

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук
(повна назва)

Кафедра Інформаційних управляючих систем
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Дослідження методів аналізу часових рядів для прийняття рішень у CRM-
системах торговельних компаній
(тема)

Виконав:

студент 2 курсу, групи ІУСТМ-22-1

Охріменко Данііл Валерійович

(прізвище, ім'я, по батькові)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки

(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Інформаційні управляючі системи та технології

(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. каф. ІУС Олена МІХНОВА

(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри



Костянтин ПЕТРОВ

(власне ім'я, прізвище)

2024 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук
Кафедра Інформаційних управляючих систем
Рівень вищої освіти другий (магістерський)
Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва)
Тип програми освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)
Освітня програма Інформаційні управляючі системи та технології
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри

«20» листопада 2023 р.**ЗАВДАННЯ**
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові Охріменко Даніілу Валерійовичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження методів аналізу часових рядів для прийняття рішень у CRM-системах торговельних компаній
затверджена наказом університету від 16 листопада 2023 р. № 1359 Ст
2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 15 січня 2024 р.
3. Вихідні дані до роботи: науково-технічні публікації; джерела інтернету, науково-технічна література, що стосуються теми кваліфікаційної роботи
4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі: вступ, аналіз сучасного стану об'єкта дослідження; огляд існуючих методів вирішення задач аналізу часових рядів; огляд і аналіз існуючих інформаційних технологій вирішення задач аналізу часових рядів для прийняття рішень; постановка задачі дослідження; опис обраних методів аналізу часових рядів; модифікація обраних методів аналізу часових рядів; експериментальна перевірка розробленої технології вирішення задачі аналізу часових рядів для прийняття рішень.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів	Примітка
1	Аналіз організаційної структури, літератури та джерел	20.11.23-21.11.23	Виконано
2	Опис постанови задачі дослідження	21.11.23-22.11.23	Виконано
3	Обробка матеріалів передатестаційної практики	24.11.23-27.11.23	Виконано
4	Опис обраних існуючих методів для аналізу часових рядів	28.11.23	Виконано
5	Модифікація обраних методів для аналізу часових рядів	29.11.23-03.12.23	Виконано
6	Розробка алгоритму вирішення задачі вирішення задачі аналізу часових рядів	30.11.2023-01.12.2023	Виконано
7	Експериментальна перевірка	01.12.2023-02.12.2023	Виконано
8	Підготовка та оформлення пояснювальної записки та графічного матеріалу до атестаційної роботи	02.12.2023-07.12.2023	Виконано
9	Підготовка презентаційних матеріалів	07.12.2023-11.12.2023	Виконано
10	Подання студентом роботи для перевірки на плагіат	10.01.2024	Виконано
11	Подання роботи на підпис науковому керівнику	11.01.2024	Виконано
12	Попередній захист роботи	12.01.2024	Виконано
13	Надання роботи на рецензію	13.01.2024	Виконано
14	Надання роботи на підпис завідувачу кафедри	15.01.2024	Виконано
15	Захист кваліфікаційної роботи	17.01.2024	Виконано

Дата видачі завдання 20.11.2024 р.

Студент



Керівник роботи



доц.каф.ІУС Олена МІХНОВА

(посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи містить: 75 с., 10 рис., 5 табл., 1 додаток, 23 формули, 28 джерел.

БАГАТОШАРОВИЙ ПЕРЦЕПТРОН, ЕКСПОНЕНЦІАЛЬНЕ ЗГЛАДЖУВАННЯ, ЗАДАЧА АНАЛІЗУ ЧАСОВИХ РЯДІВ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, СИСТЕМИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, LSTM.

У роботі проведено аналіз часових рядів, які характеризують динаміку взаємодії з клієнтами у CRM-системах торговельних компаній. Розглянуто різні методи аналізу часових рядів, такі як метод експоненціального згладжування, та нейронні мережі на основі багатошарового перцептронну та LSTM. Запропоновано критерії оцінки ефективності прийняття рішень на основі часових рядів та методи їх реалізації.

Об'єктом дослідження є процес прийняття рішень у CRM-системах торговельних компаній на основі аналізу часових рядів.

Предметом дослідження є методи аналізу часових рядів та їх застосування для підвищення ефективності CRM-систем.

Метою даної роботи є дослідження методів аналізу часових рядів для прийняття рішень у CRM-системах торговельних компаній та розробка рекомендацій для їх використання

Для досягнення даної методи необхідно провести аналіз сучасного стану CRM-систем, дослідити існуючі методи аналізу часових рядів, розробити критерії оцінки роботи методів, експериментально перевірити розроблені рішення.

ABSTRACT

The explanatory note to the qualification work have: 75 p., 10 fig., 5 tables, 1 attachment, 23 formulas, 28 sources.

MULTILAYER PERCEPTRON, EXPONENTIAL SMOOTHING, TIME SERIES ANALYSIS, NEURAL NETWORKS, DECISION SUPPORT SYSTEMS, LSTM.

The work analyzes time series that characterize the dynamics of interaction with customers in CRM systems of trading companies. Various methods of time series analysis are considered, such as the exponential smoothing method, and neural networks based on multilayer perceptron and LSTM. Criteria for evaluating the effectiveness of decision making based on time series and methods for their implementation are proposed.

The object of research is the process of decision making in CRM systems of trading companies based on time series analysis.

The subject of research is methods of time series analysis and their application for improving the efficiency of CRM systems.

The purpose of this work is to study methods of time series analysis for decision making in CRM systems of trading companies and to develop recommendations for their use.

To achieve this goal, it is necessary to analyze the current state of CRM systems, study existing methods of time series analysis, develop criteria for evaluating the performance of methods, experimentally test the developed solutions.

ЗМІСТ

Скорочення та умовні позначки.....	8
Вступ.....	9
1. Аналіз існуючих методів вирішення задачі аналізу часових рядів для прийняття рішень у CRM-системах.....	11
1.1 Особливості функціонування CRM-систем у торговельних компаніях.....	11
1.2 Існуючі методи аналізу для виявлення закономірностей у продажах	13
1.2.1 Якісні методи аналізу	15
1.2.2 Кількісні методи аналізу часових рядів.....	17
1.3 Структура процесу кількісного аналізу продажів	20
1.4 Постановка задач дослідження	22
2. Методи аналізу часових рядів та їх модифікація.....	24
2.1 Методи кількісного аналізу часових рядів	24
2.1.1 Авторегресійний метод.....	24
2.1.2 Метод ковзного середнього	25
2.1.3 Метод авторегресії з ковзним середнім	26
2.2 Методика покращення методів нестационарних процесів	27
2.2.1 Аналіз процесу та попередня обробка даних.....	27
2.2.2 Оцінювання параметрів методів	30
2.3 Застосування нейронних мереж для прогнозування часових рядів	31
2.3.1 Багатошаровий перцептрон	33
2.3.2 Рекурентні нейронні мережі	35
2.3.3 Довготривала короткочасна пам'ять.....	36
3. Імплементация методів аналізу часових рядів для прийняття рішень у CRM-системах.....	38
3.1 Опис запропонованої технології	38
3.2 Розробка алгоритму вирішення задачі формування прогнозу.....	42
3.3 Попередня обробка даних.....	44

4. Експериментальна перевірка методів аналізу часових рядів на реальних даних.....	46
4.1 Опис вхідних даних для експериментальної перевірки методів аналізу часових рядів	46
4.2 Порівняння методів та оцінка їх якості.....	48
4.2.1 Аналіз часових рядів методом експоненціального згладжування....	49
4.2.2 Аналіз часових рядів з використанням нейронних мереж.....	52
Висновки.....	57
Перелік джерел посилання.....	58
Додаток А Графічний матеріал кваліфікаційної роботи.....	61

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

АКФ - автокореляційна функція

АР - авторегресія

АРКС - авторегресійна інтегрована ковзна середня

КС - ковзне середнє

МНК - метод найменших квадратів

РМНК - рекурсивний метод найменших квадратів

ЧАКФ - часткова автокореляційна функція

ARIMA - autoregressive integrated moving average

ВРТТ - backpropagation through time

CRM - customer relationship management

ETS - exponential smoothing

LSTM - long short-term memory

MAE - mean absolute error

RNN - recurrent neural network

SKU - stock keeping unit

ВСТУП

Часові ряди є даними, які змінюються в часі, і які можуть описувати різні явища, пов'язані з продажами, цінами, температурами, курсами валют тощо. Аналіз часових рядів дозволяє виявляти закономірності та тенденції в цих даних, а також прогнозувати їх майбутні значення, та має багато застосувань в різних галузях науки та практики.

Одним з важливих застосувань аналізу часових рядів є прийняття рішень у CRM-системах торговельних компаній. CRM-системи є інструментами для аналізу даних та підвищення продажів. Однією з ключових функцій CRM-систем є формування прогнозів продажів на основі часових рядів, які відображають історичні дані, поточні тренди та ринкові умови. Прогнози продажів допомагають компаніям планувати свою стратегію, розподіляти ресурси та оцінювати свою ефективність.

Однак, прийняття рішень у CRM-системах на основі аналізу часових рядів не є простим завданням, адже воно має ряд складнощів та викликів, які потребують дослідження та порівняння різних методів аналізу часових рядів, їх переваг та недоліків, а також їх можливостей для оптимізації та адаптації до змінних умов. Наприклад, багато методів аналізу часових рядів не враховують або запізнюються в реагуванні на нові фактори, які впливають на продажі, такі як надзвичайні ситуації, конкуренція, зміни у попиті та пропозиції, вплив соціальних медіа та інші.

Також, багато методів аналізу часових рядів є складними та вимогливими до ресурсів, адже вони потребують великої кількості даних, високої обчислювальної потужності та кваліфікованих фахівців для розробки та налаштування моделей. Крім того, багато методів аналізу часових рядів припускають, що продажі залежать від певного набору факторів, які мають постійні ваги та впливи, але це може не відповідати реальності, де продажі є

динамічними та нелінійними процесами, які змінюються в залежності від контексту та ситуації.

Кваліфікаційна робота виконується згідно з вимогами методичних вказівок по організації та виконанню кваліфікаційної роботи [1] та національним стандартом ДСТУ 3008:2015 «Інформація та документація. Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлення» [2].

Перелік джерел посилання оформлено згідно з національним стандартом ДСТУ 8302:2015 «Бібліографічне посилання. Загальні положення та правила складання» [3].

1 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ АНАЛІЗУ ЧАСОВИХ РЯДІВ ДЛЯ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ У CRM-СИСТЕМАХ

1.1 Особливості функціонування CRM-систем у торговельних компаніях

Аналіз часових рядів процесом оцінки обсягу продажів підприємства на майбутнє, наприклад, на місяць, квартал, півріччя або рік. Аналіз часових рядів може виконуватися як для окремого товару або групи товарів, так і для всіх товарів, проданих певним підрозділом підприємства [4].

В стабільних компаніях такі оцінки будуються на основі результатів продажів у минулому і адаптуються до сучасних ринкових або галузевих тенденцій. У нових підприємствах, через відсутність достатнього набору історичних даних, аналіз часових рядів повинен базуватися на інформації іншого характеру, наприклад, на ринкових дослідженнях або даних конкурентів.

CRM-системи на в торговельних компаніях відіграють важливу роль у цьому процесі. Вони допомагають управляти відносинами з клієнтами, автоматизувати операції та регулювати системи управління запасами складу [5].

CRM-системи також дозволяють компаніям ефективніше управляти своїми запасами, уникаючи ситуації з нестачею або надлишком. CRM-системи в торговельних компаніях також допомагають у фінансовому плануванні, надаючи менеджерам та керівництву компанії інформацію, необхідну для оцінки прибутку та чистого доходу. Це, в свою чергу, надає кращу можливість для вивчення шляхів їх збільшення [6].

В таблиці 1.1 наведена порівняльна таблиця існуючих CRM-систем з точки зору реалізації методів аналізу часових рядів.

Таблиця 1.1 - Порівняння існуючих CRM-систем з точки зору реалізації методів аналізу часових рядів

Назва CRM-Системи	Виробник (країна походження)	Наявність модулю аналізу часових рядів	Які методи аналізу часових рядів використовуються	Вартість системи	Кількість сумарних користувачів
NetHunt CRM	NetHunt CRM (Україна)	Так	Експоненціальне згладжування, авторегресійні моделі, нейронні мережі, Prophet	Від \$24 до \$48 за користувача на місяць	Понад 10 тисяч компаній
KeyCRM	KeyCRM (Україна)	Так	Невідомо	Від \$9 до \$29 за користувача на місяць	Понад 5 тисяч компаній
KeepinCRM	KeepinCRM (Україна)	Ні	Немає	Від \$9 до \$19 за користувача на місяць	Понад 2 тисячі компаній
Salesforce CRM	Salesforce.com (США)	Так	ARIMA, ETS, Prophet, LSTM	Від \$25 до \$300 за користувача на місяць	Понад 150 тисяч компаній
Zoho CRM	Zoho Corporation (Індія)	Так	Експоненціальне згладжування, авторегресійні моделі, нейронні мережі, Prophet, LSTM	Від \$14 до \$52 за користувача на місяць	Понад 50 мільйонів

У результаті аналізу таблиці 1.1 можемо зробити висновки, що існує пряма залежність між вартістю різних пакетів різних CRM-систем та доступним функціоналом стосовно можливостей створення прогнозу. Чим більше методів, чим вони краще налаштовані, тим більше будуть коштувати ці системи для користувача. Також наявність більш широкого кола можливостей стосовно використання методів прогнозу збільшують кількість користувачів цих систем [7-11].

1.2 Існуючі методи аналізу для виявлення закономірностей у продажах

Для вирішення великої кількості управлінських завдань, аналіз даних став ключовим інструментом, для якого було розроблено велику кількість методів та технік аналізу продажів. Кожен з цих методів має своє призначення та вимагає глибокого розуміння для досягнення оптимальних результатів. Персонал компанії, зокрема менеджери та аналітики, відіграють важливу роль у цьому процесі, оскільки їхнє розуміння можливостей аналізу даних впливає на ефективність компанії в цій сфері.

Вибір методу залежить від багатьох чинників, таких як контекст аналізу, актуальність та доступність історичних даних, бажана точність, період часу, на який робиться оцінка продажів для компанії, а також час, який доступний для проведення аналізу. Ці фактори мають бути постійно враховані на різних рівнях. Наприклад, аналітики повинні вибрати метод, який найкраще використовує доступні дані. Якщо аналітик може легко застосувати один метод з достатньою точністю, він не повинен намагатися використати підхід, який потенційно може надати більш високу точність аналізу, але вимагає більше зусиль для збору інформації.

Якщо компанія хоче отримати оцінку для конкретного продукту, слід врахувати період присутності продукту на ринку та його поточну стадію життєвого циклу. Тривалість перебування продукту на ринку безпосередньо впливає на обсяг доступної інформації про обсяги продажів, що дозволяє встановити зв'язки між продажами та зовнішніми факторами.

Аналіз даних, в цілому, базується на основній передумові зберігання даних та їх подальшого використання як вхідних для оцінки продажів у майбутньому. Якість аналізу не може перевищувати якість даних, на яких він базується.

Методи, що використовуються для аналізу продажів, можна поділити на дві категорії в залежності від типу вхідних даних, на яких персонал компанії будує оцінку. Ці категорії відомі як якісні та кількісні методи аналізу. Іноді їх також називають суб'єктивними та об'єктивними методами [12].

До якісних методів аналізу відносяться такі методи:

- метод експертних оцінок;
- метод Делфі;
- композитний метод;
- опитування покупців;
- метод історичної аналогії;
- метод провідних індикаторів.

До кількісних методів прогнозування відносяться такі методи:

- маркетингові випробування;
- аналіз часових рядів;
- метод ковзних середніх;
- метод експоненціального згладжування;
- регресійний аналіз;
- нейронні мережі;
- панельний аналіз.

1.2.1 Якісні методи аналізу

Якісні методи, також відомі як інтуїтивні або суб'єктивні, використовуються для побудови довгострокових оцінок подальшої прибутковості, коли обсяг історичних даних обмежений. Додаткові причини для використання цих методів включають можливі зміни в урядовій політиці, появу інноваційних рішень у суміжних технологіях виробництва, зміни в структурі споживання та інше.

Зазвичай ці методи аналізу часових рядів базуються виключно на думках експертів у галузі або потенційних клієнтів. Ця категорія в основному включає в себе метод експертних оцінок, метод Дельфі, композитний метод, опитування покупців і метод історичної аналогії [12].

Метод експертних оцінок є найпростішим у використанні. Він зазвичай використовується комерційними організаціями для прийняття рішень про майбутні показники з продажу товарів. У цьому методі зазвичай здійснюється запит до експертів в конкретній області, таких як професіонали в галузі маркетингу, важливі члени ланцюга поставок, а також професійні органи, такі як галузеві асоціації та консультативні агентства. Така оцінка не завжди може бути індикатором групової думки. Статистична обґрунтованість цього методу також сумнівна.

Оцінка може здійснюватися однією людиною (зазвичай у невеликих компаніях), або ж групою осіб, так званим «жюрі». У груповому підході, в свою чергу, використовуються два методи: керівники вищої ланки представляють незалежні оцінки без їх обговорення, і вони усереднюються в один результат, або ж група проводить засідання, кожна особа представляє окремі оцінки, розбіжності вирішуються, і досягається консенсус [12].

Метод Делфі є вдосконаленням над методом експертних оцінок. Головна задача методу – визначення подій що можуть настати у майбутньому та ймовірність їх настання.

При використанні цього методу відбирається група експертів та координатор. Експерти в індивідуальному порядку висловлюють координатору свій результат. Координатор оцінює надані йому результати, поєднує їх та, за необхідності, направляє їх на доопрацювання. Цей процес зазвичай повторюється декілька разів [12].

Ітерація припиняється при досягненні консенсусу між експертами, або ж при наданні пояснень до розбіжності в їх результатах. Після цього, координатор проводить статистичний аналіз відповідей, виводячи середні відповіді, варіативність, інтервали оцінки. Тільки координатор матиме доступ до відповідей. Цей процес спрямований на поступове скорочення розбіжностей результатів. Оцінки за методом Делфі будуть в основному усередненими. Цей метод є досить оригінальним, і використовується у компаніях, незалежно від їх розміру та спеціальності [12].

При композитному методі розрахунку торгового зусилля організація опитує свій торговий персонал у роздрібних відділеннях щодо їх результатів на майбутнє. Вважається, що особи, які перебувають в безпосередньому контакті з покупцями, будуть краще проінформовані у питаннях тенденцій попиту на продукт. Після опитування, індивідуальні результати об'єднуються для отримання загального результату попиту на певний продукт або групу продуктів для організації. Втім на результати можуть вплинути упередженість персоналу, відсутність інтересу до процесу і незнання більш широких економічних процесів і тенденцій.

Іншим якісним методом аналізу часових рядів є опитування клієнтів. Серед регулярних, нерегулярних та потенційних покупців проводиться опитування відносно їх намірів, або ідей, щодо придбання певного товару. В основному, для такого опитування відбирається контрольна група осіб, а інформація отримана від цієї групи оброблюється після проведення опитування. Після цього, отримані дані екстраполюються, з метою отримання загального прогнозу попиту [12].

Багато компаній регулярно проводять опитування своїх діючих або потенційних клієнтів та посередників, щоб дізнатися про ринковий попит. Деякі з них використовують споживчі панелі, де покупцям надають зразки продукції або інформацію про неї, і просять надати відгук про її якість, характеристики, ціну, а також про те, чи планують вони її купувати. Однак, у багатьох випадках споживачам складно передбачити свої майбутні покупчі звички.

Часто позитивна відповідь, отримана під час опитування, може не відповідати реальній покупці продукту. Прогнози, засновані виключно на цьому методі, мають тенденцію бути занадто оптимістичними. Однак, цей метод є досить ефективним при малому розмірі цільової аудиторії продукту, або якщо покупці беруть на себе серйозні зобов'язання щодо надання своєї думки, наприклад через підписання контракту [12].

Метод історичної аналогії використовується для оцінки подальшої прибутковості нових продуктів компанії, історичні дані по яким відсутні у значній кількості, або взагалі відсутні. У такому випадку, для аналізу часових рядів використовують історичні дані продуктів, що мають схожі якості, характеристики, та відносяться до однієї категорії, або лінійки товарів. Таким чином, маркетинговий персонал може використовувати історичну аналогію між двома продуктами і вивести прийняття рішення про майбутні показники з продажу товарів.

1.2.2 Кількісні методи аналізу часових рядів

Кількісні або математичні методи аналізу часових рядів базуються на використанні існуючих даних, які можуть бути історичними або спеціально зібраними для побудови прогнозу. Більш складні методи, такі як прогнозування часових рядів і регресійний аналіз, постійно розвиваються,

оскільки аналітики вдосконалюють їх використання за допомогою інструментів обробки даних.

Маркетингові випробування є одним з популярних але й одним з найпримітивніших методів вимірювання сприйняття споживачами нових продуктів. Для тестування дієвості такого випробування можуть залучатись неабиякі матеріальні ресурси, але результати можуть не справдити очікувань. Далі ці результати тестового маркетингу екстраполюються для прийняття рішення про майбутні показники з продажу товарів. Компанії вибирають обмежену кількість локацій, які найкраще відображають цільових споживачів з точки зору демографічних чинників, таких як вік, дохід, стиль життя та покупкові звички.

Продукт робиться доступним у торгових точках, його характеристики виділяються за допомогою промо-акції або місцевої рекламної кампанії. Після цього результати продажів продукту відстежуються за допомогою споживчих досліджень, а зміни, якщо такі є, вносяться перед тим, як перевести продукт на більш глобальний ринок.

За іншого підходу компанія вибирає два ринки. Один ринок називається “тестовим”, де продукт продається без будь-якої рекламної кампанії, інший, аналогічний, ринок називається “контрольним”, і на ньому продукт запускається з проведенням промо-кампанії. Різниця в обсягах продажів на обох ринках є мірою вимірювання ефективності рекламної кампанії. Будь-яка невідповідність з різницею в обсягах продажів на обох ринках є показником розриву між сприйняттям продукту покупцем і характеристиками продукту. Компанії часто змінюють характеристики продукту і тематику його рекламної кампанії в результаті отримання даних про ситуацію на тестовому ринку [12].

Аналіз часових рядів є набором методик, за допомогою яких будуються прогнозуючі моделі на основі історичних даних компанії, тому збереження такої інформації є критичним для застосування даного методу. Ці дані збираються та інтерпретуються у вигляді співвідношення певного часового

періоду (дня, місяця, року) до значення прогнозованої змінної, та значення зовнішніх чинників, які є наявними. Така методика є дуже ефективною при умовах незмінних зовнішніх чинників. Фактори політики підприємства та інформація про конкурентів, зазвичай, не беруться до уваги, якщо їх не можна легко перевести у числовий еквівалент, або якщо вони не несуть суттєвого впливу на прогнозоване значення [12].

Незважаючи на те, що цей метод має певні обмеження, він є досить об'єктивним, а дані продажу минулих часів є корисним інформаційним внеском в процедуру формування аналізу. Досліджуючи, як продажі змінювалися в часі, менеджер з продажу може виявити закономірності та тенденції, які допоможуть підвищити точність прогнозів, використовуючи інші методи.

Будуючи прогнози за допомогою часових рядів, варто звернути увагу на деякі суттєві зміни. Такі зміни можна розділити на чотири категорії: сезонні коливання, циклічні зміни та нерегулярні або непередбачувані зміни.

У випадку, коли діяльність компанії змінюється через рекламні кампанії, збільшення стимулювання продажів, зміни цін, відкриття нових місць продажу або виявлення нового застосування продукту, будь-яка така зміна може вплинути на часовий ряд, і тенденція може раптово змінитися, тим самим знижуючи точність методу, який використовується для прогнозування. Моделі всіх часових рядів шукають закономірності в даних минулих періодів. Чотири компоненти даних минулих періодів, які відносяться до аналізу часових рядів, це тренди, сезонність, циклічність і нерегулярність.

Тренди є основою руху в часовому ряді. Наприклад, при зростанні чисельності населення на 1 відсоток, імовірно, буде спостерігатися тенденція до збільшення попиту на основні товари. Тренд може рухатися вгору або вниз в залежності від зусиль по розробці продукту, споживчих смаків, змін в технологіях, широких економічних тенденцій і інших фундаментальних змін на ринку цього продукту.

Циклічні зміни - це зміни, які відбуваються протягом періоду, що перевищує один рік. Деякі зміни в економіці, такі як зміна банківських процентних ставок, зазвичай відбуваються протягом періоду, що перевищує один рік. Житлова, автомобільна та туристична галузі є прикладами впливу циклічності. Покупці, швидше за все, будуть купувати ці товари або послуги в залежності від коливань банківських процентних ставок.

Нерегулярність - це випадкові зміни у структурі продажів. Природні катаклізми, різкі соціальні або політичні зміни відбуваються випадковим чином і впливають на структуру попиту. Нерегулярні події можуть здійснити істотний вплив на структуру продажів. Найпопулярнішими методами аналізу часових рядів є прогнози трендів, метод ковзних середніх, метод експоненціального згладжування, метод регресії.

Метод нейронних мереж є розвитком методу аналізу часових рядів. Вони мають спільний головний принцип – використання історичних даних, виявлення у них закономірностей, та їх подальше використання для побудови моделей процесу та прогнозу. Відмінність між цими методами полягає в тому, що при аналізі часових рядів, моделі процесів будуються суто математичними методами, в той час як при використанні методів на основі нейронних мереж, моделі процесів будуються за допомогою штучних нейронних мереж, які здатні навчатися та адаптуватися до змінних умов.

1.3 Структура процесу кількісного аналізу продажів

Процес кількісного прогнозування продажів включає в себе ряд важливих етапів. Починаючи з визначення ринку, повинно бути розуміння, на якому ринку йде праця. Це включає визначення конкретних областей або ніш ринку, які обслуговує продукт або послуга.

Після визначення ринку, слід дослідити його характеристики. Це може включати ріст ринку, сезонність та інші фактори. Використання історичних даних про продажі є корисним для оцінки майбутніх показників продажів. Для цього беруться минулі дані про продажі та додаються до них річний ріст, щоб оцінити нові продажі.

CRM-системи в торговельних компаніях відіграють важливу роль у цьому процесі. Вони допомагають управляти відносинами з клієнтами, автоматизувати бізнес-операції та регулювати системи управління складом та запасами. CRM-системи також дозволяють компаніям ефективніше управляти своїми запасами, уникаючи ситуації з нестачею або надлишком.

Перед вибором кінцевої моделі аналізу часових рядів важливо протестувати різні моделі та визначити, яка з них найкраще підходить для конкретного процесу продажів. Нарешті, після вибору моделі, можна виконати аналіз часових рядів, використовуючи вибрану модель.

Створення прогнозу продажів на основі даних з CRM-системи починається з вилучення всіх релевантних даних з CRM-системи. Це можуть бути дані про попередні продажі, інформація про клієнтів, деталі про продукти та інше.

Після вилучення даних, наступним кроком є їх обробка та аналіз. Це може включати видалення непотрібних або некоректних даних, перетворення даних у потрібний формат, виявлення та виправлення помилок у даних та інше.

На цьому етапі визначається, який метод прогнозування буде використовуватися. Це може бути метод, заснований на історичних даних, метод, заснований на трендах, метод, заснований на сезонності, або будь-який інший метод, який вважається підходящим.

За допомогою обраних вами методів та інструментів створюється модель прогнозування. Це може включати використання статистичних методів, машинного навчання або інших технік.

Після створення моделі необхідно перевірити її точність та надійність. Це може включати використання тестових даних для перевірки прогнозів моделі, налаштування параметрів моделі для покращення її точності та інше.

Нарешті, після того, як модель була перевірена та налаштована, її можна використовувати для створення прогнозу продажів.

1.4 Постановка задач дослідження

CRM-системи є важливим інструментом для аналізу даних та підвищення продажів у торговельних компаніях. Однак, методи, які вони використовують для аналізу часових рядів, мають ряд недоліків, які можуть погіршити якість та точність аналізу, а також обмежити їх застосування у різних ситуаціях.

Один з недоліків полягає в тому, що багато методів не адаптуються до змін ринку та поведінки клієнтів. Ці методи базуються на статистичних моделях, які використовують історичні дані для визначення закономірностей та тенденцій у продажах. Однак, ці моделі можуть не враховувати або запізнюватися в реагуванні на нові фактори, такі як сезонність, конкуренція, промоції, зміни у попиті та пропозиції, вплив соціальних медіа та інші. Таким чином, аналіз часових рядів може бути неточним або застарілим, що призводить до втрати можливих продажів або збільшення витрат на зберігання товарів.

Інший недолік полягає в тому, що багато методів є складними та вимогливими до ресурсів. Ці методи вимагають великої кількості даних, які повинні бути чистими, повними та актуальними. Крім того, ці методи використовують складні математичні алгоритми, які потребують високої обчислювальної потужності та кваліфікованих фахівців для їх розробки та налаштування. Таким чином, аналіз часових рядів може бути складно

інтерпретованим, дорогим та часомістким, що обмежує їх доступність та гнучкість

Ще один недолік полягає в тому, що багато методів є статичними та лінійними. Ці методи припускають, що продажі залежать від певного набору факторів, які мають постійні ваги та впливи. Однак, це може не відповідати реальності, де продажі є динамічними та нелінійними процесами, які змінюються в залежності від контексту та ситуації. Таким чином, аналіз часових рядів може бути неповним або невірним, що призводить до помилок у прийнятті рішень та стратегічному плануванні.

Враховуючи ці недоліки, необхідно шукати способи оптимізації або зміни існуючих методів математичного аналізу продажів у CRM-системах, щоб підвищити їх точність та ефективність.

2 МЕТОДИ АНАЛІЗУ ЧАСОВИХ РЯДІВ ТА ЇХ МОДИФІКАЦІЯ

2.1 Методи кількісного аналізу часових рядів

У попередньому розділі було розглянуто кількісний аналіз часових рядів в загалом, і зазначили, що це є досить ефективним методом оцінки майбутніх продажів. Далі детальніше розглянемо декілька методів, які можуть бути застосовані для прогнозування продажів на підприємстві.

2.1.1 Авторегресійний метод

Авторегресійний (АР) метод [13] - це метод часових рядів, за яким припускається, що поточне значення ряду лінійно залежить від його попередніх значень. Авторегресійний процес p -го порядку може бути записаний таким чином:

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \epsilon_t, \quad (2.1)$$

де ϕ_i - коефіцієнти авторегресії;

c - константа;

ϵ_t - білий шум або помилка моделі.

Наприклад, АР(3) метод виглядатиме так:

$$y(k) = a_0 + a_1 y(k-1) + a_2 y(k-2) + a_3 y(k-3), \quad (2.2)$$

Для визначення порядку авторегресійної складової може використовуватись ступінь автокореляції змінної. Автокореляційна функція вираховується за формулою:

$$r_y(i) = \frac{\text{Cov}(y(k), y(k - i))}{\text{Var}(y(k))}, \quad (2.3)$$

де Cov - коваріація;

Var - дисперсія;

$i=1,2,3,\dots$

За допомогою значень АКФ вибирається граничне значення функції, і відбираються зсуви, для яких це значення перевищує певний поріг. Кожен такий зсув відповідатиме значущому порядку AP складової в моделі. Більш точно порядок AP складової більш часто визначається за допомогою часткової автокореляційної функції (ЧАКФ). ЧАКФ вимірює прямий вплив одного значення ряду на інше, виключаючи кореляційний вплив проміжних значень. Аналогічно до АКФ, розмірність AP складової моделі може визначатися за ненульовим коефіцієнтом ЧАКФ у найбільшому зсуві.

2.1.2 Метод ковзного середнього

Метод ковзного середнього (КС) [14] - це метод часових рядів, в якому використовується середнє значення ряду на заданому інтервалі, щоб виявити тенденції процесу та згладити його коливання. Загальна формула для ковзного середнього:

$$MA(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y(k - i + 1), \quad (2.4)$$

де N - розмір вікна КС;

y - часовий ряд вхідних даних.

Власне КС компонента моделі має такий вигляд:

$$y(k) = mv(k) + \sum_{i=1}^q \theta_i mv(k-i), \quad (2.5)$$

де $mv(k)$ - значення ковзного середнього для k -го елемента часового ряду;

θ_i - коефіцієнт моделі.

2.1.3 Метод авторегресії з ковзним середнім

Метод авторегресії з ковзним середнім (АРКС) [15] використовується для аналізу та прогнозування стаціонарних часових рядів. Фактично, такий метод є комбінацією двох попередніх методів АР та КС. Метод АРКС (p,q) , де p та q - порядки авторегресійної складової та ковзного середнього відповідно, має наступний вигляд:

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \epsilon_{t-i} + \epsilon_t. \quad (2.6)$$

Оскільки АРКС метод є складним, його розрахунок вимагає більше обчислювальних ресурсів. Однак, через складнішу структуру, також зменшується потреба у великій кількості параметрів.

2.2 Методика покращення методів нестационарних процесів

Для прогнозування фінансових та економічних процесів часто використовуються саме АРКС та АРІКС методи, які були запропоновані Д. Боксом та Г. Дженкінсом [16]. Однак, ці методи мають деякі обмеження, такі як необхідність стаціонарності часового ряду, відсутність нелінійності та змінності параметрів, а також складність вибору оптимального порядку методу. У цьому розділі будуть розглянуті деякі підходи до покращення методів Бокса-Дженкінса, які дозволяють подолати ці обмеження. Розглянемо такі методи, як використання екзогенних змінних, сезонна корекція, методи змінної структури та методи з розподіленими затримками.

Перед використанням методів, пов'язаних з часовими рядами, оптимально провести аналіз процесу, який генерується за цим рядом, та виконати попередню обробку даних, що будуть використовуватися для моделювання. Це допоможе підвищити якість методу та її адекватність до реальних даних.

2.2.1 Аналіз процесу та попередня обробка даних

Для побудови якісних методів прогнозування необхідно провести глибокий аналіз процесу, який моделюється, та даних, які використовуються для цього. На цьому етапі важливо визначити розмірність процесу, тобто кількість змінних, які входять до методу, та з'ясувати зв'язки між ними. Для цього можна застосувати різні статистичні інструменти, такі як АКФ, ЧАКФ, кореляційна функція та матриця.

Також можна розглянути можливість розкладу процесу на складові, такі як тренд, сезонність, циклічність та випадкова компонента, які можна моделювати окремо.

Це може дати корисну інформацію про можливі фактори, які впливають на процес, та методи, які показали гарні результати для прогнозування. Також це може допомогти вибрати структуру власного методу та підвищити його точність.

Попередня обробка даних необхідна для поліпшення якості даних та спрощення подальшої роботи з ними, як під час аналізу даних, так і при оцінці параметрів методу. Серед методів попередньої обробки даних можна виділити нормалізацію, корегування та інші способи отримання нових даних, на основі існуючих

Спочатку необхідно визначити розмірність процесу, тобто кількість змінних, які входять до методу, та їх тип (ендогенні або екзогенні). Потім необхідно визначити зв'язки між змінними, тобто ступінь кореляції та залежності між ними. Для цього можна використовувати кореляційну функцію, кореляційну матрицю, автокореляційну функцію (АКФ) та часткову автокореляційну функцію (ЧАКФ).

Для обчислення елементів кореляційної матриці потрібно мати часові ряди всіх змінних, які синхронізовано в часі [17]. Формула для визначення коефіцієнтів кореляції має такий вигляд:

$$r_{xy} = \frac{\sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x})(y_k - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x})^2 \sum_{k=1}^N (y_k - \bar{y})^2}}, \quad (2.7)$$

де x_k, y_k - значення змінних x та y в часовому ряді;

\bar{x}, \bar{y} - середні значення відповідних змінних на обраному часовому ряді;

N - розмір часового ряду.

Кореляційна матриця дозволяє визначити існування зв'язку між декількома змінними. Розглянемо кореляційну матрицю для випадку трьох змінних x, y, z :

$$R = \begin{bmatrix} r_{yy} & r_{xy} & r_{zy} \\ r_{yx} & r_{xx} & r_{zx} \\ r_{yz} & r_{xz} & r_{zz} \end{bmatrix}, \quad (2.8)$$

де r_{xy} – коефіцієнт кореляції між змінними x та y ;

$$r_{xy} = r_{yx} \text{ і т.д.}$$

Автокореляційна функція (АКФ) вираховується за формулою:

$$r_y(i) = \frac{\text{Var}(y_k)}{\text{Cov}(y_k, y_{k-i})}, \quad (2.9)$$

де Var - коваріація;

Var - дисперсія;

$i=1,2,3,\dots$

Часткова автокореляційна функція (ЧАКФ) вимірює прямий вплив одного значення ряду на інше, виключаючи кореляційний вплив проміжних значень.

Наступним кроком є перевірка стаціонарності часового ряду, тобто властивості бути стабільним у часі без тренду, сезонності та зміни дисперсії. Для цього можна використовувати візуальний аналіз, статистичні тести (наприклад, тест Дікі-Фуллера) або спектральний аналіз. Якщо часовий ряд не є стаціонарним, необхідно застосувати методи попередньої обробки даних, якщо це необхідно, для покращення стаціонарності часового ряду та зменшення шуму.

До таких методів належать нормалізація, диференціювання, сезонна корекція, ковзне середнє, фільтрація тощо. Також варто розглянути можливість розкладу часового ряду на складові, такі як тренд, сезонність, циклічність та випадкова компонента. Це може допомогти виявити основні характеристики процесу та спростити моделювання. Для розкладу часового ряду можна використовувати методи декомпозиції, такі як класична, мультиплікативна, адитивна, тощо.

2.2.2 Оцінювання параметрів методів

Після побудови та відбору методів-кандидатів та їх структури необхідно оцінити параметри цих методів [17]. Для цього можна використовувати різні методи, одним з яких є метод найменших квадратів (МНК) та його рекурсивний аналог (РМНК). Вибрані методи представляють собою систему n рівнянь з m невідомими, де n – обсяг вибірки, а m – кількість параметрів усіх компонентів методу, та $m < n$. Система рівнянь у матричному вигляді може бути записана як $y = X\theta$, де y – вектор значень часового ряду прогнозованої змінної; X – матриця екзогенних змінних; θ – вектор параметрів методу.

Наприклад, для методу АР матриця X та вектор θ мають такий вигляд:

$$X = \begin{bmatrix} 1 & y(2) \\ 1 & y(3) \\ \vdots & \vdots \\ 1 & y(n-1) \end{bmatrix}; \theta = \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \end{bmatrix}. \quad (2.10)$$

Отже, для знаходження параметрів потрібно розв'язати систему у матричному вигляді відносно θ . Оцінки МНК знаходяться за допомогою наступного виразу:

$$\hat{\theta} = (X^T X)^{-1} X^T y . \quad (2.11)$$

2.3 Застосування нейронних мереж для прогнозування часових рядів

Нейронні мережі - це сучасний напрямок в машинному навчанні, який має широке застосування в різних сферах, в тому числі в фінансовому прогнозуванні. Нейронні мережі дозволяють аналізувати та моделювати динаміку часових рядів, які представляють собою послідовність значень, що змінюються в часі, наприклад, ціни акцій, обсяги продажів, температуру повітря тощо.

Штучна нейронна мережа - це програмна модель, яка імітує роботу людського мозку. Штучні нейронні мережі - це потужні інструменти машинного навчання, які дозволяють вивчати та моделювати складні дані. Вони називаються “нейронними”, тому що вони складаються з елементів, які нагадують біологічні нейрони.

Нейронні мережі мають вхідний і вихідний шари, а також один або декілька прихованих шарів. Кожен шар мережі містить нейрони, які обробляють вхідні дані та видають вихідні. Процес навчання полягає у підборі оптимальних значень коефіцієнтів нейронів та зв’язків між ними, так щоб вихідні дані мережі максимально відповідали реальності.

Нейронні мережі добре підходять для виявлення та аналізу закономірностей, які звичайними методами важко або неможливо визначити. Нейронна мережа складається з нейронів, які з’єднані між собою. Кожен зв’язок має вагу, яка показує на важливість цього зв’язку для роботи мережі.

Кожен нейрон має функцію активації, яка визначає вихід нейрона. Функція активації додає нелінійність до можливостей моделювання мережі.

Існує багато видів функції активації, які вибираються в залежності від структури нейронної мережі та даних, з якими вона працює.

Навчання нейронної мережі, тобто оптимізація значень параметрів - це найважливіша частина машинного навчання, і цей процес можна розглядати як ітераційний алгоритм прямого та зворотнього поширення похибки по шарах мережі.

Перша фаза прямого поширення відбувається, коли мережі подаються дані для навчання, і вони проходять по всій нейронній мережі, генеруючи потрібні вихідні дані. Тобто відбувається передача вхідних даних по мережі таким чином, що кожен нейрон перетворює інформацію, яку він отримує від нейронів попереднього шару, і передає її нейронам наступного шару. Коли дані пройдуть всі шари мережі, будуть отримані потрібні вихідні дані.

Після цього, застосовується функція втрат, яка вимірює похибку, та оцінює наскільки точним був прогноз мережі по відношенню до реального результату. Такий тип навчання називається навчанням з учителем. В ідеалі похибка мережі повинна бути мінімальною, тобто без розбіжностей між прогнозованими та реальними даними. Тому, коли мережа тренується, ваги зв'язків нейронів поступово коригуються, поки не будуть отримані задовільні результати.

Після обчислення функції втрат, якщо похибка мережі все ще велика, за допомогою одного з методів оптимізації обчислюються нові значення параметрів нейронів та ваг.

2.3.1 Багатошаровий перцептрон

Багатошаровий перцептрон [18] - це один з найпоширеніших типів нейронних мереж, які мають багато застосувань. Обчислювальний інтелект, як наука досліджує, як прості моделі біологічних мізків можуть бути використані для вирішення складних обчислювальних задач, наприклад задач прогнозування або моделювання. Кінцевою метою є не створення реалістичних моделей мозку, а натомість розробка надійних алгоритмів та структур даних, які можуть бути використанні для вирішення складних проблем.

Як було зазначено раніше, головна перевага нейронних мереж походить від їх здатності навчатися, розпізнавати особливі ознаки у даних та співвідносити їх із вихідними даними. У цьому сенсі нейронні мережі займаються задачами зіставлення вхідних даних з вихідними. Нейромережі здатні відтворити будь-яку математичну функцію відображення і були підтвержені як універсальне рішення для вирішення задач апроксимації [12].

Можливість вирішувати складні задачі нейронні мережі отримують від своєї ієрархічної, або багатошарової, структури. Багатошаровість дозволяє нейромережі визначати ознаки модельованого процесу або функції на різних рівнях, та у подальшому, об'єднуючи ці ознаки, перейти до більш складніших структур. Наприклад від рівнянь або ліній, до набору рівнянь або фігур.

Складовим елементом нейронних мереж є штучні нейрони. Це прості обчислювальні одиниці, які приймають зважені вхідні сигнали, оброблюють їх, та видають на наступний шар вихідний сигнал за допомогою функції активації.

Принцип роботи нейрону подібний до рівняння регресії, де на кожному змінну (вхід нейрону) припадає коефіцієнт (ваговий коефіцієнт). Як і

регресія, кожен нейрон також має зміщення, яке можна розглядати як вхід, який завжди має значення 1, і його теж слід зважувати. Наприклад, нейрон може мати два входи, і в цьому випадку йому потрібно три ваги. Один для кожного введення та один для зміщення. Ваги часто ініціалізуються як невеликі випадкові значення, наприклад значення в діапазоні від 0 до 1, хоча можна використовувати і більш складні схеми ініціалізації [19].

Пов'язані між собою нейрони і є основою кожної нейромережі. Нейрони що поєднані у ряд, та отримують однаковий, або ж подібний, набір даних на вході складають шар нейромережі. Архітектуру нейронів у мережі часто називають мережевою топологією.

Перший, або нижній, шар, що приймає дані безпосередньо з набору даних, називається вхідним, або видимим, шаром, оскільки це відкрита частина мережі. В основному, вхідний шар мережі зображується з одним нейроном на кожне вхідне значення або вектор з початкових даних. Нейрони вхідного шару не являють собою повноцінні нейрони, які було описано вище. Максимум що вони можуть робити – це перетворювати вхідні, необроблені данні, у більш корисний вигляд, який буде використовуватися наступними шарами, наприклад нормалізувати данні.

Шари що йдуть безпосередньо після вхідного шару, називаються прихованими шарами, оскільки з ними відсутня можливість прямої взаємодії. Найпростіша мережева структура являє собою єдиний нейрон у прихованому шарі, який безпосередньо виводить значення. Враховуючи приріст обчислювальної потужності та появу ефективних бібліотек та платформ машинного навчання, можна створити дуже глибокі нейронні мережі. Під нейронною мережею глибокого навчання розуміють мережі, які містять у собі декілька прихованих шарів. Такі мережі називають глибокими тому, що без технологічних досягнень, наявних сьогодні, навчання такої мережі зайняло б дуже велику кількість часу [12].

Останнім шаром нейронної мережі є вихідний шар, і він відповідає безпосередньо за виведення значення, або набору значень, у бажаному в

умовах задачі форматі. Функція активації вихідного шару сильно обмежена типом поставленої задачі. Для задач регресії вихідний шар буде складатися з одного нейрону без функції активації.

2.3.2 Рекурентні нейронні мережі

Рекурентні нейронні мережі (RNN) [20] – це тип нейронних мереж, які можуть ефективно працювати з послідовними даними або часовими рядами. Ці глибокі алгоритми навчання можуть бути застосовані до задач, які потребують аналізу та прогнозування динамічних процесів, наприклад, попиту на товари, цін на ринку, поведінки клієнтів та ін.

Основною особливістю рекурентних нейронних мереж є те, що вони мають внутрішній стан (пам'ять), який дозволяє їм зберігати інформацію про попередні входи та впливати на наступні входи та виходи. Тоді як звичайні нейронні мережі припускають, що входи та виходи незалежні один від одного, вихід рекурентних нейронних мереж залежить від попередніх елементів у послідовності. Це дозволяє мережі враховувати контекст та історію даних при вирішенні задачі.

Рекурентні нейронні мережі мають таку ж загальну структуру, як і інші нейронні мережі, але вони мають додаткові зв'язки між шарами, які утворюють цикли. Ці зв'язки дозволяють передавати інформацію від одного кроку часу до іншого, тим самим реалізуючи пам'ять мережі. Математично, рекурентні нейронні мережі можуть бути описані наступними рівняннями:

$$h_t = f(W_h x_t + U_h h_{t-1} + b_h), \quad (2.12)$$

$$y_t = g(W_y h_t + b_y), \quad (2.13)$$

де x_t - вхідний вектор на кроці часу t ;

h_t - прихований стан на кроці часу t ;

y_t - вихідний вектор на кроці часу t ;

W_h, U_h, W_y - матриці ваг;

b_h, b_y - вектори зміщень;

f та g - функції активації.

Рекурентні нейронні мережі можуть бути навчені за допомогою алгоритму зворотного поширення в часі (ВРТТ) [21], який адаптує звичайний алгоритм зворотного поширення для послідовних даних. ВРТТ обчислює градієнти функції втрати по вагах мережі, використовуючи ланцюгове правило, та оновлює ваги за допомогою градієнтного спуску або іншого оптимізаційного методу. ВРТТ враховує вплив попередніх кроків часу на поточний крок часу, сумуючи градієнти на кожному кроці часу.

2.3.3 Довготривала короткочасна пам'ять

Довготривала короткочасна пам'ять (LSTM) [22] - це спеціальний вид рекурентних нейронних мереж, які можуть ефективно вирішувати проблеми з великими залежностями в часі. Ці глибокі алгоритми навчання можуть бути застосовані до задач, які потребують аналізу та прогнозування складних часових рядів, наприклад, продажів торговельної компанії.

Основною особливістю LSTM є те, що вони мають спеціальну структуру прихованого шару, яка складається з трьох воріт: вхідного, вихідного та забуття. Ці ворота регулюють потік інформації між прихованим шаром та його станом. Вхідні ворота визначають, яку інформацію з поточного входу та попереднього стану слід додати до стану. Вихідні ворота визначають, яку інформацію зі стану слід вивести на наступний шар. Забуття ворота визначають, яку інформацію зі стану слід видалити. Ці ворота

дозволяють LSTM вирішувати проблеми з вибуховими та зникаючими градієнтами, які часто виникають у рекурентних нейронних мережах.

Математично, LSTM може бути описана наступними рівняннями:

$$f_t = \sigma(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f), \quad (2.14)$$

$$i_t = \sigma(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i), \quad (2.15)$$

$$o_t = \sigma(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o), \quad (2.16)$$

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c), \quad (2.17)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t, \quad (2.18)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t), \quad (2.19)$$

де x_t - вхідний вектор на кроці часу t ;

h_t - прихований стан на кроці часу t ;

c_t - стан пам'яті на кроці часу t ;

f_t, i_t, o_t - вектори забуття, вхідних та вихідних воріт відповідно;

$W_f, U_f, W_i, U_i, W_o, U_o, W_c, U_c$ - матриці ваг;

b_f, b_i, b_o, b_c - вектори зміщень;

σ - сигмоїдна функція;

\tanh - гіперболічний тангенс;

\odot - поелементне множення.

LSTM як і звичайна рекурентна нейрона мережа навчається за допомогою алгоритму зворотного поширення в часі (BPTT).

Через те що LSTM є фактично покращеним методом RNN, для подальшого аналізу буде використовуватися саме ця модель побудови нейронних мереж.

3 ІМПЛЕМЕНТАЦІЯ МЕТОДІВ АНАЛІЗУ ЧАСОВИХ РЯДІВ ДЛЯ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ У CRM-СИСТЕМАХ

3.1 Опис запропонованої технології

Об'єкт дослідження даної роботи – процес функціонування CRM-систем, зокрема з точки зору прогнозування продажів товарів за допомогою часових рядів, який є частково автоматизованим.

Призначенням задачі «Аналіз часових рядів» ІС торговельної компанії є автоматизація аналізу часових рядів та використання їх для прийняття рішень у CRM-системах.

В цій роботі було описано та проаналізовано обрані інформаційні технології, що були використані у вирішенні задачі аналізу часових рядів, розроблено рішення з інформаційного, математичного та програмного забезпечення задачі «Аналіз часових рядів».

Основними методами аналізу часових рядів, які були використані у роботі, є:

– метод ковзного середнього: це метод, який використовує середнє значення певної кількості останніх спостережень для прогнозування наступного значення. Цей метод підходить для даних, які мають короткострокові коливання, та дозволяє згладити випадкові відхилення від тренду. Цей метод простий у використанні та не потребує налаштування параметрів;

– нейромережі на основі багатошарового перцептрону: це метод, який використовує штучні нейронні мережі, які складаються з багатьох шарів нейронів, які здатні навчатися з даних та адаптуватися до різних ситуацій. Багатошаровий перцептрон – це тип нейронної мережі, який використовує лінійні або нелінійні функції активації для передачі сигналів між шарами. Цей метод дозволяє враховувати різні фактори, які впливають на продажі. Цей метод потребує більше часу та ресурсів для навчання та використання;

– нейромережі на основі LSTM: це метод, який використовує штучні нейронні мережі, які складаються з багатьох шарів нейронів, які здатні навчатися з даних та адаптуватися до різних ситуацій. LSTM – це тип нейронної мережі, який використовує спеціальні клітини пам'яті, які здатні зберігати та забувати інформацію в залежності від контексту. Цей метод підходить для даних, які мають складну структуру, тренди, сезонність, циклічність та випадковість, та дозволяють враховувати різні фактори, які впливають на продажі. Цей метод потребує більше часу та ресурсів для навчання та використання ніж звичайні математичні методи.

Для порівняння ефективності цих методів було проведено експерименти на реальних даних продажів товарів торговельної компанії. Було визначено критерії оцінки якості прогнозу, такі як середня абсолютна помилка та коефіцієнт детермінації.

На основі отриманих результатів було запропоновано рекомендації щодо вибору методу аналізу часових рядів для прийняття рішень у CRM-системах торговельних компаній.

Для формування прогнозу використовуються дані за конкретним SKU або в цілому дані по всім товарам, які були продані за містом Харків, для формування прогнозу продажів на наступний місяць або квартал, за яким в подальшому буде плануватися зростання продажів компанії [23].

Прогнози створює фахівець з торговельних запасів, коли вони потребуються, при цьому він обирає у CRM-системі за яким періодом формується прогноз. Також він виконує аналіз вигружених даних та за необхідністю виконує їх попередню обробку.

Після того як був зроблений прогноз, цей прогноз разом із звітом, в якому вказана інформація про точність прогнозу, завантажуються до CRM-системи.

Контекстна діаграма процесу прогнозування продажів наведена на рисунках 3.1 та 3.2.

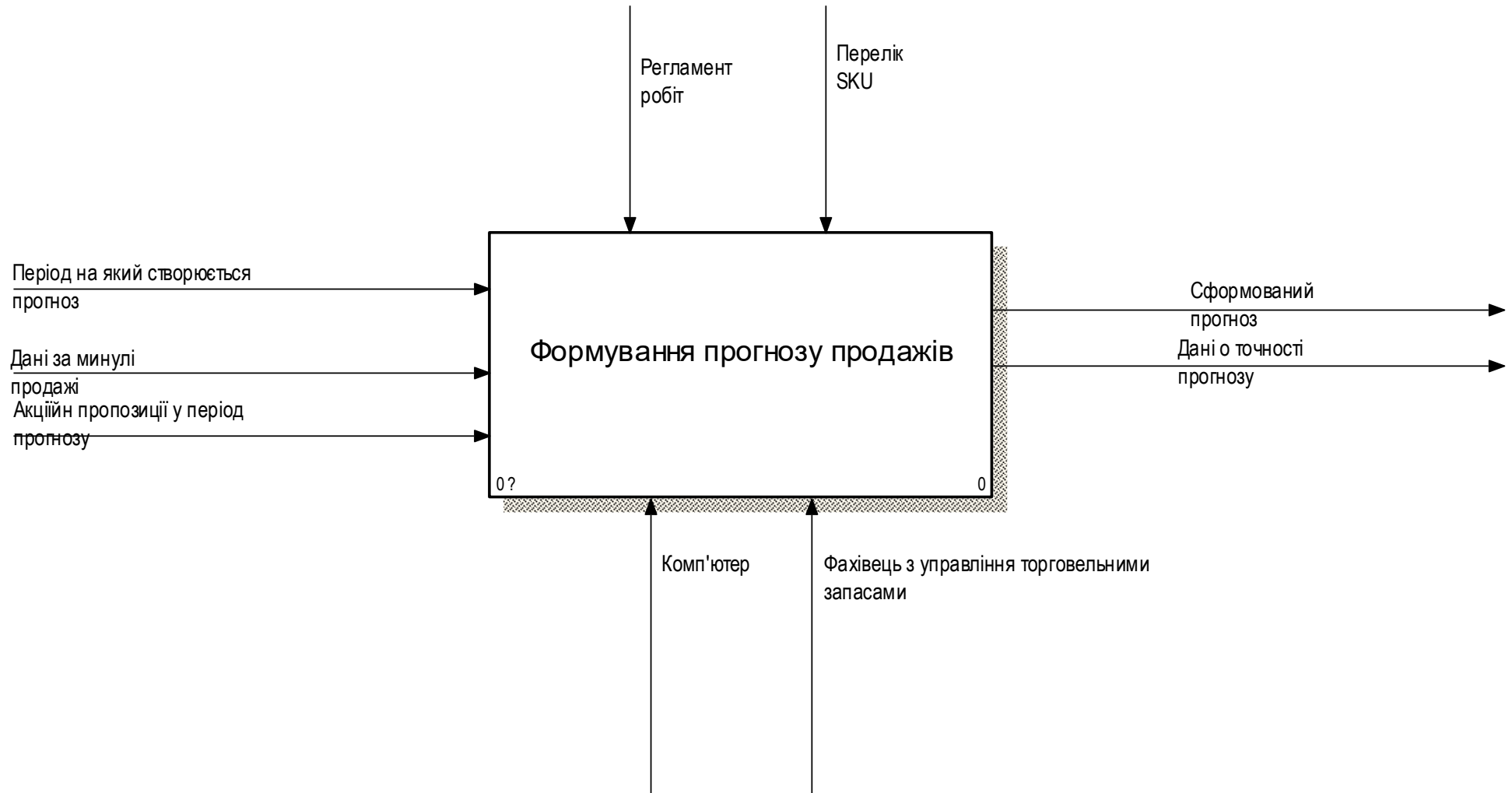


Рисунок 3.1 – Контекстна діаграма процесу прогнозування продажів в торговельній компанії

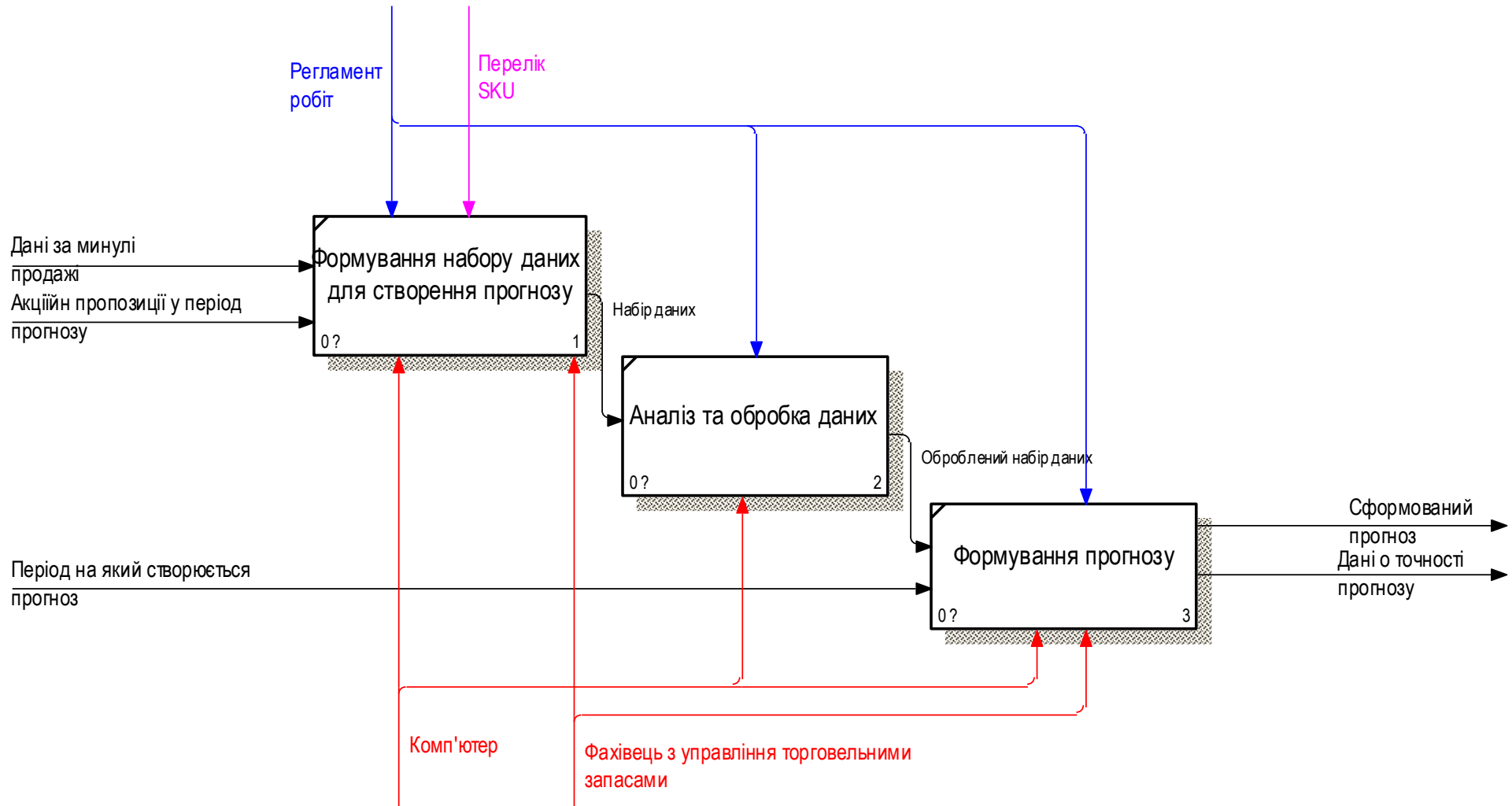


Рисунок 3.2 – Контексна діаграма процесу прогнозування продажів в торговельній компанії

3.2 Розробка алгоритму вирішення задачі формування прогнозу

Розроблений алгоритм автоматичного вирішення задачі формування прогнозу продажів для торговельної компанії, яка займається поставками товару, має наступні кроки:

- крок 1. Визначення за якими даними буде формуватися прогноз та цілі прогнозу;
- крок 2. Завантаження даних про продажі, з додаткової інформації яка необхідна для прогноз до CRM системи;
- крок 3. Обробка даних, наприклад, видалення пропущених значень, виправлення викидів даних, нормалізація;
- крок 4. Визначення періоду часових рядів для формування прогнозу;
- крок 5. Вибір методу прогнозування продажів, який найкраще підходить обраним цілям за якими формується прогноз;
- крок 6. Формування прогнозу на обраний період;
- крок 7. Перевірка властивостей створеного прогнозу, такі як помилка даних;
- крок 8. За необхідністю, вивантаження даних створеного прогнозу за обраним форматом;
- крок 9. Завершення формування прогнозу. Збереження прогнозу до CRM системи;
- крок 10. Закінчення операції.

Схема роботи описаного вище алгоритму приведена на рисунку 3.3.

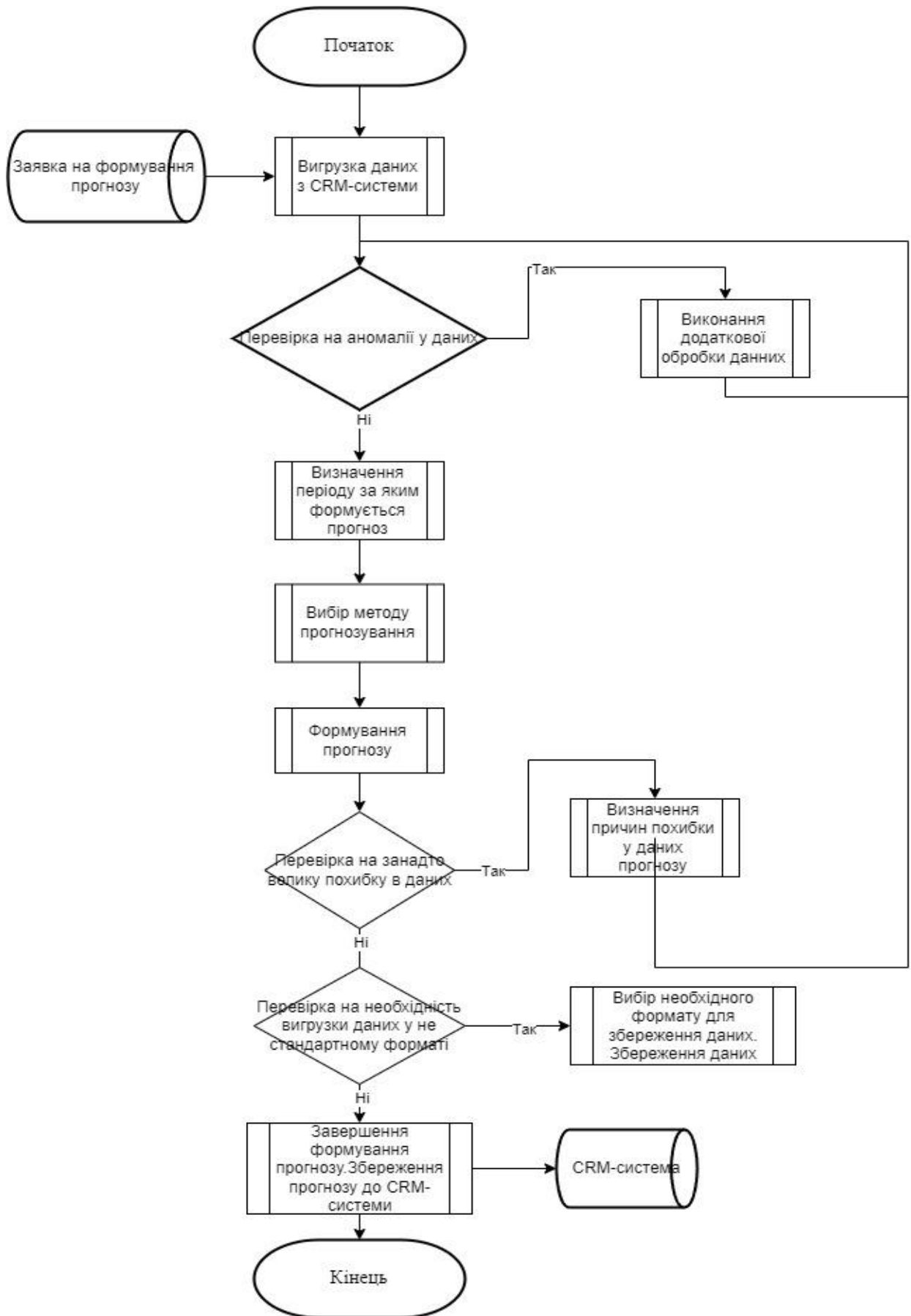


Рисунок 3.3 – Схема роботи алгоритму автоматизованого вирішення задачі прогнозування продажів

3.3 Попередня обробка даних

Як було зазначено на кроці 3 в алгоритмі створення прогнозу, дані перед тим як за ними формувати прогноз необхідно попередньо обробити, щоб результати прогнозу були більш точними. Це дуже важливий крок, тому що у реальних даних, особливо коли ми маємо діло з даними, які напряду залежать від дуже багатьох факторів та мають поправку на людський фактор, часто бувають викиди даних, особливо коли трапляється велика кількість незалежних зовнішніх факторів. Тому ці дані повинні пройти попередню обробку [24].

Додаткова обробка даних може включати такі методи, як виявлення та видалення аномалій, заповнення пропущених значень, вибір релевантних змінних, перетворення даних у відповідну шкалу та інше. Ці методи допомагають підготувати дані для подальшого аналізу та прогнозування.

За реалізацією даної задачі передбачається автоматизована нормалізація даних після попередньої обробки. Нормалізація даних – це процес приведення даних до однакового масштабу, щоб уникнути впливу різних одиниць виміру та діапазонів значень на результати прогнозування.

Існує кілька методів нормалізації даних, наприклад.

Z-нормалізація: це метод, який перетворює дані так, що їх середнє значення дорівнює 0, а стандартне відхилення дорівнює 1. Формула для цього методу наступна:

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}, \quad (3.1)$$

де z – нормалізоване значення;

x – початкове значення;

μ – середнє значення;

σ – стандартне відхилення.

Мінімакс-нормалізація: це метод, який перетворює дані так, що їх мінімальне значення дорівнює 0, а максимальне значення дорівнює 1.

Формула для цього методу наступна:

$$y = \frac{x - \min}{\max - \min}, \quad (3.2)$$

де y – нормалізоване значення;

x – початкове значення;

\min – мінімальне значення;

\max – максимальне значення.

Цей метод типово використовується для нормалізації даних при навчанні нейронних мереж.

4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА ПЕРЕВІРКА МЕТОДІВ АНАЛІЗУ ЧАСОВИХ РЯДІВ НА РЕАЛЬНИХ ДАНИХ

4.1 Опис вхідних даних для експериментальної перевірки методів аналізу часових рядів

Для експериментальної перевірки були використані реальні дані з торговельної компанії “Квітень-Харків”. Ця компанія є філіалом більшої компанії та спеціалізується на постачанні харчових та косметичних товарів, засобів догляду за тілом та побутової хімії до великої кількості магазинів по місту Харкову.

Були обрані та вигружені дані з реально працюючою CRM-системи торговельної компанії, а саме були взяті дані по продажам чаю Lipton 25 пакетів з 2019 по 2022 рік, і ці дані були поділені на вибірки по місяцям та тижням, також були обрані дані за сумарним прибутком по усім магазинам усього міста Харків з 2019 по 2024 рік.

Дані по продажам чаю також містять у собі інформацію про рік, місяць (тиждень продажу), який це був сезон та інформацію про наявність акцій. Дані про сумарні продажі не мають ніяких додаткових даних.

Через не найбільшу вибірку даних по товару, дані пов’язані з чаєм також були не значно попередньо оброблені, в них були згладжені 3 аномальних викиди. В свою чергу, дані про сумарні продажі не були ніяк попередньо додатково оброблені, тому що через велику кількість даних в них не можуть з’явитися значні аномалії. При подальшому навчанні нейронних мереж усі дані будуть нормалізовані.

Для експериментальної перевірки обраних методів були обрані дані за усім містом Харків. За функціоналом в CRM-системі дані можуть бути вигружені також за додатковими параметрами, такими наприклад як виробник, бренд, категорія товару або за торговим агентом.

На даний момент інформація по акції не наведена у таблицях товарів CRM-системи, та потребує додаткової вивантажки, а потім імплементації у сформований набір даних.

Представлення зовнішнього вигляду даних за товаром наведено на рисунку 4.1, також на цьому рисунку можна побачити увесь функціонал по вибору даних та їх вивантажки з системи.

Актуальность данных 17.12.23 14:03

Поиск

зима весна літо осінь

2019 2020 2021 2022 2023 Пн Вт Ср Чт Пт Сб Вс

январь февраль март апрель май июнь июль август сентябрь октябрь ноябрь декабрь

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31

Загружено в 17.12.2023 15:30:01

без раздачи все качество план факт ТТ SKU

Календарь

- РСП-Производитель
- БЕХО
- РСП ERP
- РСП упр
- Производитель
- Канал продаж
- Торговая сеть
- Контрагент
- Склад
- Качество
- Торговая точка
- Формат ТТ
- Директор по разв. акт.
- Директор по развитию
- Бренд
- Глобальные Категории
- Группы Категорий
- Категория товара
- Группа товара
- SKU
- Штрихкод
- Серия
- весовой
- Торговый агент
- Торговая команда
- Маршрут

Год_Месяц	SKU	План продаж, грн. с НДС	Факт Продажи, грн. с НДС за период 04.01.2019 - 30.12.2021	Факт Продажи, шт. за период 04.01.2019 - 30.12.2021	% выполнения плана (грн. с НДС)	Факт Продажи, грн. с НДС за период 04.01.2019 - 30.12.2020	Прирост продаж (грн. с НДС) за аналогичный период прошлого года
		0	29 646 644	1 205 452 -		17 756 927	11 889 717
19_m01_январь	Lipton Чай 25 па...	0	440 670	18 820 -		0	440 670
19_m02_февраль	Lipton Чай 25 па...	0	160 075	6 865 -		0	160 075
19_m03_март	Lipton Чай 25 па...	0	1 094 242	46 394 -		0	1 094 242
19_m04_апрель	Lipton Чай 25 па...	0	412 920	17 573 -		0	412 920
19_m05_май	Lipton Чай 25 па...	0	262 759	11 218 -		0	262 759
19_m06_июнь	Lipton Чай 25 па...	0	716 364	30 459 -		0	716 364
19_m07_июль	Lipton Чай 25 па...	0	315 332	13 391 -		0	315 332
19_m08_август	Lipton Чай 25 па...	0	1 018 197	41 108 -		0	1 018 197
19_m09_сентябрь	Lipton Чай 25 па...	0	1 211 173	48 834 -		0	1 211 173
19_m10_октябрь	Lipton Чай 25 па...	0	615 360	24 973 -		0	615 360
19_m11_ноябрь	Lipton Чай 25 па...	0	978 836	40 946 -		0	978 836
19_m12_декабрь	Lipton Чай 25 па...	0	1 029 149	43 682 -		0	1 029 149
20_m01_январь	Lipton Чай 25 па...	0	439 521	18 718 -		440 670	-1 148
20_m02_февраль	Lipton Чай 25 па...	0	705 297	29 932 -		160 075	545 223
20_m03_март	Lipton Чай 25 па...	0	1 268 168	53 731 -		1 094 242	173 926
20_m04_апрель	Lipton Чай 25 па...	0	444 981	18 915 -		412 920	32 061
20_m05_май	Lipton Чай 25 па...	0	542 703	23 072 -		262 759	279 944
20_m06_июнь	Lipton Чай 25 па...	0	543 839	23 143 -		716 364	-172 524
20_m07_июль	Lipton Чай 25 па...	0	973 961	41 311 -		315 332	658 630
20_m08_август	Lipton Чай 25 па...	0	723 764	29 079 -		1 018 197	-294 433

Рисунок 4.1 – Представлення даних за товаром у CRM-системі

На рисунку 4.2 наведена альтернативна форма представлення товарів у CRM-системі.

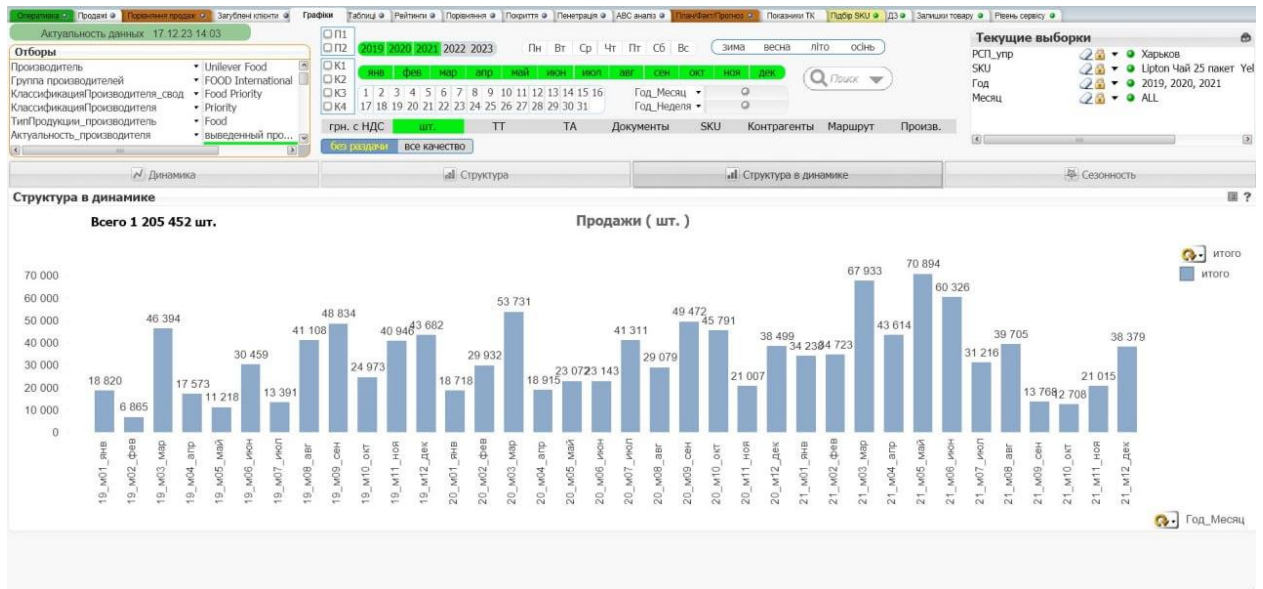


Рисунок 4.2 – Альтернативне представлення даних за товаром у CRM-системі

4.2 Порівняння методів та оцінка їх якості

Мовою програмування для реалізації експериментального рішення даної задачі було обрано Python. Задля оцінки якості обраних методів прогнозування часових рядів за допомогою різних методів було використано такі критерії як коефіцієнт детермінації та середня абсолютна помилка.

Коефіцієнт детермінації (R^2) [25] – це критерій, який вимірює, яка частина варіації залежної змінної (часового ряду) пояснюється моделлю прогнозування. Цей критерій обчислюється за формулою:

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}}, \quad (4.1)$$

де SS_{res} – це сума квадратів різниць між фактичними та прогнозованими значеннями часового ряду;

SS_{tot} – це сума квадратів різниць між фактичними значеннями часового ряду та їх середнім значенням.

Чим ближче коефіцієнт детермінації до 1, тим краще модель описує залежність між даними.

Середня абсолютна помилка (MAE) [26] – це критерій, який вимірює, наскільки велика помилка прогнозу в середньому. Цей критерій обчислюється за формулою:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|, \quad (4.2)$$

де y_i – це фактичне значення часового ряду в момент часу i ;

\hat{y}_i – це прогнозоване значення часового ряду в момент часу i .

Чим менше середня абсолютна помилка, тим точнішим є прогноз.

4.2.1 Аналіз часових рядів методом експоненціального згладжування

Для вирішення задачі по формуванню прогнозу було обрано декілька методів. Метод експоненціального згладжування був обраний через його простоту відносно інших методів, в особливості він є значно простішим у порівнянні з методами, пов'язаними з побудовою нейронних мереж, які розглянуто далі. Таким чином, буде експериментально перевірено, чи є необхідним витратити значні ресурси на використання більш складних методів.

У подальшому усі методи прогнозування продажів за допомогою нейронних мереж будуть порівняні з прогнозами, створеними за допомогою методу експоненціального згладжування.

В першу чергу був побудований прогноз по продажам по чаю Lipton 25 пакетів по місяцям.

Середня абсолютна помилка – це основний критерій за яким будуть порівнюватися методи. Коефіцієнт детермінації, не є об'єктивним методом порівняння в даному випадку, через те що він не відображає в повній мірі точність прогнозу, який побудований методом експоненціального згладжування.

В нашому випадку середня абсолютна помилка для цих даних становить 10400, що є не найкращим результатом.

Графік порівнянь прогнозованих та реальних даних наведені на рисунку 4.3.



Рисунок 4.3 – Порівняння реальних продажів чаю Lipton та прогнозованих по місяцям методом експоненціального згладжування

Далі були розглянуті ті ж самі дані, але по тижням, експеримент показав, що через специфіку роботи торговельної компанії, та її способів поставки по магазинам дані по продажам по тижням дуже сильно варіюються та не є сталими, що робить важким формування прогнозів саме по тижням.

Середня абсолютна помилка становить 2069, що показує що прогноз фактично є дуже не точним, та ті ж самі висновки просліджуються на рисунку 4.4.

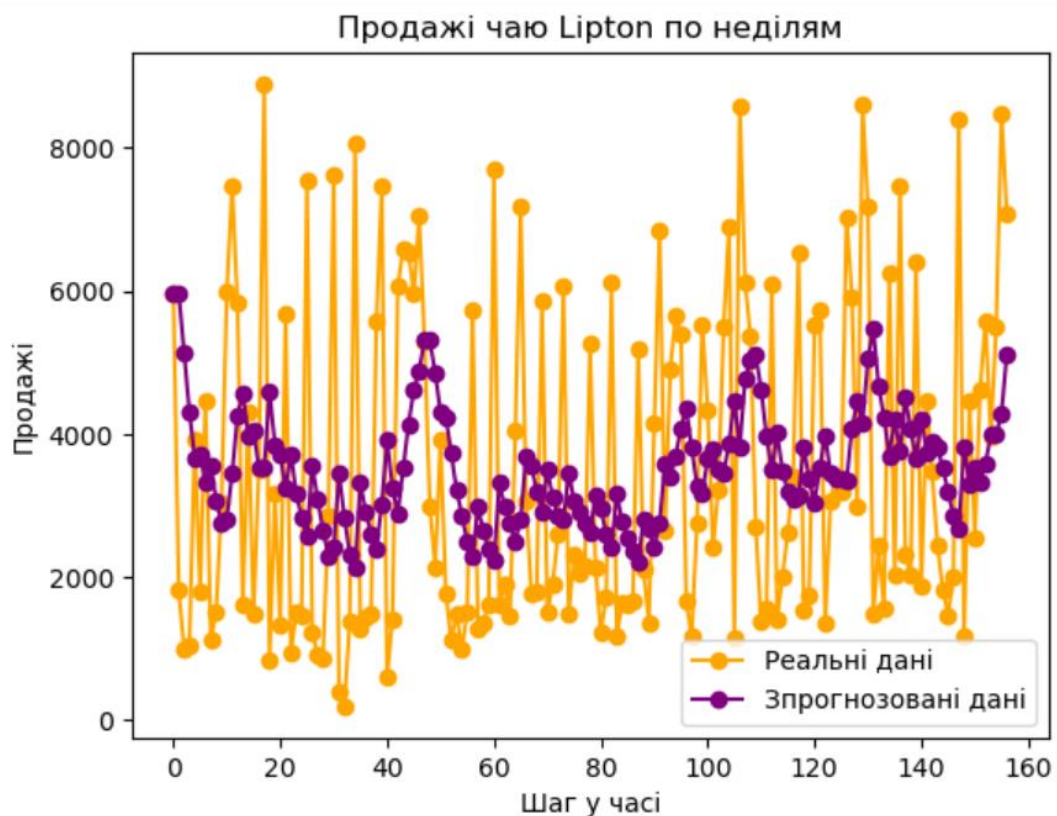


Рисунок 4.4 – Порівняння реальних продажів чаю Lipton та прогнозованих по тижням методом експоненціального згладжування

Завершимо перевірку методу експоненціального згладжування формуванням прогнозу за сумарними продажами по місяцям, ці дані через значно більші обсяги є значно більш сталими, та не мають значних аномалій, вони менш залежні від сезонності та трендів, тому набагато більше підходять для звичайних методів прогнозування.

Середня абсолютна помилка становить 123925, що показує що прогноз є значно точніший ніж за часом, що наочно можна побачити на рисунку 4.5.

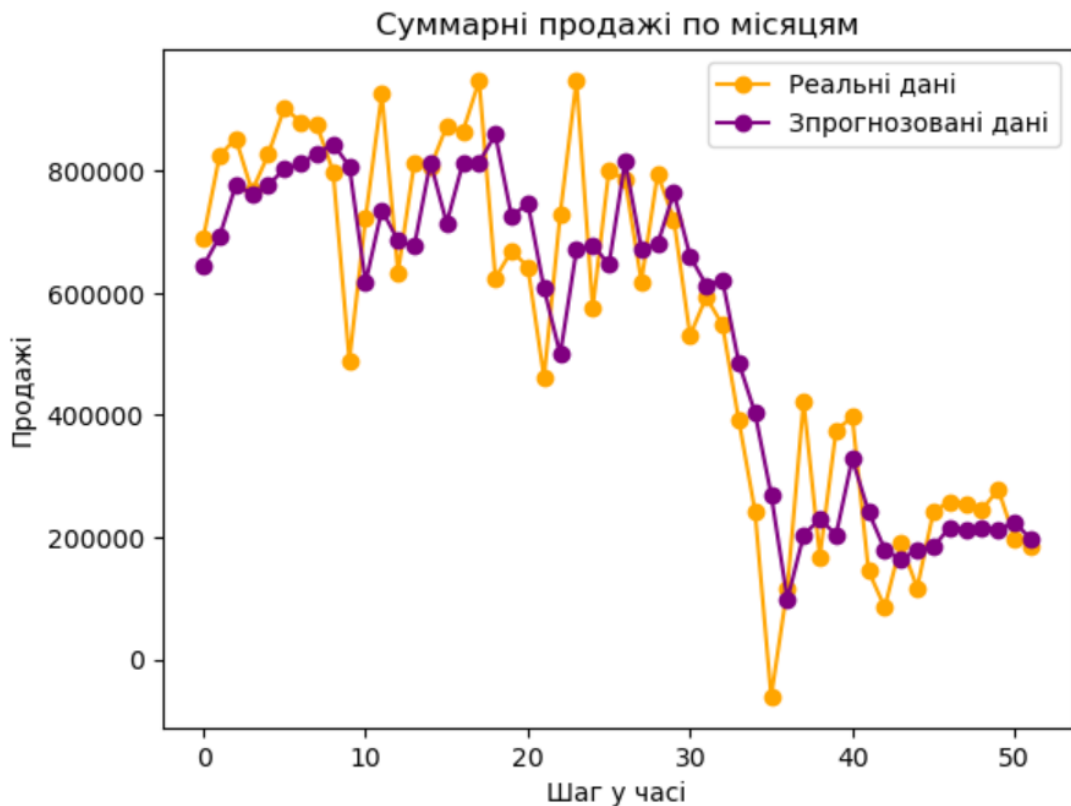


Рисунок 4.5 – Порівняння реальних сумарних продажів та прогнозованих по місяцям методом експоненціального згладжування

4.2.2 Аналіз часових рядів з використанням нейронних мереж

Далі будуть розглянути прогнози сформовані завдяки нейронним мережам. В якості кандидатів були відібрані НМ багатоварового перцептрон та LSTM. Усі НМ були створені з використанням бібліотек мови Python а саме Numpy, Numpy, TensorFlow та Keras.

Tensorflow – це інструмент для машинного навчання, який спеціалізується на створенні та застосуванні глибоких нейронних мереж. Це

продукт компанії Google, який має відкритий код. Існує також бібліотека Keras, яка також є відкритою. Вона є надбудовою над Tensorflow, яка спрощує процес розробки нейронних мереж різного рівня складності.

Задля порівняння побудованих мереж ми використовували метрики середньої абсолютної помилки (MAE) та коефіцієнта детермінації R^2 .

Для перевірки якості методів будуть використані різні набори даних, щоб показати переваги НМ для конкретних наборів даних.

Спочатку розглянемо мережу багат шарового перцептрону. Побудуємо мережу з трьома прихованими шарами, кожен з яких містить 10 нейронів з функцією активації ReLU. Також додамо шари відкидання після кожного прихованого шару для того, щоб запобігти перенавчанню. В якості методу оптимізації був обраний метод Adam. Для кращого навчання мережі була обрана кількість епох 1000, але для запобігання перенавчання використовується рання зупинка, якщо значення функції втрат для тестових даних не буде покращуватися на протязі 100 епох.

Результати прогнозування з використанням багат шарового перцептрону можна побачити в таблиці 4.1 та на рисунку 4.6.

Таблиця 4.1 – Порівняння реальних продажів чаю Lipton та прогнозованих по місяцям за допомогою мережі багат шарового перцептрону

Реальні	38379	29932	67933	31216	23072
Прогнозовані	38401.71	26137.79	61723.16	26489.3	18249.78

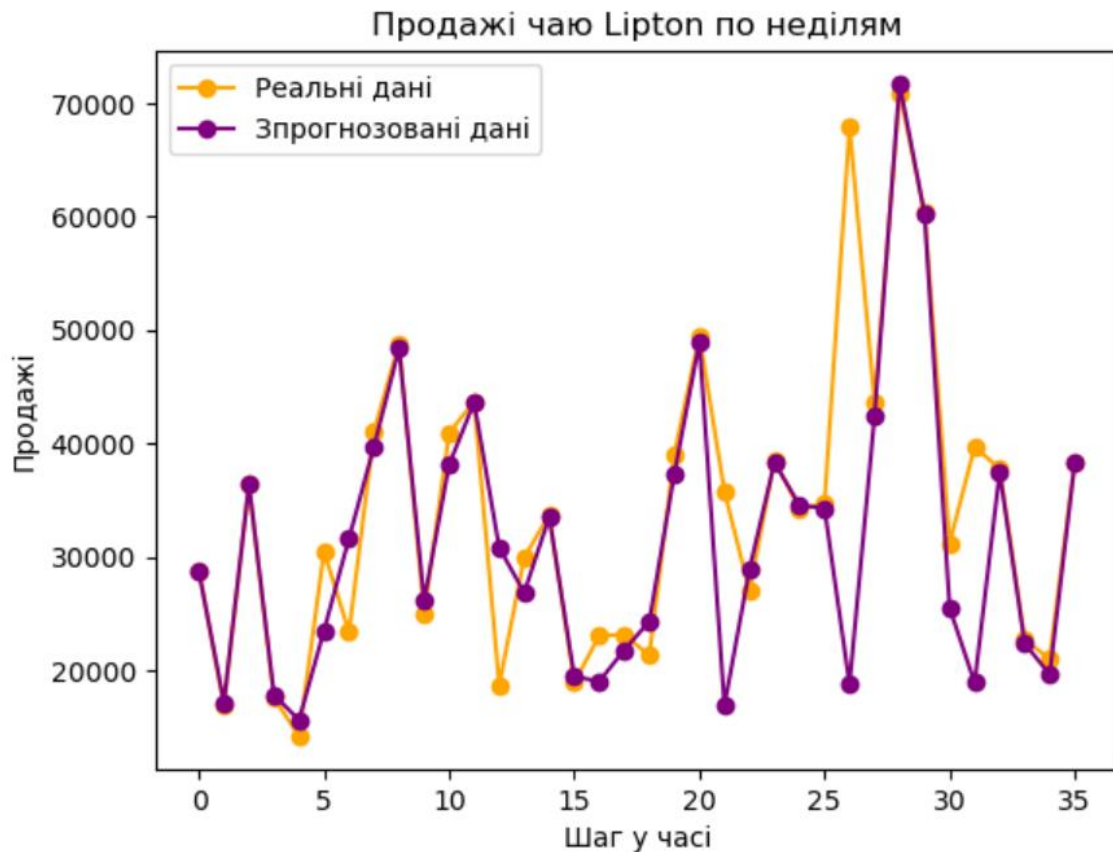


Рисунок 4.6 – Порівняння реальних продажів чаю Lipton та прогнозованих по місяцям за допомогою мережі багатошарового перцептрону

В даному випадку багатошаровий перцептрон був використаний через наявність значної кількості додаткових параметрів при прогнозуванні за конкретним SKU, які можна використати, щоб додати додаткові шари до багатошарового перцептрону та цим суттєво збільшити точність сформованого прогнозу.

За побудованим графіком можна побачити, що прогноз незважаючи на помітну похибку можна вважати прийнятним.

Ще однією реалізованою НМ є мережа LSTM. LSTM – це тип рекурентної нейронної мережі (RNN), який типово використовується для прогнозування послідовностей. Він вирішує проблему зникнення або вибуху градієнтів, яка виникає у традиційних RNN. Він також здатний зберігати довготривалі залежності між елементами послідовності.

В нашому випадку LSTM використовується для прогнозування сумарних продажів торговельної компанії. Результати прогнозування з використанням LSTM можна побачити в таблиці 4.2 та на рисунку 4.7.

Таблиця 4.2 – Порівняння реальних сумарних продажів та прогнозованих по місяцям за допомогою мережі LSTM

Реальні	245891	278229	198528	185926	189735
Прогнозовані	211893.48	214971.89	213604.22	224649.31	197536.42

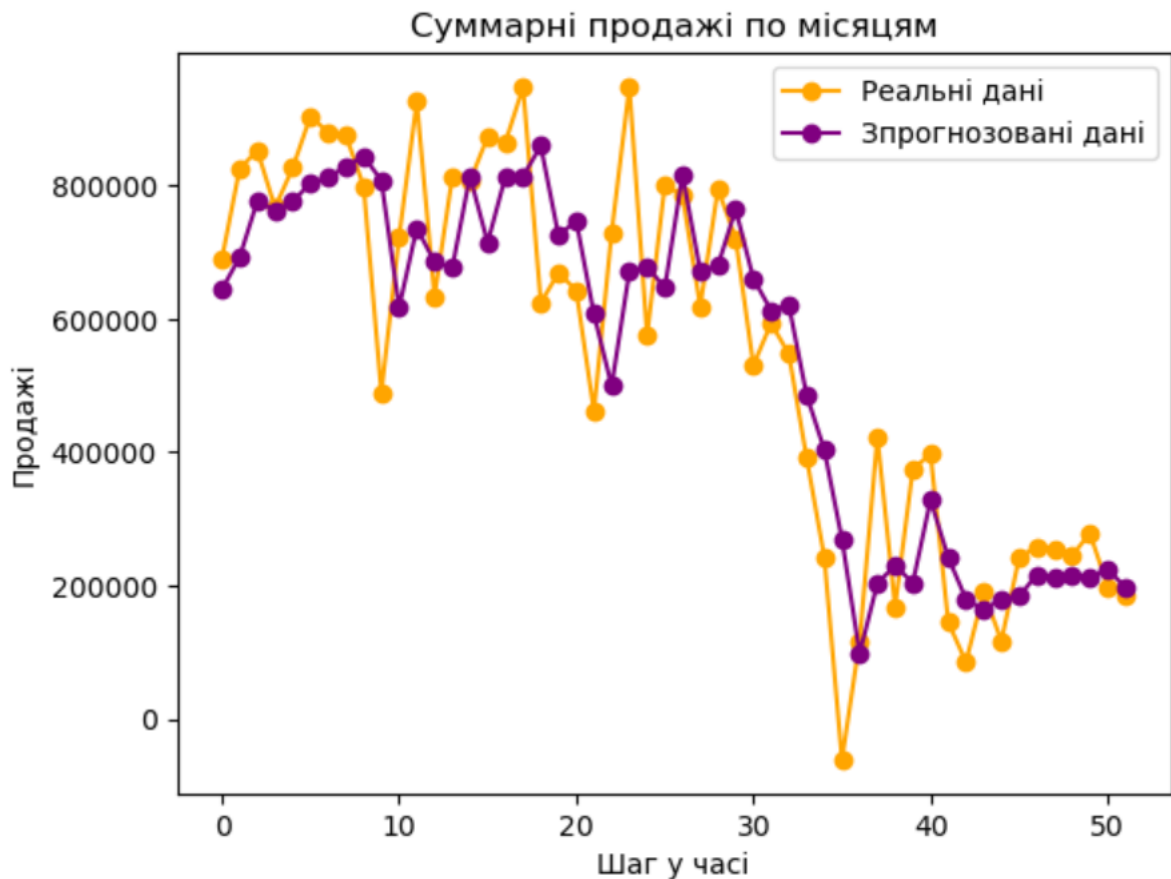


Рисунок 4.7 – Порівняння реальних сумарних продажів та прогнозованих по місяцям за допомогою мережі LSTM

Порівняння експериментальних результатів прогнозування продажів між методом експоненціального згладжування та багатошаровим перцептроном наведені у таблиці 4.3

Таблиця 4.3 – Порівняння експериментальних результатів між методом експоненціального згладжування та багатошаровим перцептроном

Метод прогнозування	К-сть ітерацій навчання НМ	MAE	R^2
Експоненціального згладжування	–	10400	0.04
НМ багатошаровий перцептрон	8501	5056.81	0.819

Порівняння експериментальних результатів між методом експоненціального згладжування та LSTM наведені у таблиці 4.4.

Таблиця 4.4 – Порівняння експериментальних результатів усіх реалізованих методів

Метод прогнозування	К-сть ітерацій навчання НМ	MAE	R^2
Експоненціального згладжування	–	123925.02	0.68
НМ LSTM	2000	99481.74	0.8

Виходячи з результатів експериментальної перевірки можна однозначно зазначити, що використання нейронних мереж значно покращує результати прогнозу відносно методу експоненціального згладжування, але при цьому потребує значних ресурсів для навчання мереж, що робить їх хоча і більш ефективним методом, але й набагато більш затратним в плані часу.

ВИСНОВКИ

Метою цієї кваліфікаційної роботи було дослідити методи аналізу часових рядів для прийняття рішень у CRM-системах торговельних компаній. Були використані два методи: експоненціальне згладжування та нейронні мережі (багатошаровий перцептрон та LSTM). Ці методи були порівняні за допомогою коефіцієнта детермінації та середньої абсолютної помилки. Результати показали, що нейронні мережі мають кращу точність та стабільність прогнозування, ніж експоненціальне згладжування.

Дослідження має практичне значення для торговельних компаній, які хочуть покращити свої CRM-системи за допомогою аналізу часових рядів. Показано, що нейронні мережі можуть бути ефективним інструментом для прогнозування продажів.

Дослідження також має теоретичне значення для розвитку методів аналізу часових рядів. Досліджено переваги та недоліки трьох популярних методів та запропоновано способи їх покращення. Також визначено напрямки подальших досліджень, такі як використання глибоких нейронних мереж та інших технік машинного навчання для аналізу часових рядів.

Таким чином, доведено, що методи аналізу часових рядів є важливими та ефективними для прийняття рішень у CRM-системах торговельних компаній. Показано, що нейронні мережі мають перевагу над експоненціальним згладжуванням у більшості випадків, але обидва методи можуть бути корисними в залежності від цілей та даних.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Методичні вказівки щодо розробки та оформлення кваліфікаційної роботи (для студентів усіх форм навчання другого (магістерського) рівня програми "Інформаційні управляючі системи та технології") / Упоряд.:Петров К.Е., Левикін В.М., Чалий С.Ф., Євланов М.В., Саєнко В.І., Міхнов Д.К., Міхнова А.В., Чала О.В. – Харків: ХНУРЕ, 2021. – 30 с.
2. ДСТУ 3008-2015 «Звіти у сфері науки і техніки» структура та правила оформлення. ДП «УкрНДНЦ», Київ, 2016. 31 с.
3. ДСТУ 8302-2015 «Бібліографічне посилання» загальні положення та правила складання. ДП «УкрНДНЦ», Київ, 2016. 20 с.
4. Кузьмін О.В., Кузьмін Л.В. Аналіз методів моделей та програмних засобів прогнозування часових рядів. Науково-технічний журнал “Обчислювальна інженерія та інформаційні технології”, 2018. 8 с.
5. Kaur A., Singh S., Kaur S. Time Series Analysis and Forecasting for CRM Systems: A Case Study of a Retail Company. International Journal of Business Intelligence and Data Mining, 2020. 20 с.
6. Охріменко Д. В. Методи аналізу часових рядів для прийняття рішень у CRM-системах. International Scientific Conference “Modern scientific challenges and trends”, 2023. 10 с.
7. NetHunt CRM [Електронний ресурс] / NetHunt CRM. Режим доступу: [<https://nethunt.com/>]. Назва з екрана: “NetHunt CRM”. (дата звернення: 24.11.2023)
8. KeyCRM [Електронний ресурс] / KeyCRM. Режим доступу: [<https://keycrm.com.ua/>]. Назва з екрана: “KeyCRM”.(дата звернення: 24.11.2023).
9. КееріпCRM [Електронний ресурс] / КееріпCRM. – Режим доступу: [<https://keepincrm.com/>]. – Назва з екрана: “КееріпCRM”. – (дата звернення: 24.11.2023).

10. Salesforce CRM [Електронний ресурс] / Salesforce.com. Режим доступу: [<https://www.salesforce.com/products/sales-cloud/overview/>]. Назва з екрана: “Salesforce CRM”. (дата звернення: 24.11.2023).

11. Zoho CRM [Електронний ресурс] / Zoho Corporation. Режим доступу: [<https://www.zoho.com/crm/>]. Назва з екрана: “Zoho CRM”. (дата звернення: 24.11.2023).

12. Green K., Armstrong J.S., Graefe A. Forecasting Methods and Principles: Evidence-Based Checklists. *Journal of Global Scholars of Marketing Science*, 2015. 17 с.

13. Худецький М. А. Система підтримки прийняття рішень для прогнозування рівнів продажу на підприємстві : магістерська дисертація. Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Кафедра математичних методів системного аналізу. Київ, 2020. 82 с.

14. Хайнінен А. Авторегресійні моделі часових рядів. Університет Хельсінкі, 2013. 32 с.

15. Лунд Р., Мулік Х. Аналіз часових рядів: теорія та практика. CRC Прес, 2010. 662 с.

16. Шумейко В. Аналіз часових рядів: навчальний посібник. КНЕУ, 2004. 240 с.

17. Бідюк П.І., Романенко В.Д., Тимошук О.Л. Аналіз часових рядів: навчальний посібник. Політехніка, 2016. 208 с.

18. Brockwell P., Davis R. Introduction to time series and forecasting. Springer, 2009. 420 p.

19. Краснопольський В. В., Краснопольська О. В. Багатошаровий перцептрон Румельхарта. Вісник Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна. Серія «Математичне моделювання. Інформаційні технології. Автоматизовані системи управління», 2016. 7 с.

20. Шевченко О. В. Нейронні мережі : навч. посіб. / О. В. Шевченко, О. В. Кузьмін. Київ: Видавничий дім «Слово», 2017. 208 с.

21. Гребенькова О. В., Кузьмін О. В. Рекурентні нейронні мережі для прогнозування часових рядів. Вісник Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна. Серія «Математичне моделювання. Інформаційні технології. Автоматизовані системи управління», 2017. 8 с.

22. Верещагін О. В., Кузьмін О. В. Зворотне поширення в часі для рекурентних нейронних мереж. Вісник Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна. Серія «Математичне моделювання. Інформаційні технології. Автоматизовані системи управління», 2019. 8 с.

23. Охріменко Д. В. Модуль «Прогнозування продажів» ІС торговельної компанії : кваліфікаційна робота. Харківський національний університет радіоелектроніки, Факультет комп'ютерних наук, Кафедра інформаційних управляючих систем. Харків, 2022. 96 с.

24. Слабоспицький О.С. Аналіз даних. Попередня обробка: Навчальний посібник. Київський університет, 2001. 52 с.

25. Turney S. Coefficient of Determination (R^2) | Calculation & Interpretation. Published on April 22, 2022. 15 p

26. Robeson S.M., Willmott C.J. Decomposition of the mean absolute error (MAE) into systematic and unsystematic components. PLoS ONE 18 (2): e0279774. Published: February 17, 2023. 9 p

27. Megel Y.E., Kovalenko S.M., Mikhnova O.D. Prediction Techniques and Economic Breeding Index for Analyzing Multidimensional Feature Vectors. Вісник Харківського національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка, Вип. 203, Харків: ХНТУСГ, 2019. 3 с.

28. Коваленко С.М., Коваленко С.В., Міхнова О.Д. Прогнозування виробництва сільськогосподарської продукції методами машинного навчання. Вісник Харківського національного технічного університету сільського господарства, Вип. 210, Харків: ХНТУСГ, 2020. 13 с.