпляром нещодавнього класу методів Evolino.

Evolve розвиває рекурентні нейронні мережі для виявлення та представлення часових залежностей, використовуючи квадратичне програмування/допоміжну векторну регресію та псевдоінверсну регресію. Evolve — це перший механізм на основі SVM, який знає, як класифікувати контекстно-залежну мову. Він також перевершує новітні рекурентні нейронні мережі на основі градієнта у різних завданнях прогнозування часових рядів. Навчання RNN використовується для розпізнавання контекстно-залежних мов і є складною та часто зростаючою проблемою для стандартних рекурентних нейронних мереж, оскільки вимагає необмежених ресурсів пам'яті. Гудман та

Бретте [28] виявили, що LSTM на основі Evolino навчається в середньому швидше, і він здатний узагальнювати значно краще, ніж LSTM на основі градієнта. За допомогою Evolino можна вивчати функції, що складаються з кількох накладених один на одного осциляторів, таких як подвійний синус і потрійний синус. Досліджена мережа досягла хороших результатів і все ще робить дуже точні прогнози [29].

Система Maskey-Glass є стандартним тестом для прогнозування нелінійних часових рядів. Шмітхубер та інші показують відхилення між кривими, згенерованими Evolino, і системою Маккі-скло. Evolino здатний робити точні прогнози в таких завданнях, як тест Maskey-Glass.

Блок-схема рекурентної нейронної мережі Evolino показана на рисунку 1.1. Evolino RNN утворює мережу LSTM з $N = 4n$ комірок пам'яті, де N — загальна кількість нейронів, а n — кількість комірок пам'яті. Алгоритм генетичної еволюції застосовується до кожного квартету комірок пам'яті окремо. Комірка має внутрішній стан S разом із пропуском GF , який визначає, наскільки стан послаблюється на кожному часовому кроці. Вхідний вентиль GI контролює доступ до комірки за допомогою зовнішніх входів, які підсумовуються в одиницю Σ , а вихідний вентиль GO контролює, коли та скільки спрацьовує комірка.

Темно-чорні вузли представляють функцію множення та лінійну регресію. Псевдообернений метод Мура-Пенроуза, який використовується для обчислення результату.

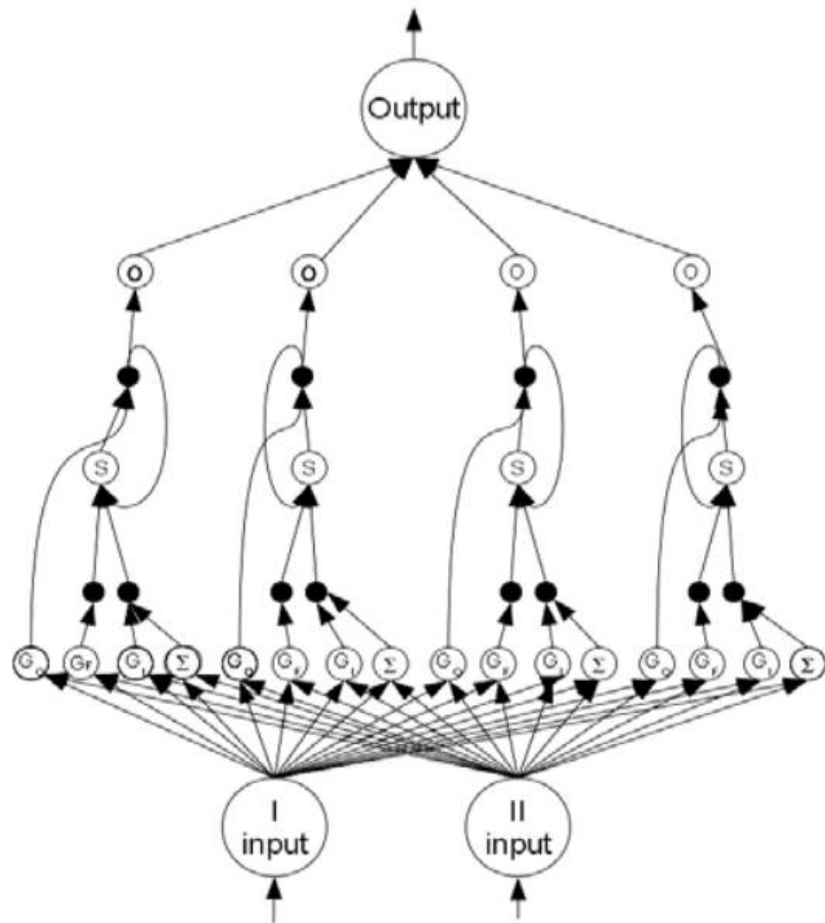


Рисунок 1.1 — Мережа LSTM з чотирма осередками пам'яті

Макнікьєне та інші виявили високу залежність від правильно вибраних вхідних даних і успішних прогнозів часових рядів навчених RNN.

2 ЕКСПЕРТНА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ

Експертна модель прогнозування включає три основні етапи: метод Дельфі, сумісність прогнозів нейронних мереж і надійність прогнозу.

Метод Дельфі базується на припущенні, що групове рішення є більш дійсним, ніж індивідуальне рішення. Наші спостереження за прогнозуванням нейронної мережі показують, що деякі прогнози дуже точні, але інші є суперечливими, нестабільними і повинні бути відхилені. Метод Delphi дозволяє досягти певного консенсусу або кластеризації прогнозів. Відповідно, для застосування методу Delphi були необхідні три кроки: пошук історичних ортогональних даних; формування восьми наборів даних; обчислення медіан і кuartилів.

Спочатку повинні бути визначені верхній і нижній кuartилі, де значення нижнього діапазону кuartиля Q1 оцінює відсікання найнижчих 25% даних і значення кuartиля верхнього діапазону Q3 відсікає найвищі 25 % даних. Таким чином, медіана і два кuartилі Q1, Qavg, Q3 утворюють чотири найбільш бажаних інтервали. Тепер має бути розрахована сумісність прогнозів нейронних мереж, як консенсус експертів.

Отже, метод Delphi можна постійно повторювати, доки не буде визначено та досягнуто консенсусу. На практиці кількість ітерацій обмежена в процесі прийняття рішень.

Наступним етапом була сумісність прогнозів нейронних мереж. Оцінка продуктивності може вважатися достатньо достовірною лише в тому випадку, якщо всі оцінки експертів дають хорошу сумісність відповідей. Тому необхідно досягти сумісності експертних оцінок. Є два способи отримати сумісність. По-перше, це варіаційна відповідь. У цьому випадку відстань, виміряна між двома подіями, зазвичай вимірюється в min і max інтервалу. По-друге, існують міжкuartильні коефіцієнти. Варіаційний відгук – це різниця між першим і

третім квантилями $Q_3 - Q_1$. Інтерквантильний коефіцієнт - це відношення варіаційної реакції та медіани:

$$q = \frac{Q_3 - Q_1}{Q_{avg}}, \quad (2.1)$$

Де q – Інтерквантильний коефіцієнт; Q_1, Q_3 – перший та третій квантилі; Q_{avg} – медіана.

Міжквантильний коефіцієнт коливається від -1 до +1 і близький до нуля, коли розподіл є симетричним з дуже невеликою варіацією. Слід зазначити, що, як і в оцінках людини-експерта, так і в оцінці нейронної мережі, одна оцінка кожного експерта може бути більш справедливою, ніж ціла група.

Останнім етапом була достовірність прогнозу. Для підтвердження достовірності прогнозу використано історичні дані часових рядів. Досліджувалися фактичні значення $y(t)$ на кожному кроці часу t , де $t=1, \dots, N$ і $y_f(t)$ - прогнозні значення на кроці часу t . Для перевірки точності та надійності моделі було обрано коефіцієнт кореляції Пірсона.

3 МОДЕЛЬ ТОРГІВЛІ

Торгова модель, зображена на рисунку 3.1 може бути описана в чотири основні кроки наступним чином:

- Більшість ортогональних історичних даних, знайдених для восьми наборів даних, надходять на два входи кожного RNN;
- Отримані вісім прогнозів розташовані в порядку зростання;
- Медіана та кватилі обчислюються. Екстремальні прогнози відхиляються;
- Розраховується сумісність решти прогнозів. Особа, яка приймає рішення, припускає, чи можна здійснити нову торгівлю, інакше обчислення повторюються.

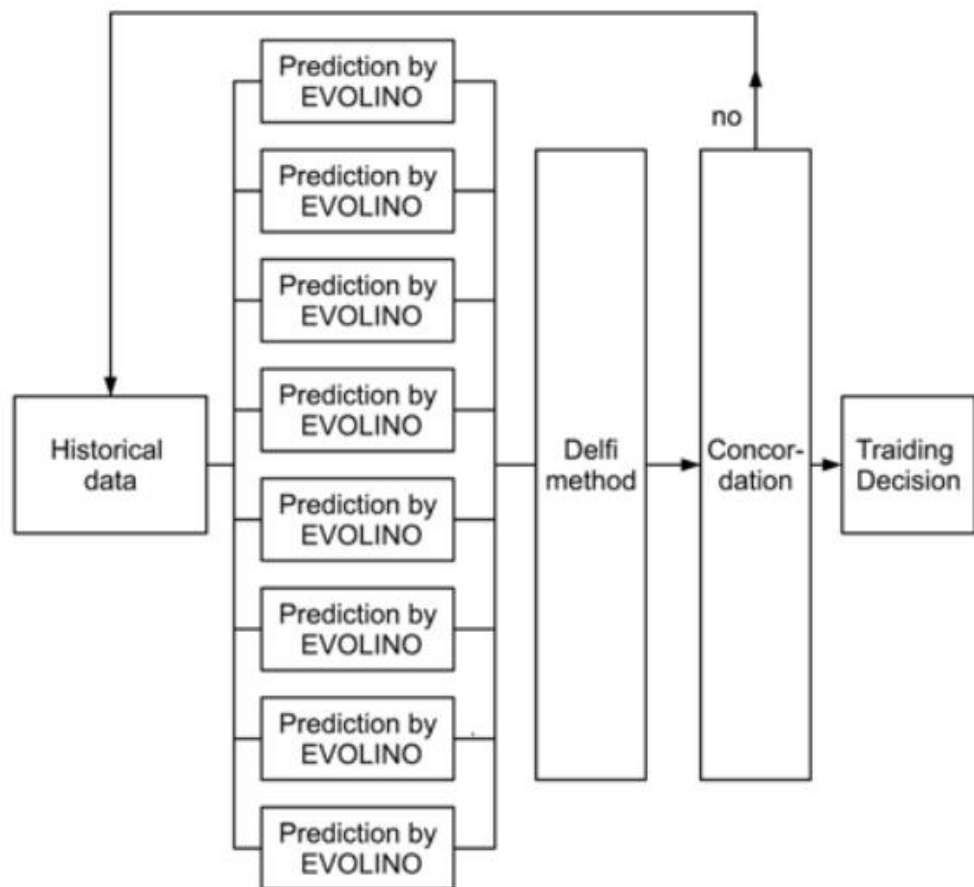


Рисунок 3.1 — Блок-схема торгової моделі

3.1 Перевірка прогнозу

Підтвердження цього прогнозу було зроблено шляхом розрахунку коефіцієнтів кореляції Пірсона між історичними та прогнозованими значеннями обмінних курсів EUR/USD.

Шістдесят п'ять відсотків коефіцієнтів кореляції Пірсона для трьох торгових днів між прогнозованими та історичними значеннями були отримані в діапазоні [0,6–1,0], і 83 % прогнозованого напрямку ринку для всіх прогнозів були вірними.

Таблиця 1 — Коефіцієнт кореляції Пірсона на кожен торговий день

№	3 дні	5 днів	№	3 дні	5 днів
1	0,5439	0,2174	1	0,9963	0,538
			3		
2	0,8929	0,7754	1	0,9874	0,3413
			4		
3	0,9822	0,9151	1	-0,988	-0,8537
			5		
4	0,1198	0,7569	1	0,8142	0,7823
			6		
5	0,9816	0,8601	1	0,5422	0,52241
			7		
6	0,9134	0,0379	1	0,9954	0,6245
			8		
7	0,7709	0,5938	1	0,9700	-0,441
			9		
8	0,9832	0,9832	2	0,2167	0,1467
			0		
9	0,9322	0,4032	2	-0,742	0,4894
			1		
10	-0,9969	-0,3612	2	0,7652	0,8703

			2		
11	0,9552	-0,3370	2	0,9738	0,5271
			3		
12	-0,0453	-0,5983			

Точність прогнозу п'яти торгових днів становила 35%, а правильно передбачувані напрямки ринку становили 78% усіх торгових днів. Такої точності моделі достатньо, щоб забезпечити стабільне зростання прибутку в денній торгівлі EUR/USD. Усі кореляції історичних і прогнозованих даних наведено в таблиці 1.

3.2 Торгівля курсом EUR/USD

Для підтвердження ефективності запропонованої моделі відстеження використовувалися щоденні історичні обмінні курси EUR/USD. Прогнози на три та п'ять днів були досліджені в запропонованій нами моделі торгівлі. Усі торги проводилися в інтервалі 11/2011–12/2011, коли спостерігалися складні світові економічні умови. Світ відчув загрозу глобальної економічної кризи, а євросона зіткнеться зі значними проблемами через велику заборгованість країн євросони. Ми завжди стикаємося з невизначеністю наших прогнозів. Був обраний три- та п'ятиденний період торгівлі. Для визначення прийнятної ортогональності 100 точкових вхідних даних були використані дані часових рядів за два роки.

Evolino RNN, використовуючи вибрані вхідні дані, розрахував вісім результатів як 3, 5, 7 і 10-бальні прогнози. Кожні вісім прогнозів були впорядковані в порядку зростання та розраховані медіани та квартилі.

Передбачалося, що прогноз має бути в діапазоні $[Q1;Q3]$, тому наша програма розрахувала інтерквартильний коефіцієнт і побудувала графік. Було дуже важливо визначити, чи достатньо надійним є прогноз для прийняття рішення щодо здійснення угоди на ринку. Інтервал, де інтерквартильний коефіцієнт достатньо надійний прогноз повинен бути в діапазоні $[0,00-0,02]$.

Усі прогнози поза межами цього діапазону розглядалися як ненадійні, тому їх відхиляли, а процедуру прогнозування повторювали знову. За час спостереження було відхилено 7 із 30 прогнозів, які не задовольняли обраним умовам сумісності.

Для інвестування було обрано три кроки торгових днів, оскільки точність прогнозу моделі для трьох днів була найбільшою. 10 000 одиниць умовних грошових коштів вкладалися кожного разу разом із прибутками чи збитками. Три тести проводилися одночасно один за одним, день за днем. Відсоток зростання прибутку протягом досліджуваного періоду з використанням триденних етапів прогнозування, показаний на рисунку 3.2.

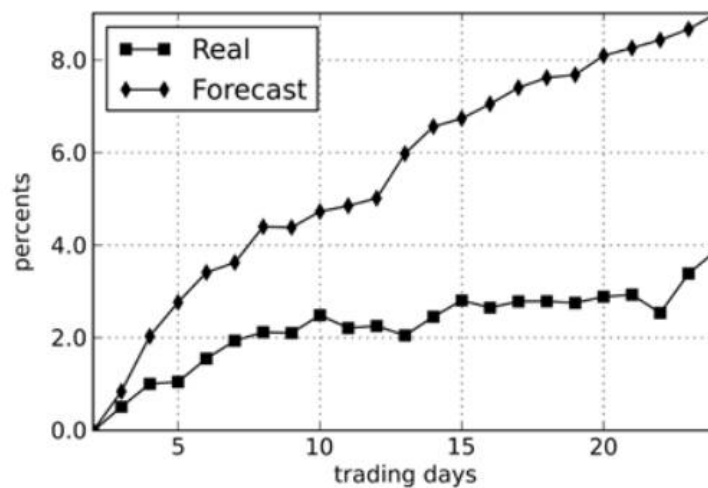


Рисунок 3.2 — Відсоток зростання прибутку за 3 торгових днів кроків. 1 – прогнозований прибуток, 2 – отриманий прибуток

Той самий тест повторювався з періодом 5 торгових днів, 5 тестів проводилися одночасно, один за одним, день за днем. Прогнози на п'ять торгових днів були більш ризикованими, але прибутковість не була вище. Відсоткове зростання прибутку протягом досліджуваного періоду з використанням кроків прогнозування за п'ять днів, показано на рисунку 3.3.

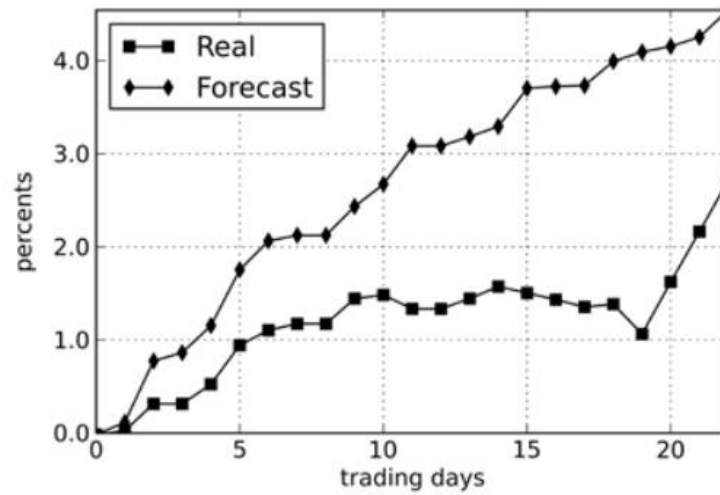


Рисунок 3.3 — Відсоток зростання прибутку за 5 кроків торгових днів. 1 – прогнозований прибуток, 2 – отриманий прибуток

4. РЕАЛІЗАЦІЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

4.1 Експериментальне налаштування даних

В якості джерела даних для експериментів було обрано тихоокеанський обмінний курс. Оскільки середньострокове прогнозування [30] є найбільш прибутковим і найпоширенішим видом прогнозування, було обрано діапазон даних за 12 місяців, з початковою датою 1 січня 2023 року та кінцевою датою 30 грудня 2023 року. Отримані дані повинні бути попередньо оброблені у форматі, щоб їх можна було використовувати. Дані були скопійовані у файл з текстовим форматом, який складається зі стовпчика, що містить щоденний обмінний курс японської єни до долара США з точністю до чотирьох знаків після коми. Кожен рядок представляє один день даних. Потім дані зберігаються в структурі даних (вектор-стовпець) для подальшої обробки, необхідної для дослідження. Першим кроком є завантаження вхідних даних у матрицю стовпців під назвою `forex_Yen`. Потім вся матриця, яка є матрицею (312 x 1), множиться на 100, щоб значення не були занадто малими. Ці значення не нормалізуються, щоб запобігти обмеження діапазону тестування нейронної мережі. Таким чином, якщо задано значення за межами нормалізованого діапазону, нейронна мережа може прогнозувати правильно. Дані за останні 50 днів зберігаються для тестування, а решта використовуються для навчання нейронної мережі.

Для навчання нейронної мережі дані повинні бути попередньо оброблені. Було вирішено було вирішено розглянути останні 5 днів, один торговий тиждень даних, перед тим, як робити прогноз на шостий день (для покращення продуктивності). Таким чином, генерується ще одна матриця даних, яка містить стовпці даних за 5 днів. Причина вибору попередніх 5 днів, на відміну від 10 днів або більше, полягає в тому, що ця практика зазвичай застосовується на реальному ринку, де трейдер вирішує розглянути останній торговий тиждень,

перш ніж приймати будь-які фінансові рішення. Кількість стовпців у таблиці дорівнює 257, що є результатом віднімання від 312 (кількість вихідних даних) мінус 50 (кількість днів тестування) мінус 5 (кількість днів для розгляду), в результаті чого отримуємо матрицю (5 x 257). Потім генерується цільовий вектор, який містить шостий день фактичного обмінного курсу для навчальних цілей (матриця 1 x 257). Налаштування цільової матриці виконується в частині MATLAB. Кожна пара, що складається з 5 попередніх днів і значення 6-го дня, називається одним фактом.

4.2 Методи

Змусити нейронну мережу збігатися (успішно навчатися) для всіх даних складно, оскільки кількість навчальних фактів є занадто великою. Чим більша навчальна вибірка, тим більше часу потрібно для навчання нейронної мережі. Крім того, якщо потрібен дуже високий рівень точності, навчання займе ще більше часу. Таким чином, необхідно вибрати певні точки в даних, які представляють дані в цілому, щоб нейронна мережа могла успішно збігатися. Ці точки слугують вектором ознак, який представляє вибірку даних, що найкраще представляє загальні дані. Питання, яке необхідно вирішити, полягає у виборі відповідних точок даних, щоб отримати найкраще представлення даних в цілому. Для вирішення цього питання було використано два різних підходи.

4.2.1 Теорема Найквіста.

Одне з важливих правил побудови вибірки – це теорема Найквіста, яка стверджує, що найвища частота, яка може бути точно представлена, дорівнює половині частоти вибірки. Графік даних на рисунку 4.1 показує, що приблизно кожні 50 днів даних відбувається відносно велика зміна в поведінці.

Отже, згідно з теоремою Найквіста, вектор ознак складається з точок за кожні 25 днів даних. Такий підхід виглядає розумним, і мережа дійсно збігається з відносно високою точністю. Тим не менш, існує фундаментальна проблема цього підходу: занадто багато суб'єктивності. Щоб вибрати вектор ознак для навчання нейронної мережі, не можна просто припустити, що тренди даних містять відносно великі зміни кожні днів. У виборі ознак має бути більше об'єктивності.

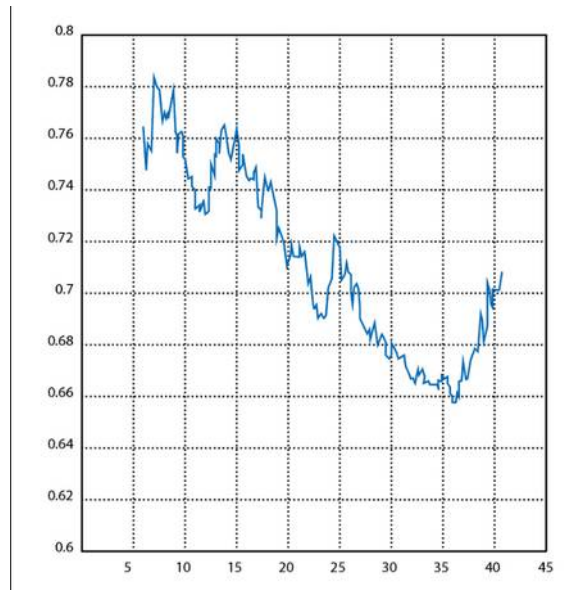


Рисунок 4.1 — Зміна курсу японської єни до долара за 2023 рік

4.2.2 Підхід підбору кривої.

Для цього підходу потрібно знайти поліноміальну криву, яка відповідає кривій даних. Дана крива даних була підігнана за допомогою наступним поліномом:

$$y = -0.0003x + 0.7671$$

Це найкраща поліноміальна апроксимація, яку можна знайти за допомогою функції MATLAB's `polyfit` тобто поліном першого степеня добре підходить для даних, як показано на на рисунку 4.2. Кожен день, коли вихідні дані перетинаються з кривою підбору, був вибрано. Зауважте, що крива вихідних даних знаходиться або вище, або нижче кривої підбору кривої. Якщо крива вихідних даних знаходиться по один бік від кривої підбору більше 5 днів

(один торговий тиждень), а потім переходить на інший бік кривої підбору кривої більше, ніж на 5 днів, то точка перетину вважається точкою у векторі ознак. Цей підхід містить точки, які найкраще відображають загальну поведінку вихідних даних, тому це остаточний підхід, який використовується для навчання нейронної мережі.

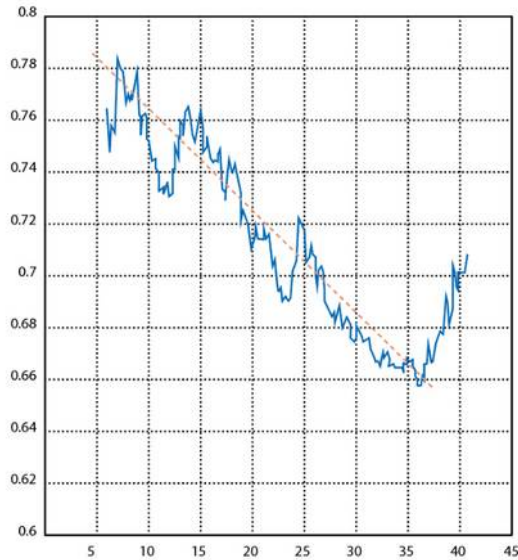


Рисунок 4.2 — Вихідні дані з поліноміальною кривою підбору

Були використані наступні параметри:

- Display Frequency: встановлено на 100, щоб можна було визначити, наскільки мережа близька до збіжності кожні мережа наближається до збіжності на кожних 100 ітераціях.
- Max Epoch: встановлено на 50000, що є загальною кількістю ітерацій до до зупинки навчання. Якщо нейромережа не досягла бажаної похибки то можна продовжити навчання ще на 50000 ітерацій.
- Error Goal: встановлюється на 0.00001^2 розміру даних. Мета помилки необхідна для визначення збіжності нейронної мережі, тобто вважається, що нейронна мережа вважається збіжною, якщо ціль помилки досягнута.
- Learning Rate: встановлено на 0.0001. Система, однак, має швидкість навчання адаптивність, і, таким чином, швидкість навчання

буде фактично змінюватися і адаптуватися протягом усього процесу навчання, поки не буде знайдено найкращу швидкість, необхідну для збіжності. не буде знайдено найкращу швидкість, необхідну для збіжності.

- Learning Rate Increase: встановлено на 1.04. Це визначає швидкість, з якою може збільшуватися швидкість навчання може збільшуватися.
- Learning Rate Decrease: встановить значення 0.6. Визначає швидкість, з якою швидкість навчання може зменшуватися.
- Momentum: встановлено на 0.4, щоб допомогти нейронній мережі збігатися, допомагаючи проходження через локальні мінімуми і максимуми, які можуть перешкоджати збіжності.

4.3 Структура нейронної мережі

Оскільки останні п'ять днів розглядаються як вхідний вектор для прогнозування шостого дня вхідних даних, нейронна мережа спочатку отримує п'ять вхідних даних. Вхідний шар складається з п'яти нейронів, а прихований шар складається з трьох нейронів. Оскільки прогнозування робиться для одного дня вихідних даних, вихідний шар містить лише один нейрон у вихідному шарі. Таке налаштування 5-3-1 нейронів для вхідного, прихованого та вихідного шарів було обрано не випадково. Загалом, є кілька правил, яких слід дотримуватися:

Після експериментів з іншими налаштуваннями, такими як 8-4-1, 10-5-1, 10-10-1 та 100- 50-1, налаштування 5-3-1 виявилось не гіршим, тобто швидкість збіжності за кількість ітерацій для кожної з них суттєво не відрізнялася. Час збіжності, однак, зі збільшенням кількості нейронів. Мета роботи полягала в тому, щоб знайти налаштування, які дозволяють нейронній мережі збігатися з відносно високим рівнем точності, оскільки вартість японської єни дуже мала порівняно з доларом США. Ця ситуація означає, що будь-яке налаштування має бути достатнім, доки досягається потрібний рівень точності. Налаштування

5-3-1 збігається з високим рівнем точності, з загальною кількістю нейронів у лише дев'ять нейронів, вона збігалася відносно швидше, ніж ті, що мали більшу кількість нейронів.

4.4 Навчання мережі

MATLAB має вбудовану панель Neural Network Toolbox, що містить інструменти, які дозволяють користувачам навчати та тестувати нейронну мережу, задаючи відповідні параметри. Для навчання мережі ми використовували функцію MATLAB' trainbpx. Спочатку ваги зв'язків між кожним шаром нейронів встановлюються випадковим чином. Потім, коли викликається процедура, мережа починає фазу навчання, регулюючи ваги зв'язків між кожним шаром нейронів. Коли мета помилки досягнута, з поточними вагами, мережа вважається такою, що збіглася.

Таблиця 2 — Порівняння трьох методологій, що використовуються для прогнозування

Нейронна мережа 250 000 ітерацій	Лінійне прогнозування з використанням середнього значення	Лінійне прогнозування з використанням медіани
0,843308	0,862795	0,925424

Також були проведені експерименти з використанням лінійного прогнозування, де середнє і медіана останніх 5 розглянутих днів використовувалися як прогнози для наступного шостого дня в серії. Це дало гідні результати. При використанні середнього значення за попередні 5 днів прогнози дали середню відсоткову похибку 0,862795, а при використанні медіани прогнози дали середню відсоткову похибку 0,925424. Хоча результати були хорошими, вони були менш точними, ніж результати нейронної мережі, яка була навчена за допомогою 250 000 ітерацій, що дало середню відсоткову похибку 0,843308. У таблиці 2 наведено результати трьох методів, що використовувалися для прогнозування. Порівняльні результати наведено на рисунку 4.3.

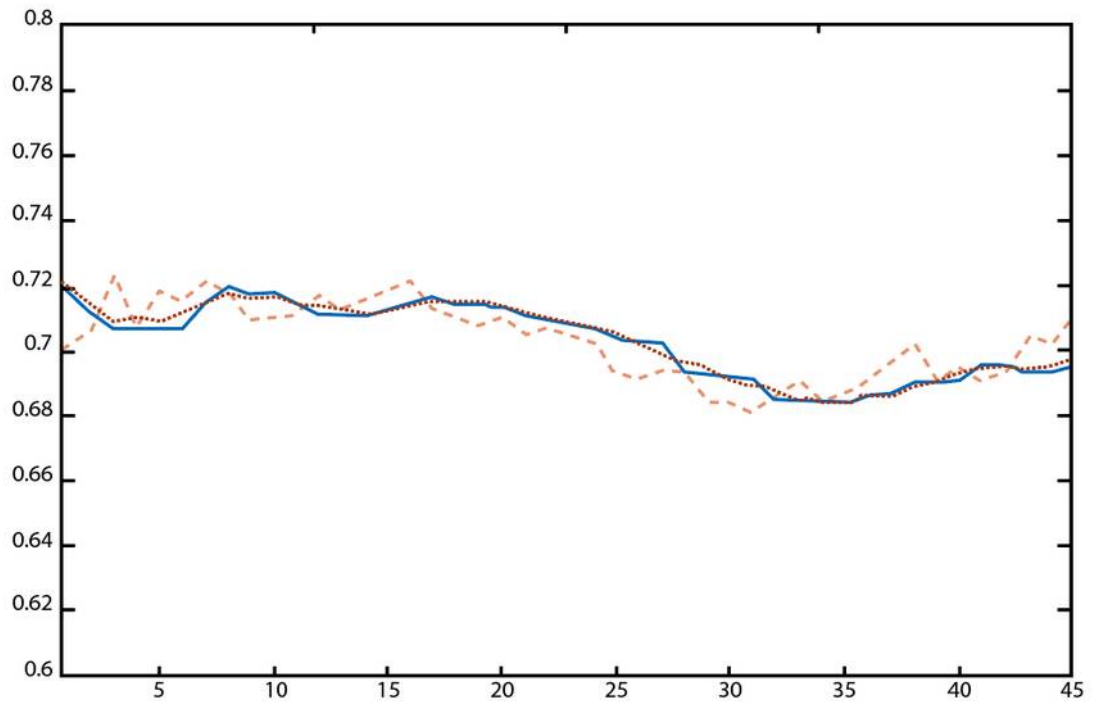


Рисунок 4.3 — Порівняльний графік середніх результатів та медіани

4.5 Тестування

Після успішного навчання нейронної мережі ми протестували її роботу. У MATLAB функція `simurf` викликає навчену нейронну мережу у нейронну мережу і повертає вихідні дані кожного шару. Останній шар (вихідний шар), який в даному випадку буде прогнозованим курсом на шостий день курс на шостий день, буде розглянутий. Спочатку він був протестований на векторах ознак, які використовувалися для навчання, щоб перевірити, що нейронна мережа була навчена правильно. Похибка повинна бути дуже близькою до нуля, тому що це були ті ж самі значення, що використовувалися для навчання нейронної мережі. Потім нейронна мережа була на тестових даних, які виходять за межі діапазону навчальних даних. Це означає, що нейронна мережа ще не стикалася з тестовими даними. Мета полягала в тому, щоб побачити, наскільки добре працює нейронна мережа. Тестові дані склалися з останніх 50 днів вихідних даних. Оскільки, однак, останні 5 днів даних вважаються для прогнозу шостого дня, було лише 45 тестових днів.. Цей код генерує матрицю

(5 x 45), в якій кожен стовпець є вектором 5 попередніх днів обмінних курсів. Ці вектори з'єднані з цільовими векторами, які будуть фактичним курсом на шостий день для кожного вектора стовпця. Далі викликається функція `simtd.f` для перевірки роботи нейронної мережі. Похибка у відсотках обчислюється шляхом ділення різниці між прогнозованим виходом і фактичними даними на фактичні дані. Якщо продуктивність нейронної мережі не є задовільною на цьому етапі, навчання можна продовжити до досягнення прийняттого рівня продуктивності. Щоб продовжити навчання ще на 50000 ітерацій, ми використовуємо функцію MATLAB `trainbrx`, надаючи їй нові оновлені ваги з попереднього тренування. Результати тестування наведено на рисунку 4.4.

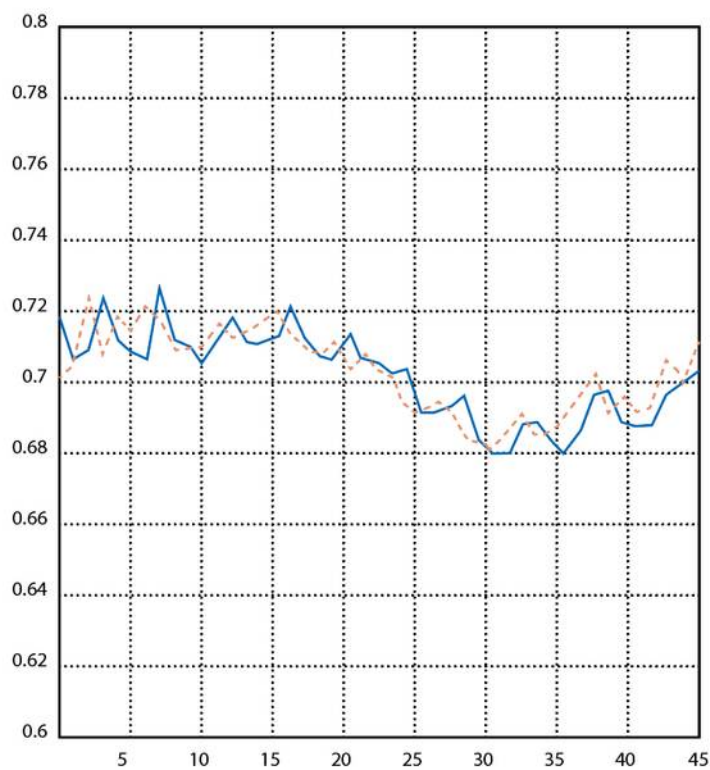


Рисунок 4.4 — Графік результатів роботи нейронної мережі, де пунктирна лінія представляє вихідні дані, а суцільна лінія - прогнозовані значення

5 РЕЗУЛЬТАТИ ВИПРОБУВАНЬ

Нейронна мережа видала середній відсоток помилки 0.843308 після 250 000 ітерацій. Таблиця 3 показує що нейронна мережа давала кращі результати, коли навчання продовжувалося. Результати також показані на рисунку 6.1.

Таблиця 3 — Вплив кількості ітерацій на середній відсоток похибки

Кількість ітерацій для навчання	Середній відсоток помилок
50000	2.713006
100000	1.141966
150000	0.966556
200000	0.926451

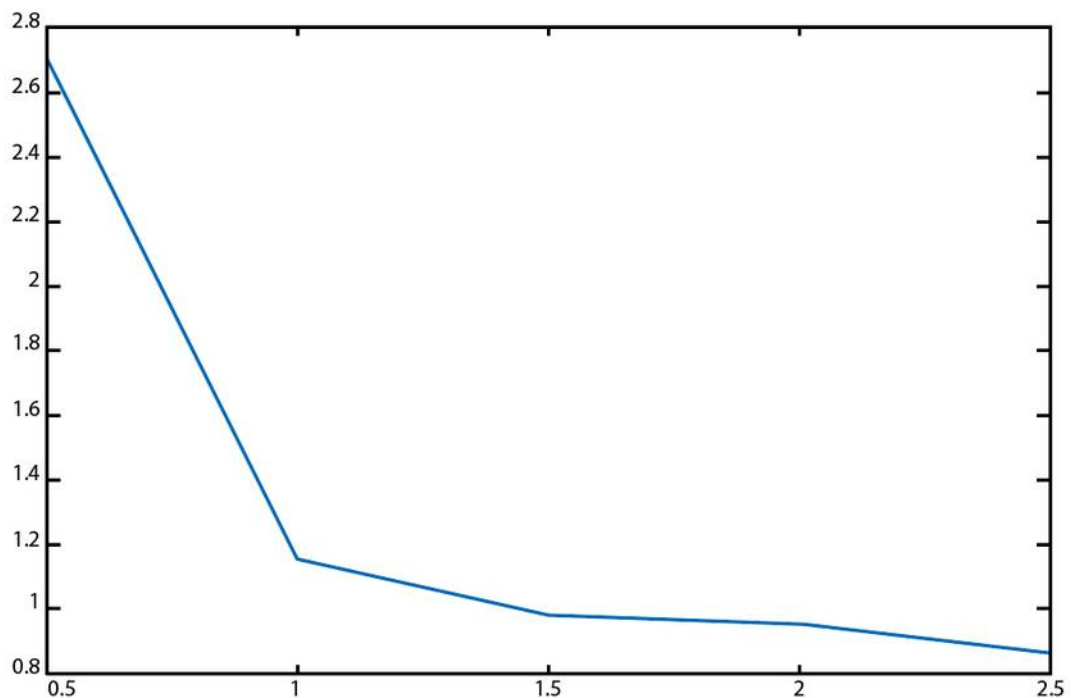


Рисунок 5.1 — Схема навчання нейронної мережі

Як видно з таблиці 1 та рисунку 6.1, середня відсоткова похибка зменшується. Відсотки відносно невеликі, оскільки типова очікувана відсоткова похибка становить 10%.

ВИСНОВОК

Дослідження в галузі нейронних мереж на валютному ринку все ще відносно нові. Подальша робота в цій галузі досліджень ще попереду. У цій роботі представлено один з підходів до використання штучних нейронних мереж для прогнозування валютних курсів.

Одним з можливих напрямків майбутньої роботи може бути створення системи з використанням нейронних мереж, яка могла б фактично сказати трейдеру купити або продати певну валюту в певний період часу і на певну суму для торгівлі. Існує багато факторів, які впливають на валютний ринок. Дослідження, представлені в цій роботі, спираються на аспект прогнозування, пов'язаний з технічними даними. Однак система може містити декілька нейронних мереж, де кожна нейронна мережа представляє один фактор. Результати можуть бути вхідними даними для нейронної мережі вищого рівня, яка може прийняти рішення про купівлю або продаж.

Прогнози нейронної мережі можна розглядати як людські прогнози експертів. Ці ж характеристики достовірність і сумісність думок можуть бути успішно використані і для ШНМ-експертів. Експертні методи, адаптовані до нейронних мереж, можуть підвищити якість прогнозування та відповідно отримати прибуток. Використання запропонованої моделі торгівлі дозволило отримати до 4% прибутку в період тестування для крос-співвідношень EUR/USD.

Дослідження торгової моделі для історичних даних показує послідовне зростання прибутку за допомогою методу Delphi та розрахунку сумісності прогнозування рекурентних нейронних мереж на основі LSTM. Метод Delphi покращив межі прогнозів.

Крім того, сумісність думок ANN-експертів дозволила виключити абсолютно хибні прогнози. Короткострокове інвестування запропонованої

моделі потребує майбутніх досліджень у більш тривалий період торгівлі з іншими вхідними даними обмінних курсів.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Wong B. K., Bodnovich T. A., Selvi Y. 1997 Neural network applications in business. A review and analysis of the literature (1988-95), *Decision Support Systems* 19: 301–320;
2. Kimoto, T.; Asakawa, K.; Yoda, M.; Takeoka, M. 1990. Stock market prediction system with modular neural networks, *International Joint Conference on San Diego, CA, USA*, 1: 1-6;
3. Wang J. H.; Leu, J. Y. 1996. Stock market trend prediction using ARIMA-based neural networks, in *Neural Networks, 1996, IEEE International Conference on Washington DC, USA*, 4: 2160–2165;
4. Schmidt, A.; Bandar, Z. 1997. A Modular Neural Network Architecture with Additional Generalization Abilities for Large Input Vectors, in *Third International Conference on Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms (ICANNGA 97), Norwich/England*;
5. Szeto, K. T.; Fong, L. Y. 2000. How Adaptive Agents in Stock Market Perform in the Presence of Random News: A Genetic Algorithm Approach, in *IDEAL '00 Proceedings of the Second International Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning, Data Mining, Financial Engineering, and Intelligent Agents. Springer-Verlag London, UK 2000: 505–510. ISBN:3-540-41450-9*;
6. Kim, K.; Han, I. 2000. Genetic algorithms approach to feature discretization in artificial neural networks for the prediction of stock price index, *Expert Systems with Applications* 19(2): 125–132;
7. Choudhry, R.; Garg, K. 2008. A Hybrid Machine Learning System for Stock Market Forecasting, *World Academy of Science, Engineering and Technology* 39: 315–318;
8. Sher, G. I. 2011. Evolving chart pattern sensitive neural network based forex trading agents. 2011arXiv1111.5892S;

9. Hassan, M. R.; Nath, B.; Kieley, M. 2007. A fusion model of HMM, ANN and GA for stock market forecasting, *Expert Systems with Applications* 33(1): 171–180;
10. Tome, J. A. B.; Carvalho, J. P. 2005. Market index prediction using fuzzy Boolean nets Hybrid Intelligent Systems, in HIS '05, Fifth International Conference. ISBN: 0-7695-2457-5;
11. Zhang, J.; Xiao, X. 2000. Predicting Chaotic Time Series Using Recurrent Neural Network. *Chin.Phys. Lett.*, 17(2): 88.
12. Yamashita, T.; Hirasawa, K.; Jinglu Hu. 2005. Application of multi-branch neural networks to stock market prediction Neural Networks, in IJCNN '05, Proceedings IEEE International Joint Conference 4: 2544–2548. ISBN: 0-7803-9048-2;
13. Patel, P. B.; Marwala, T. 2006. Forecasting closing price indices using neural networks, in Systems, Man and Cybernetics SMC '06, IEEE International Conference 2351–2356. ISBN: 1-4244-0099-6;
14. Rai P., Rai K., 2011. Comparison of Stock Prediction Using Different Neural Network Types, *International Journal of Advanced Engineering & Application* 1: 157–160;
15. Maknickienė, N.; Rutkauskas, A. V.; Maknickas, A. 2011. Investigation of financial market prediction by recurrent neural network, *Innovative Technologies for Science, Business and Education Vilnius: Vilnius Business College* 2(11): 3–8. ISSN 2029- 1035;
16. Rutkauskas, A. V.; Stasytytė, V.; Stankevičienė J. 2009. Profit, riskness and reliability - three-dimensional base for investment decisions management. *Modeling and Analysis of Safety and Risk in Complex Systems: in Proceedings of the Ninth International Scientific School MA SR Russia, Saint Petersburg: SUAI*, 105–110. ISBN 9785808804609;
17. Rutkauskas, A. V.; Stasytytė, V.; Borisova, J. 2009. Adequate portfolio as a conceptual model of investment profitability, risk and reliability adjustment to

investor's interests, *Ekonomika ir vadyba [Economics and management]* Kauno technologijos universitetas, 14: 1170–1174. ISSN 1822-6515;

18. Rutkauskas, A. V. 2005. Portfelio sprendimai valiutų kursų ir kapitalo rinkose, *Verslas: teorija ir praktika [Business: theory and practice]*. Vilnius: Technika 6(2): 107–116. ISSN 1648-0627;

19. Stasytytė, V. 2008. From two-dimensional profit-risk to three-dimensional profit-reliability-risk in capital markets, in EURO mini conference "Continuous optimization and knowledge-based technologies" (EurOPT'2008): the 20th international conference. *Neringa*, Vilnius: Technika: 149–153. ISBN 9789955282839;

20. Rutkauskas, A. V. 2006. Adekvačiojo investavimo portfelio anatomija ir sprendimai panaudojant imitacines technologijas. *Ekonomika [Economic]*. Vilnius: Vilniaus universiteto leidykla, 75: 52-76. ISSN 1392- 1258;

21. Lawrence, R. 1997. Using Neural Network to Forecasting Stock Market Prices, Department of Computer Science, University of Manitoba working paper;

22. McNelis, P. D. 2005. *Neural Networks in Finance: Gaining Predictive Edge in the Market*, Elsevier Academic press. London. 262 p. ISBN 0-12- 485967-4;

23. Rutkauskas, A. V.; Maknickienė, N.; Maknickas, A. 2010. Modelling of the history and predictions of financial market time series using Evolino, in *The 6th International Scientific Conference Business and Management. Selected papers*. Vilnius: Technika, 1: 170–175. ISSN 2029-4441;

24. Colton, S.; Haatcher, T. 2004. The Web-based Delphy Research technique as a Method for Content validation on HRD and Adult Education Research, *Academy of Human Resources Development International Conference (AHPD)*, 183–189;

25. Hsu, Ch.; Sandford, B. A. 2007. The Delphi Technique: Making Sense of Consensus, *Practical Assessment Research and Evolution* 12(10): 1–8;

26. Schmidhuber, J.; Gagliolo, M.; Wierstra, D.; Gomez, F. 2006. Evolino for Recurrent Support Vector Machines, in *ESANN'2006 proceedings - European Symposium on Artificial Neural Networks Bruges (Belgium)*: 593–598. ISBN 2-930307-06-4;

27. Schmidhuber, J.; Wierstra D.; Gomez, F. 2005. Evolution: Hybrid Neuroevolution / Optimal Linear Search for Sequence Learning in Proceedings of the 19th International Joint Conference on Artificial Intelligence, 466–477.
28. Goodman, D.; Brette, R. 2008. Brian: a simulator for spiking neural networks in Python. *Front, Neuroinform* 2: 5;
29. Wierstra, D.; Gomez, F. J.; Schmidhuber, J. 2005. Modeling Systems with Internal State using Evolino, in Conference on genetic and evolutionary computation GECCO, Washington, D. C., ACM Press, New York, NY, USA, 1795–1802;
30. Rudenko, O., Bezsonov, O., Serdiuk, N., Pasichnyk, K. A study of temporal and recurrent neural networks for CO2 emission forecasting, матеріали 6-ї Міжнародної конференції з комп'ютерного моделювання та інтелектуальних систем (м. Запоріжжя, 3 травня 2023 р.). Запоріжжя, 2023. С. 119-129