

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії
(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерних наук
(повна назва кафедри)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

магістр

(назва освітнього ступеня)

на тему: Інформаційна система прогнозування продажів на основі ШІ

Виконав: студент VI курсу, групи СНІм-61
спеціальності 122 Комп'ютерні науки
(шифр і назва спеціальності)

Саган О.А.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник Боднарчук І.О.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Нормоконтроль Никитюк В.В.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Завідувач кафедри Боднарчук І.О.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Рецензент
(підпис) (прізвище та ініціали)

Тернопіль
2025

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії
(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерних наук
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Боднарчук І.О.
(підпис) (прізвище та ініціали)

« 28 » травня 2025 р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

на здобуття освітнього ступеня Магістр
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки
(шифр і назва спеціальності)

Студенту Сагану Олександрю Анатолійовичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Інформаційна система прогнозування продажів на основі ШІ

Керівник роботи Боднарчук Ігор Орестович, к.т.н., доцент кафедри КН
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від « 29 » листопада 2024 року № 4/7-1139

2. Термін подання студентом завершеної роботи 29 травня 2025р.

3. Вихідні дані до роботи Наукові публікації про стратегії прогнозування продажів за допомогою інформаційних систем та штучного інтелекту.

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)

Вступ. 1 Аналіз предметної області. 2 Стратегії прогнозування продажів за допомогою аналізу інформації. 3 Практичне дослідження даних про продажі та побудова прогнозів. 4 Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях. Висновки. Перелік використаних джерел. Додатки.

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень, слайдів)

1. Титульний слайд. 2. Мета та задачі дослідження. 3. Актуальність. 4. Предметна область застосування прогнозування. 5. Порівняння методів прогнозування. 6. Реалізація системи. 7. Обробка даних. 8. Метрики оцінки якості прогнозів. 9. Отримані результати. 10. Висновки.

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Охорона праці	Сенчишин В.С., доцент		
Безпека в надзвичайних ситуаціях	Клепчик В.М., ст. викладач		

7. Дата видачі завдання 29 листопада 2024 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

[illegible]

Студент

(підпис)

Саган О. А.

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

Боднарчук І.О.

(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Інформаційна система прогнозування продажів на основі ШІ // Кваліфікаційна робота освітнього рівня «Магістр» // Саган Олександр Анатолійович // Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії, кафедра комп'ютерних наук, група СНм-61 // Тернопіль, 2025 // С. 65, рис. – 3, табл. – 7, креслення – 10, формули. – 4, додат. – 4, бібліогр. – 63.

Ключові слова: інформаційні системи, бізнес-процеси, автоматизація, бази даних, аналіз даних, прогнозування, штучний інтелект.

Кваліфікаційна робота присвячена дослідженню питання побудови прогнозів на основі історичних даних на прикладі сфери продажів.

У першому розділі кваліфікаційної роботи розглянуто значення прогнозування продажів у оптимізації бізнес-процесів. Описано сучасні методи прогнозування, зокрема лінійну регресію, ARIMA, експоненціальне згладжування та когортний аналіз.

Другий розділ присвячено проектуванню інформаційної системи прогнозування продажів на основі штучного інтелекту. Описано архітектурні підходи до створення системи, визначено її ключові компоненти. Розглянуто проектування бази даних із використанням нормалізації для підвищення цілісності та швидкості обробки даних. Зазначено методи оцінки якості прогнозів за допомогою метрик MAE, RMSE, MAPE, R^2 .

У третьому розділі представлено реалізацію інформаційної системи на базі моделі Prophet для прогнозування продажів і проведено практичне дослідження ефективності її використання. Описано реалізацію інтерфейсу для роботи з даними продажів та побудову прогнозів із врахуванням сезонних коливань і трендів. Проаналізовано методи оцінки точності прогнозів, використовуючи метрики MAE, RMSE, MAPE і R^2 . Визначено, що система є гнучкою та масштабованою, що дозволяє її вдосконалення в майбутньому.

ANNOTATION

Information System For Sales Forecasting Based On Ai // The educational level "Master" qualification work // Sahan Oleksandr Anatolyovich // Ternopil Ivan Pulyuy National Technical University, Faculty of Computer Information Systems and Software Engineering, Department of Computer Science, SNnm-61 group // Ternopil, 2025 // P. 65, fig. - 3, tables - 7, formulas - 4, posters – 10, annexes - 4, ref. - 63.

Key words: information systems, business processes, automation, databases, data analysis, forecasting, artificial intelligence.

The thesis is devoted to the study of forecasting based on historical data, using the sales domain as an example.

The first chapter of the paper examines the importance of sales forecasting in optimizing business processes. It describes modern forecasting methods, including linear regression, ARIMA, exponential smoothing, and cohort analysis.

The second chapter focuses on the design of a sales forecasting information system based on artificial intelligence. It outlines architectural approaches to system development and identifies its key components. The chapter also discusses database design. Methods for evaluating forecast accuracy using metrics such as MAE, MSE, RMSE, and R^2 are presented.

The third chapter presents the implementation of the information system using the Prophet model for sales forecasting and includes a practical study of its effectiveness. It describes the development of an interface for working with sales data and generating forecasts, taking into account seasonal variations and trends. Forecast accuracy evaluation methods are analyzed using metrics such as MAE, RMSE, MAPE, and R^2 . It is concluded that the system is flexible and scalable, allowing for further improvements in the future.

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

БД – база даних.

Вольт (В, V) – одиниця вимірювання електричної напруги, електрорушійної сили та різниці потенціалів в системі SI.

Децибел (дБ, dB) – відносна одиниця вимірювання рівня гучності.

ІС – інформаційна система.

СКБД – Система керування базами даних.

ІІ – штучний інтелект.

ARIMA (англ. autoregressive integrated moving average) – узагальнення моделі авторегресійного ковзного середнього для прогнозування часових рядів.

FK (англ. Foreign Key) – зовнішній ключ.

JSON (англ. JavaScript Object Notation – запис об'єктів JavaScript.

MAE (англ. Mean Absolute Error) – середня абсолютна похибка.

MAPE (англ. Mean Absolute Percentage Error) – середня абсолютна відносна похибка у відсотках.

PK (англ. Primary Key) – первинний ключ.

R^2 – коефіцієнт детермінації, вимірює, яку частку варіації залежної змінної можна пояснити за допомогою незалежних змінних у моделі.

RMSE (англ. Root Mean Squared Error) – середнє квадратичне відхилення між фактичними та прогнозованими значеннями.

SaaS (англ. Software as a service) – модель поширення програмного забезпечення як послуги.

SQL (англ. Structured Query Language) – мова структурованих запитів.

ЗМІСТ

ВСТУП	8
1 ПРЕДМЕТНА ОБЛАСТЬ ЗАСТОСУВАННЯ ПРОГНОЗУВАННЯ У СФЕРІ ПРОДАЖІВ	10
1.1 Значення прогнозування у процесах оптимізації	10
1.2 Основні методи прогнозування продажів	13
1.3 Переваги та недоліки методів прогнозування.....	15
1.4 Метрики продуктивності прогнозування	18
1.5 Висновок до першого розділу	20
2 РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОДАЖІВ НА ОСНОВІ ШІ	21
2.1 Дослідження архітектурних рішень для реалізації іс прогнозування продажів на основі штучного інтелекту	21
2.1.1 Основні компоненти системи.....	25
2.1.2 Проєктування бази даних	27
2.1.3 Нормалізація бази даних.....	32
2.2 Обробка та підготовка даних	33
2.3 Висновок до другого розділу	33
3 ПРАКТИЧНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОДАЖІВ.....	35
3.1 Опис експерименту та тестового середовища.....	35
3.2 Структура даних та джерела інформації.....	35
3.3 Реалізація бази даних	36
3.4 Реалізація моделі прогнозування	39
3.5 Реалізація інтерфейсу користувача	40
3.6 Аналіз продуктивності розробленої моделі.....	42
3.7 Оптимізація моделі прогнозування	44
3.8 Побудова прогнозу за допомогою реалізованої моделі	45
3.10 Висновок до третього розділу.....	47
4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ	48
4.1 Охорона праці	48

4.1.1 Організація безпечної роботи користувачів інформаційної системи	48
4.1.2 Забезпечення безпеки та мінімізація стресових навантажень при роботі з інформаційною системою	51
4.2 Безпека в надзвичайних ситуаціях	53
4.2.1 Планування заходів цивільного захисту на об'єкті у випадку надзвичайних ситуацій.....	53
4.3 Висновок до четвертого розділу	57
ВИСНОВКИ.....	58
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	59
ДОДАТКИ	

ВСТУП

Актуальність теми. В умовах сучасної конкуренції, що постійно зростає, та стрімкого розвитку технологій ефективне прогнозування продажів стає дедалі важливішим для бізнесу. Точні прогнози дозволяють компаніям оптимізувати запаси, покращувати планування виробництва, зменшувати витрати та підвищувати рівень якості обслуговування клієнтів [1]. Традиційні методи прогнозування, засновані на статистичних підходах, мають певні обмеження, оскільки не завжди здатні адаптуватися до змінних ринкових умов. Використання штучного інтелекту у прогнозуванні продажів відкриває нові можливості для покращення точності прогнозів за рахунок аналізу великих масивів даних та виявлення прихованих закономірностей [2]. Розробка та впровадження інформаційної системи прогнозування продажів на основі штучного інтелекту дозволить бізнесу підвищити ефективність управлінських рішень та мінімізувати ризики пов'язані з невизначеністю ринку [3].

Проблеми прогнозування продажів досліджували багато фахівців. Так, у роботі Клименка В. М. [4] розглянуто застосування інструментів штучного інтелекту для прогнозування продажів у сфері цифрового підприємства. У статті Колупаєва І. та Полозова О. [5] розглянуто напрями застосування штучного інтелекту в бізнесі на прикладі Європейського союзу. Дослідження Гринька Т. В. [6] зосереджене на впровадженні штучного інтелекту в управління підприємством.

Мета і задачі дослідження. Мета дослідження полягає в дослідженні різних методів та інструментів прогнозування продажів і розробці та оцінці ефективності інформаційної системи прогнозування продажів, що використовує методи штучного інтелекту. Для досягнення мети дослідження було виділено такі завдання:

- проаналізувати існуючі методи прогнозування продажів;
- дослідити можливості застосування ШІ у прогнозуванні;
- розробити архітектуру ІС для прогнозування продажів;
- оцінити точність прогнозування розробленої ІС.

Об'єкт дослідження: методи та інструменти прогнозування попиту та продажів.

Предмет дослідження: методи та алгоритми штучного інтелекту, що застосовуються для прогнозування продажів, а також їх вплив на точність прогнозів і ефективність бізнес-процесів.

Наукова новизна одержаних результатів полягає у розробці інформаційної системи, яка дозволяє не лише керувати складськими запасами, а й інтегрує методи штучного інтелекту для автоматизованого прогнозування обсягів продажів та динамічного коригування рівня запасів. На відміну від традиційних систем, що базуються на ручному аналізі, запропонована система використовує адаптивні алгоритми машинного навчання, що дозволяють: підвищити точність прогнозування, здійснювати самонавчання моделей на основі актуальної інформації без потреби в ручному переналаштуванні.

Це дозволить оптимізувати витрати мінімізації надлишкових запасів і запобігання дефіциту товарів.

Запропоновані підходи розширюють можливості існуючих систем складського обліку шляхом поєднання інтелектуального прогнозування та автоматичного прийняття рішень щодо формування замовлень і управління товарними потоками.

Практичне значення одержаних результатів: результати дослідження можуть бути використані підприємствами для покращення системи прогнозування продажів, оптимізації запасів, зменшення втрат через надлишкові або недостатні запаси товарів, а також для підвищення рівня задоволеності клієнтів за рахунок своєчасного забезпечення попиту.

1 ПРЕДМЕТНА ОБЛАСТЬ ЗАСТОСУВАННЯ ПРОГНОЗУВАННЯ У СФЕРІ ПРОДАЖІВ

1.1 Значення прогнозування у процесах оптимізації

Для успішного управління бізнесом важливо мати уявлення про майбутню популярність продуктів. Прогнозування продажів розглядається як потужний інструмент, який дозволяє оцінити обсяги майбутніх продажів.

Прогнозування продажів є процесом оцінки майбутніх обсягів продажів або доходів для бізнесу, заснованим на аналізі історичних даних про продажі, ринкових тенденцій та інших відповідних факторів. Цей процес включає аналіз минулих показників для виявлення закономірностей і тенденцій, які можуть бути використані для прогнозування майбутніх продажів [7].

Також такий вид прогнозування надає підприємствам можливість планувати та приймати обґрунтовані рішення стосовно майбутніх операцій, маркетингових заходів та розподілу ресурсів. Точні прогнози дозволяють передбачити майбутній попит, ідентифікувати потенційні проблеми або можливості та відповідно коригувати стратегії. Крім того, прогнозування сприяє оптимізації рівня запасів, плануванню графіків виробництва та визначенню інших важливих потреб.

Прогнозування продажів відіграє важливу роль у фінансовому плануванні та бюджетуванні, оскільки забезпечує необхідну інформацію для встановлення цільових показників доходів, розробки бюджетів та раціонального розподілу ресурсів. Точні прогнози дають змогу підприємствам ухвалювати обґрунтовані рішення, що сприяє покращенню загальних фінансових результатів.

Таким чином прогнозування продажів є важливим елементом фінансового планування та бюджетування, оскільки надає інформацію, необхідну для визначення цільових показників доходів, створення бюджетів та ефективного розподілу ресурсів. Завдяки точним прогнозам підприємства можуть приймати обґрунтовані рішення, що сприяє поліпшенню загальних фінансових результатів.

Використання програмного забезпечення для аналізу продажів допомагає глибше зрозуміти шлях клієнта, тривалість цього процесу та коефіцієнт конверсії, що сприяє більш точному прогнозуванню.

Ефективне прогнозування продажів вимагає обробки великих обсягів даних, що робить цей процес трудомістким і схильним до помилок. У міру зростання організації та її торгової команди ручне прогнозування продажів стає менш практичним [8].

Ручне прогнозування має ряд недоліків. Наприклад, створення електронної таблиці для прогнозу продажів може бути трудомістким процесом, особливо за наявності великих обсягів даних або складних обчислень. Це потребує значних часових витрат та підвищує ймовірність виникнення помилок.

Ручне введення даних та обчислення за допомогою формул можуть призвести до помилок у процесі прогнозування. Такі помилки стають особливо проблематичними, коли їх не виявляють своєчасно, що може спричинити прийняття неправильних рішень на основі неточних прогнозів.

Точність електронних таблиць для прогнозування продажів може бути обмежена кількома факторами, серед яких якість і повнота даних, складність моделей прогнозування та припущення, зроблені в процесі розробки прогнозу. Ці обмеження можуть впливати на надійність отриманих результатів.

Після створення електронної таблиці для прогнозу продажів може виникнути проблема з її гнучкістю, оскільки, внесення змін або оновлення на основі нової інформації чи змін ринкових умов може бути складним процесом і потребувати багато часу для реалізації.

Співпраця над електронною таблицею для прогнозування продажів може бути складною, особливо якщо в процесі беруть участь кілька зацікавлених сторін або різні відділи. Це може призвести до труднощів з контролем версій та недостатньої прозорості, що ускладнює ефективну командну роботу над прогнозом.

Створення точного прогнозу продажів дозволяє організації краще передбачити свій дохід на певний період, а також допомагає в інших аспектах.

Першим кроком у створенні прогнозу продажів є документування існуючих процесів та накопичення історичних даних. Далі на основі цих даних можна робити висновки про важливість кожного окремого процесу та виконувати первинну обробку історичних даних.

Чим більше деталей буде надано щодо процесу продажів, тим краще організація зможе зрозуміти свій канал продажів та створювати ефективні плани. Докладний аналіз дозволяє виявити можливості для вдосконалення поточних процесів, що може призвести до збільшення обсягів продажів.

Для створення точного прогнозу необхідно зібрати якомога більше відповідних історичних даних про продажі. Оптимально переглядати дані за попередні періоди, під час яких не спостерігалось якихось різких змін основних тенденцій. Хоча в деяких випадках старіші дані також можуть бути корисними. Водночас важливо враховувати будь-які зміни, які могли вплинути на ці показники, такі як розширення команди продажів, вихід на нові канали чи території, або інші суттєві зміни [9].

Отримані дані слід використовувати для розрахунку рівня продажів — це прогноз кількості продажів, які, ймовірно, будуть здійснені за певний період. Це є основною формою прогнозу продажів. Введення цих даних у спеціалізоване програмне забезпечення для прогнозування дозволить автоматизувати процес і отримати точніші цифри для подальшого планування.

У нестабільні періоди важливо враховувати альтернативні сценарії, такі як тривалий економічний спад або раптове відновлення. Аналізуючи різні можливі варіанти розвитку подій, підприємства зможуть краще підготуватися до будь-яких результатів та коригувати свої прогнози продажів відповідно до змінюваних умов.

Однією з основних відмінностей між прогнозуванням «зверху вниз» і «знизу вгору» є підхід до аналізу ринку. У випадку з прогнозуванням «зверху вниз» фокус робиться на загальній конкурентній ситуації та на оцінці частки ринку, яку організація може потенційно зайняти. З іншого боку, прогнозування «знизу вгору» ґрунтується на історичних даних компанії, бюджетних

обмеженнях та виробничих можливостях, що дозволяє визначити реалістичні очікування на короткострокову перспективу [10].

Прогнозування продажів вимагає врахування багатьох змінних і постійного уточнення, що може бути складним завданням, якщо процес виконуватиметься вручну або за допомогою простих електронних таблиць. Легко упустити важливі деталі. Використання спеціалізованого програмного забезпечення, дозволяє заощадити час і застосувати більш систематичний підхід.

1.2 Основні методи прогнозування продажів

Виділяють кілька основних методів прогнозування продажів, а саме:

- прямолінійний метод прогнозування;
- метод ковзного середнього;
- лінійна регресія в прогнозуванні доходу;
- прогнозування на основі часових рядів;
- модель ARIMA;
- експоненціальне згладжування;
- економетричні моделі прогнозування;
- когортний аналіз у прогнозуванні доходів.

Прямолінійна модель прогнозування доходу є однією з найпростіших у застосуванні. Вона базується на припущенні, що тенденції, зафіксовані в історичних даних, зберуться в майбутньому. Методика передбачає екстраполяцію попередніх темпів зростання на майбутні періоди. Наприклад, якщо підприємство демонструвало стабільний ріст доходу на рівні 7% протягом останніх трьох років, то прогнозування за цим методом передбачає аналогічний рівень зростання в наступному періоді.

Метод ковзного середнього базується на аналізі короткотермінових тенденцій шляхом усереднення даних за певні періоди. Цей підхід дозволяє виявити загальні закономірності та динаміку доходів у межах визначеного часового проміжку. Даний метод ефективний у випадках, коли необхідно дослідити сезонність доходів та оцінити їхні коливання. Наприклад, його можна

використовувати для прогнозування попиту на продукцію в різні сезони з метою оптимізації рівня запасів.

Лінійна регресія є статистичним методом прогнозування, який аналізує взаємозв'язок між двома змінними. Для прогнозування доходу вона може застосовуватися для оцінки впливу таких факторів, як обсяги продажів та прибутковість. Якщо спостерігається зростання продажів, але дохід залишається на тому ж рівні, це може свідчити про проблеми у стратегії ціноутворення або інших аспектах бізнес-процесів. Аналіз за допомогою лінійної регресії дає змогу оцінити відповідність між ключовими факторами, що впливають на фінансові показники підприємства.

Моделі часових рядів використовуються для аналізу циклічних змін у доходах, що дозволяє виявити повторювані тенденції. Цей підхід передбачає дослідження історичних даних за певні періоди, такі як місяці, квартали або роки, з метою встановлення закономірностей у змінах доходів. Метод часових рядів особливо актуальний для компаній, що мають циклічну структуру доходу, наприклад, підприємств, які працюють за моделлю підписки SaaS.

Модель ARIMA є однією з найефективніших у прогнозуванні доходу. Вона дозволяє аналізувати часові ряди, виявляти тренди, сезонність і коливання, що впливають на фінансові результати. ARIMA здатна усунути похибки у даних, що забезпечує стабільність прогнозів на тривалий період. Цей підхід використовує значення доходу та минулі помилки прогнозування для підвищення точності.

Метод експоненціального згладжування застосовується для зменшення впливу випадкових коливань у даних. Він надає більшої ваги останнім спостереженням, що дозволяє швидше реагувати на зміни в тенденціях доходу. Цей підхід ефективний у випадках, коли важливо відстежувати короткотермінові зміни, оскільки модель оновлюється з появою нових даних. Завдяки налаштуванню параметрів згладжування можна адаптувати прогнозування до сезонних коливань та довгострокових трендів.

Економетричні моделі аналізують залежність доходу від макроекономічних показників, таких як темпи інфляції, рівень ВВП, відсоткові ставки та купівельна спроможність населення. Використовуючи регресійний

аналіз та моделювання часових рядів, ці моделі дозволяють кількісно оцінити взаємозв'язок між економічними факторами та доходами компанії. Окрім того, економетричні моделі використовуються для прогнозування доходів у різних сценаріях розвитку економічної ситуації.

Когортний аналіз дозволяє оцінити тенденції доходу на основі сегментації клієнтів. Цей метод передбачає поділ клієнтів на групи за певними характеристиками, такими як дата придбання, географічне розташування або поведінкові особливості. Аналізуючи доходи різних когорт у часі, компанія може оцінити рівень утримання клієнтів, довгострокову вартість клієнтів та інші важливі показники. Такий підхід дозволяє отримати більш точні прогнози порівняно з методами сукупного аналізу доходів, оскільки враховує специфічні особливості кожної когорти [11-12].

1.3 Переваги та недоліки методів прогнозування

Прямолінійна модель прогнозування доходу є однією з найпростіших у застосуванні. Вона базується на припущенні, що тенденції, зафіксовані в історичних даних, зберезуться в майбутньому. Основна перевага цього методу – легкість реалізації та мінімальна потреба в складних обчисленнях, що робить його доступним для широкого кола користувачів. Він забезпечує швидку оцінку майбутніх показників, що може бути корисним для початкового аналізу або коли немає значних коливань у доходах.

Однак цей метод не враховує можливі зміни в ринковому середовищі, що може призвести до значних похибок у прогнозуванні. Вплив зовнішніх факторів, таких як зміни попиту або появу нових конкурентів, не враховується, що знижує точність довгострокових прогнозів. Наприклад, при розробці інформаційної системи прогнозування продажів на основі ІІІ, використання цього методу може спричинити недостатню адаптивність до змін ринку, що вимагатиме постійного коригування алгоритмів.

Метод ковзного середнього базується на аналізі короткотермінових тенденцій шляхом усереднення даних за певні періоди. Цей підхід дозволяє

виявити загальні закономірності та динаміку доходів у межах визначеного часового проміжку. Перевагою є його здатність згладжувати випадкові коливання, роблячи прогноз більш стабільним, що особливо корисно для аналізу сезонних змін. Завдяки цьому забезпечується більш реалістичне прогнозування доходів у короткостроковій перспективі.

Проте цей метод не враховує довгострокові тренди та різкі зміни ринку, що може обмежити його ефективність. Наприклад, якщо компанія переживає суттєве зростання або спад, ковзне середнє може не встигати за цими змінами, що призведе до запізнених прогнозів. У контексті інформаційної системи прогнозування продажів на основі ШІ цей метод може бути корисним для короткотермінових прогнозів, але його необхідно поєднувати з іншими підходами для більш точного довгострокового аналізу.

Лінійна регресія є статистичним методом прогнозування, який аналізує взаємозв'язок між двома змінними. Основною перевагою цього підходу є його здатність виявляти залежності між показниками, що дозволяє зробити більш обґрунтовані прогнози. Крім того, цей метод є інтуїтивно зрозумілим і відносно простим у реалізації, що робить його зручним для широкого застосування.

Недоліком лінійної регресії є її обмежена здатність моделювати складні взаємозв'язки між змінними. Якщо між показниками існують нелінійні залежності або вони змінюються з часом, точність прогнозів може суттєво знижуватися. У розробці інформаційної системи прогнозування продажів на основі ШІ цей метод може бути використаний як базовий інструмент, але для покращення точності варто залучати додаткові аналітичні моделі.

Моделі часових рядів використовуються для аналізу циклічних змін у доходах, що дозволяє виявити повторювані тенденції. Основною перевагою цього підходу є його здатність враховувати сезонні коливання та довгострокові закономірності, що робить його ефективним для компаній, які працюють у галузях із прогнозованою динамікою попиту.

Проте цей метод може мати труднощі з адаптацією до раптових змін у ринковому середовищі, таких як економічні кризи або впровадження

інноваційних технологій. Наприклад, може виникнути необхідність враховувати не лише історичні тенденції, але й нові фактори, що можуть впливати на попит.

Модель ARIMA забезпечує точне прогнозування за рахунок врахування коливань значень доходу та минулих помилок прогнозування. Вона дозволяє стабілізувати часові ряди, що підвищує точність прогнозів навіть у випадку нестабільності даних. Завдяки цьому ARIMA є ефективним інструментом для аналізу доходів у компаніях, що працюють за передплатною моделлю.

Водночас ця модель потребує значних обчислювальних ресурсів і ретельного налаштування параметрів. Вона не завжди добре працює з нестационарними даними, що може ускладнити її використання в умовах різких змін ринку. У розробці інформаційної системи прогнозування продажів на основі ШІ застосування ARIMA може забезпечити високоточні прогнози, але потребуватиме складних алгоритмів для автоматичного налаштування моделі.

Експоненціальне згладжування ефективно зменшує випадкові коливання та акцентує увагу на останніх даних, що дозволяє швидко реагувати на зміни. Цей метод добре підходить для аналізу короткотермінових трендів, оскільки нові дані мають більший вплив на прогноз.

Однак він може не враховувати довгострокові тенденції та значні структурні зміни в доходах. У контексті системи прогнозування продажів на основі ШІ експоненціальне згладжування може бути використане для швидких оцінок і коригування прогнозів у режимі реального часу.

Економетричні моделі дозволяють враховувати макроекономічні фактори, що впливають на дохід, такі як інфляція, ВВП і споживчі витрати. Це дає змогу отримати комплексне бачення ринку та забезпечує точність прогнозів у різних економічних умовах.

Проте такі моделі потребують значної кількості вхідних даних і складних розрахунків. Для інформаційної системи прогнозування продажів на основі ШІ застосування економетричних моделей може покращити стратегічне планування, але вимагає постійного оновлення вхідних параметрів.

Когортний аналіз дозволяє відстежувати поведінкові особливості клієнтів і визначати довгострокову вартість кожної групи. Це дає змогу отримати глибше розуміння тенденцій доходу та покращити стратегії утримання клієнтів.

Його основним недоліком є необхідність великого обсягу даних та складність у моделюванні взаємодії між когортами. У системі прогнозування продажів на основі ШІ когортний аналіз може використовуватися для персоналізованих прогнозів і покращення клієнтського досвіду.

Базуючись на результатах аналізу представлених методів найпродуктивнішим підходом до розробки інформаційної системи прогнозування продажів на основі ШІ є комбіноване використання моделей ARIMA, часових рядів та когортного аналізу. Модель ARIMA забезпечує високу точність прогнозування, часові ряди допомагають виявити сезонні коливання та тренди, а когортний аналіз дозволяє оцінити поведінкові особливості клієнтів. Така комбінація дозволить системі не лише враховувати історичні дані, а й адаптуватися до змін у ринковому середовищі, що підвищить ефективність прогнозування продажів [13].

1.4 Метрики продуктивності прогнозування

При розробці інформаційної системи прогнозування продажів на основі штучного інтелекту важливим етапом є оцінка точності та ефективності прогнозів. Для цього використовуються різні метрики продуктивності, які дозволяють порівнювати моделі та обирати найбільш оптимальні рішення для конкретних завдань. Вибір метрик залежить від особливостей прогнозованих даних та вимог до точності прогнозів.

Однією з найпоширеніших метрик є середня абсолютна похибка MAE, яка визначає середнє відхилення прогнозованих значень від фактичних. Вона дозволяє оцінити точність прогнозу в одиницях вимірювання вихідних даних, що робить її зручною для інтерпретації. Проте MAE не враховує напрям відхилення, що може бути важливим у випадку асиметричних помилок [14-15].

Середньоквадратична похибка MSE надає більше значення великим помилкам за рахунок квадратичного масштабування, що робить її корисною для виявлення значних відхилень. Вона ефективно використовується для навчання моделей ШІ, однак її значення важче інтерпретувати, оскільки воно виражене в квадратах вихідних одиниць вимірювання [16-17].

Корінь середньоквадратичної похибки RMSE є модифікацією MSE і дозволяє отримати результат у тих самих одиницях, що й вихідні дані. Вона добре підходить для оцінки продуктивності моделей, що працюють із великими коливаннями у даних [18-19].

Середня абсолютна процентна похибка (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) вимірює відхилення прогнозу у відсотках від фактичних значень, що робить її корисною для оцінки моделей у різних масштабах. Її головним недоліком є нестабільність при наявності нульових або дуже малих фактичних значень, що може спотворювати результати аналізу [20].

Коефіцієнт детермінації R-squared оцінює, наскільки добре модель пояснює варіацію у вихідних даних. Він є важливою метрикою для моделей регресії та прогнозування, дозволяючи визначити, наскільки надійно прогноз відображає реальні закономірності. Проте в деяких випадках високий R^2 не гарантує хорошого прогнозу, особливо якщо модель надмірно адаптується до навчальних даних [21-22].

Метрика Theil's U Statistic використовується для порівняння ефективності прогнозної моделі з простою наївною стратегією. Якщо значення цієї метрики близьке до 1, це свідчить про те, що прогнозна модель незначно перевершує наївний підхід. Натомість значення менше 1 вказує на ефективність використаної такої моделі [23].

При розробці інформаційної системи прогнозування продажів на основі ШІ необхідно використовувати комплексний підхід до оцінки точності прогнозів. Застосування кількох метрик одночасно дозволяє отримати об'єктивну картину продуктивності моделі та підвищити її адаптивність до змін ринкового середовища. Найбільш доцільним є поєднання MAE, RMSE та R^2 для

отримання збалансованої оцінки, що включає як середні помилки, так і загальну відповідність прогностної моделі реальним даним.

1.5 Висновок до першого розділу

У першому розділі кваліфікаційної роботи було висвітлено значення прогнозування продажів. Прогнозування у сфері продажів відіграє важливу роль у процесах оптимізації бізнесу, забезпечуючи підприємства необхідними даними для прийняття стратегічних рішень. Завдяки аналізу історичних даних, ринкових тенденцій та інших факторів прогнозування дозволяє оцінити майбутні обсяги продажів, що сприяє ефективному плануванню маркетингових заходів, розподілу ресурсів та управлінню запасами.

Застосування сучасних методів прогнозування, таких як лінійна регресія, модель ARIMA, експоненціальне згладжування та когортний аналіз, підвищує точність оцінок і дозволяє адаптувати прогнози до мінливих ринкових умов. Вибір конкретного методу залежить від особливостей бізнесу, доступності історичних даних та цілей прогнозування. Наприклад, метод ковзного середнього допомагає виявити сезонні коливання, тоді як економетричні моделі враховують вплив макроекономічних факторів.

Автоматизація прогнозування за допомогою спеціалізованого програмного забезпечення значно покращує точність прогнозів, знижує ймовірність помилок та економить час аналітиків. Використання таких інструментів дозволяє компаніям оперативно реагувати на зміни попиту та коригувати бізнес-стратегії відповідно до отриманих прогнозів.

Попри численні переваги прогнозування продажів, існують і певні виклики, зокрема складність обробки великих обсягів даних, необхідність врахування зовнішніх факторів і потенційні похибки в розрахунках. Однак, ефективне використання прогнозування сприяє підвищенню конкурентоспроможності компаній, оптимізації бізнес-процесів та покращенню фінансових результатів.

2 РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОДАЖІВ НА ОСНОВІ ШІ

2.1 Дослідження архітектурних рішень для реалізації ІС прогнозування продажів на основі штучного інтелекту

Сучасні ІС відіграють важливу роль у забезпеченні ефективного управління бізнесом. Використання ШІ у цих системах дозволяє підвищити точність прогнозів, оптимізувати запаси та покращити прийняття управлінських рішень виключаючи людський фактор [24-25].

Одним із традиційних підходів є використання класичної клієнт-серверної архітектури, де серверна частина виконує основні обчислення, а клієнт забезпечує інтерфейс користувача.

Клієнт-серверна архітектура є важливим підходом до побудови інформаційних систем, що дозволяє ефективно розподіляти ресурси та організовувати роботу з великими обсягами даних. У випадку інформаційної системи прогнозування продажів на основі ШІ цей підхід забезпечує централізовану обробку даних, що дозволяє виконувати складні аналітичні розрахунки та зберігати результати для подальшого використання. Клієнт виконує роль інтерфейсу, через який користувачі взаємодіють із системою, відправляючи запити на прогнозування та отримуючи відповідні результати. Сервер обробляє ці запити, використовуючи алгоритми машинного навчання для аналізу історичних даних і побудови прогнозних моделей [26].

Серед переваг клієнт-серверної архітектури для прогнозування продажів на основі ШІ можна виділити централізоване управління даними, що забезпечує їхню узгодженість та актуальність. Масштабованість системи дозволяє адаптувати її до зростаючої кількості запитів і збільшення обсягів вхідних даних, а централізоване обчислення дає можливість використовувати потужні сервери для тренування моделей штучного інтелекту. Крім того, така архітектура сприяє підвищенню рівня безпеки, оскільки критично важлива інформація обробляється на серверному рівні, зменшуючи ризики несанкціонованого доступу.

Разом із перевагами існують і певні обмеження клієнт-серверної архітектури у контексті прогнозування продажів на основі ШІ. Основною проблемою є залежність від стабільного підключення до мережі, що може впливати на швидкість доступу до прогнозів у разі високого навантаження на сервер або перебоїв у зв'язку. Висока вимогливість до ресурсів серверної інфраструктури може стати викликом, особливо при використанні складних моделей глибокого навчання, що потребують значних обчислювальних потужностей. Крім того, централізоване управління вимагає ефективної організації балансування навантаження для підтримки стабільної роботи системи при великій кількості користувачів.

Таким чином, клієнт-серверна архітектура є доцільним підходом до побудови інформаційної системи прогнозування продажів на основі ШІ, забезпечуючи ефективну організацію обчислювальних процесів, управління даними та безпеку. Разом із тим, для досягнення максимальної продуктивності необхідно враховувати виклики, пов'язані з вимогами до серверних ресурсів, балансуванням навантаження та підтримкою стабільного з'єднання.

Архітектура хмарних обчислень у контексті розробки інформаційної системи прогнозування продажів на основі штучного інтелекту забезпечує масштабованість, доступність та ефективність обробки даних. Завдяки розподіленим обчисленням та можливостям динамічного керування ресурсами, така система може адаптуватися до зміни навантаження та обробляти великі обсяги інформації в режимі реального часу. Використання хмарних платформ дає можливість інтегрувати сучасні алгоритми машинного навчання та нейромережеві моделі, що покращує точність прогнозування та швидкість ухвалення рішень [27].

Позитивним аспектом є зниження витрат на обчислювальні ресурси та інфраструктуру, оскільки компанія не потребує придбання потужного обладнання. Гнучкість налаштувань дозволяє масштабувати обчислювальні потужності відповідно до поточних потреб бізнесу, що особливо важливо при обробці сезонних або нерегулярних змін попиту. Крім того, хмарне середовище забезпечує централізоване управління даними, спрощуючи інтеграцію з іншими

корпоративними системами та полегшуючи доступ до інформації для аналітиків та керівників.

Разом з перевагами хмарна архітектура несе певні ризики, пов'язані з безпекою даних та залежністю від провайдера. Передача чутливої інформації через мережу збільшує ймовірність несанкціонованого доступу або втрати даних у випадку збоїв у роботі серверів. Обмежений контроль над інфраструктурою може ускладнити відповідність системи внутрішнім вимогам безпеки компанії та нормативним стандартам. Також залежність від підключення до інтернету може спричинити проблеми з доступом до системи у разі мережеских збоїв або обмежень трафіку. Врахування цих факторів під час розробки та впровадження ІС прогнозування продажів на основі ІІІ є ключовим для досягнення її ефективності та надійності.

Мікросервісна архітектура є сучасним підходом до розробки інформаційних систем. Її застосування забезпечує масштабованість, гнучкість і незалежність компонентів, що особливо важливо в контексті складних аналітичних систем. Використання мікросервісів у такій системі дозволяє розподілити обчислювальні навантаження між різними сервісами, що підвищує ефективність обробки великих масивів даних і забезпечує можливість їх паралельної обробки.

Однією з ключових переваг мікросервісного підходу є його масштабованість, що дає змогу адаптувати окремі сервіси до змінних навантажень. Це особливо важливо для прогнозування продажів, оскільки кількість запитів на аналіз може суттєво змінюватися залежно від сезонності, маркетингових кампаній та інших факторів. Крім того, незалежність сервісів спрощує обслуговування системи, дозволяючи впроваджувати нові алгоритми машинного навчання без ризику порушення загальної функціональності [28].

Гнучкість мікросервісної архітектури дозволяє легко інтегрувати нові модулі або змінювати окремі компоненти без необхідності повного перероблення системи. Це дає змогу швидше адаптувати алгоритми прогнозування продажів до нових вимог бізнесу та покращувати точність прогнозів. Крім того, використання окремих сервісів для збереження, обробки та

візуалізації даних дозволяє ефективно розподіляти ресурси та зменшувати затримки у виконанні запитів.

Однак, поряд із перевагами, мікросервісна архітектура має і певні недоліки, що можуть вплинути на ефективність системи прогнозування продажів. По-перше, складність управління великою кількістю сервісів створює додаткові виклики, пов'язані з налагодженням комунікації між ними, моніторингом стану та забезпеченням узгодженості даних. Для вирішення цих проблем необхідно використовувати додаткові інструменти оркестрації, такі як Kubernetes, що може збільшити витрати на розгортання та підтримку системи.

Ще одним недоліком є потенційна затримка в обміні даними між мікросервісами, що може впливати на швидкість прогнозування. Оскільки кожен сервіс працює незалежно, необхідність передавання великих обсягів інформації між ними може спричиняти затримки, особливо якщо архітектура побудована без урахування оптимізації міжсервісних взаємодій. Це може призвести до зниження швидкості обробки запитів у критичних сценаріях, таких як оперативне реагування на зміни ринку.

Незважаючи на певні обмеження, мікросервісна архітектура залишається ефективним підходом для розробки інформаційної системи прогнозування продажів на основі штучного інтелекту. Вона забезпечує високу адаптивність до змінних умов ринку, полегшує інтеграцію з іншими сервісами та дозволяє використовувати сучасні методи аналізу даних без необхідності зміни всієї системи. Правильне впровадження цієї архітектури з урахуванням можливих недоліків дозволяє отримати високоефективне рішення для прогнозування продажів, що сприяє оптимізації бізнес-процесів та підвищенню конкурентоспроможності компанії.

При виборі архітектури необхідно враховувати такі фактори, як: обсяги та джерела даних, необхідний рівень точності прогнозів, вимоги до продуктивності та масштабованості, інтеграцію з іншими бізнес-системами.

2.1.1 Основні компоненти системи

Інформаційні системи прогнозування продажів на основі штучного інтелекту являють собою складні програмно-апаратні комплекси, що забезпечують аналіз значних обсягів даних та формування прогнозів на основі виявлення закономірностей у процесах збуту. Виділення основних компонентів таких систем є критично важливим для їх ефективного функціонування.

Одним із ключових елементів є модуль збору та обробки даних. У межах цього модуля здійснюється інтеграція різних джерел інформації, включаючи історичні дані про продажі, демографічні показники, ринкові тренди та зовнішні фактори, що можуть впливати на попит. Використання сучасних методів попередньої обробки, таких як нормалізація, заповнення пропущених значень та усунення аномалій, сприяє підвищенню якості вхідних даних і, відповідно, точності прогнозів.

Фундаментальне значення має аналітичний модуль, що забезпечує обчислення прогнозів. Використання методів машинного навчання, зокрема нейронних мереж, дерев рішень та методів глибинного навчання, дозволяє моделювати складні залежності та прогнозувати майбутні продажі з урахуванням багатьох змінних. Важливу роль відіграє процес налаштування та адаптації моделей, що включає оптимізацію гіперпараметрів, крос-валідацію та навчання на нових даних у режимі реального часу.

Модуль візуалізації та представлення результатів є необхідною складовою системи, оскільки забезпечує користувачів зрозумілими аналітичними звітами та графічними інтерпретаціями прогнозів. Візуалізація даних сприяє ухваленню управлінських рішень і дозволяє швидко реагувати на зміни ринкової кон'юнктури. Використання інтерактивних панелей керування та адаптивних графічних віджетів сприяє зручності користування системою.

Для забезпечення ефективного використання системи важливим є модуль інтеграції з бізнес-процесами. Його функціонал передбачає з'єднання з корпоративними інформаційними системами, CRM та ERP-системами, що забезпечує автоматизовану передачу прогнозів до операційних процесів

компанії. Це дозволяє оптимізувати бізнес-процеси формування запасів, складування та логістики, знижуючи операційні витрати та підвищуючи рівень задоволеності клієнтів.

Безпека та захист даних є критичною складовою інформаційної системи прогнозування. Використання криптографічних методів, багаторівневої аутентифікації та механізмів контролю доступу дозволяє зменшити ризики несанкціонованого доступу та маніпуляцій із даними. Додатково важливим є застосування методів виявлення аномалій для моніторингу потенційних загроз.

Модуль збору даних відіграє центральну роль у забезпеченні системи вхідною інформацією. Він відповідає за отримання даних із різних джерел, таких як внутрішні корпоративні системи, CRM, ERP, маркетингові платформи та зовнішні джерела, включаючи соціальні мережі й економічні показники. Використання асинхронної обробки дозволяє забезпечити ефективну обробку потоків даних, а методи попередньої обробки, такі як нормалізація та фільтрація, гарантують їхню якість.

Аналітичний модуль реалізує основну логіку прогнозування. Він включає механізми машинного навчання, що використовують моделі штучного інтелекту, та статистичних методів для виявлення закономірностей у продажах. Окремі модулі можуть бути відповідальні за навчання моделей, їхню валідацію та розгортання. Завдяки контейнеризації та оркестрації, можливо паралельно обробляти великі обсяги даних, адаптуючи систему до змін навантаження.

Модуль візуалізації забезпечує представлення прогнозів у зручному для користувачів форматі. Він включає аналітичні графіки та текстові звіти, які доступні через інтерфейси користувача. Інтеграція з BI-системами дозволяє глибше аналізувати прогнози та приймати на їх основі обґрунтовані рішення.

Інтеграційний шлюз відіграє роль посередника між модулями ІС, забезпечуючи їх взаємодію через API. Він управляє запитами, балансуванням навантаження та кешуванням даних для зменшення часу відповіді. Реалізація механізмів черг повідомлень дозволяє оптимізувати передачу великих обсягів інформації між сервісами без перевантаження системи.

Сервіс безпеки контролює доступ до даних та прогнозів. Він реалізує багаторівневу аутентифікацію користувачів, шифрування збережених і передаваних даних, а також моніторинг потенційних загроз. Додатково можуть використовуватися механізми виявлення аномалій, що запобігають маніпуляціям із прогнозами або витоку критичної інформації.

Таким чином, розподіл інформаційної системи прогнозування продажів на окремі модулі дозволяє досягти високої продуктивності, масштабованості та безпеки. Кожен компонент виконує вузькоспеціалізовані завдання, що сприяє зменшенню залежностей та спрощенню подальшого розвитку системи.

2.1.2 Проєктування бази даних

У розробці інформаційної системи для прогнозування продажів важливим кроком є виділення інформаційних сутностей, які будуть використовуватись для організації даних та подальшого аналізу. Сутності є основними елементами бази даних, що дозволяють структурувати інформацію, забезпечувати її збереження та ефективне використання [29].

Однією з основних сутностей є "Користувачі". Це сутність, яка визначає осіб, що взаємодіють із системою. Кожен користувач має свій унікальний ідентифікатор, логін, пароль та роль. Роль користувача визначає рівень доступу до функціоналу системи та дозволяє розмежувати обов'язки між різними типами користувачів, такими як адміністратори, аналітики або інші учасники процесу.

Ще однією важливою сутністю є "Продажі". Ця сутність відображає основну інформацію про транзакції, що відбулися в системі. Вона зберігає дані про назву товару, кількість проданого товару, його вартість та дату продажу. Основним завданням цієї сутності є зберігання інформації про реальні продажі, на основі яких будуються прогнози. Завдяки такій організації можна аналізувати тенденції продажу, визначати сезонні коливання та інші параметри, що використовуються в моделі прогнозування.

Для забезпечення ефективності прогнозування продажів необхідною є сутність "Прогнози". Вона містить прогнозовані показники щодо обсягу продажу

конкретних товарів на певні періоди часу. Прогноз на основі даних продажів формується для кожного користувача системи. Важливо, що цей прогноз орієнтований на конкретний товар, тому в системі зберігається інформація про назву товару та кількість, яку буде продано за прогнозований період. Прогнозування є основною метою системи, тому правильне визначення цієї сутності має велике значення для точності аналізу.

Ще однією сутністю є "Магазини/Точки продажу", яка дозволяє організувати інформацію про різні канали продажу товарів. У разі, якщо система обробляє дані для кількох точок продажу, ця сутність є необхідною для розмежування інформації щодо кожної конкретної точки. Вона зберігає дані про назву магазину та його адресу, що дозволяє аналізувати, як різні локації впливають на обсяги продажу.

Останньою сутністю є "Ролі", яка визначає типи користувачів, що мають різний рівень доступу до системи. Кожен користувач має певну роль, яка надає йому доступ до конкретних функцій. Ця сутність забезпечує систему управління доступом та контроль за правами користувачів.

Таким чином, виділені сутності забезпечують структуру, яка дозволяє зберігати важливу інформацію та здійснювати ефективне прогнозування продажів. Кожна з сутностей має важливе значення для організації роботи системи, а також для забезпечення точності прогнозів, що є основною метою даної інформаційної системи.

Наступним етапом є правильне визначення атрибутів для кожної сутності. Атрибути сутностей є складовими частинами бази даних і містять основну інформацію, яка необхідна для виконання операцій, аналізу та забезпечення функціональності системи. Кожен атрибут повинен бути логічно обґрунтований, щоб забезпечити точність і зручність обробки даних.

Для сутності "Користувачі" були визначені такі атрибути: ім'я, логін, пароль, ID ролі. Ім'я користувача є важливим для персоналізації взаємодії з системою, а також для створення звітів, де потрібно зазначити, хто саме працював з певними даними. Логін і пароль необхідні для авторизації користувача в системі, що забезпечує безпеку доступу. ID ролі визначає рівень

доступу користувача до різних функцій системи. Це дозволяє створювати зручну модель управління доступом, де адміністратори можуть налаштовувати, хто має доступ до яких даних або можливостей.

Атрибути сутності "Продажі" є критичними для збору інформації про транзакції в системі. Кожен продаж має свою унікальну дату, кількість проданого товару та вартість. Дата продажу дозволяє організувати дані в часовій послідовності, що є важливим для побудови прогнозів та аналізу сезонних змін. Кількість продажу та вартість товару є ключовими економічними показниками, необхідними для обчислення доходу та для коректного формування моделей прогнозування. Назва товару в цьому контексті не лише визначає, який саме товар був проданий, а й допомагає аналізувати обсяги продажу кожного конкретного товару на різних етапах часу.

Сутність "Прогнози" має атрибути, які зберігають інформацію про прогнозовану кількість товару, місяць прогнозу та дату додавання прогнозу. Прогнозована кількість товару є основним індикатором, який визначає, скільки товару очікується продати за прогнозований період. Місяць прогнозу вказує на період, для якого зроблений прогноз, що є важливим для порівняння з реальними продажами та коригуванням прогнозів. Дата додавання прогнозу необхідна для трекінгу історії змін у прогнозах, що дозволяє аналізувати, як зміни у прогнозах корелюють з фактичними результатами.

Сутність "Магазини/Точки продажу" містить атрибути, що зберігають інформацію про назву магазину та його адресу. Назва магазину є унікальним ідентифікатором конкретної точки продажу, що важливо для аналізу ефективності різних точок продажу в межах одного користувача або компанії. Адреса магазину є необхідною для географічного аналізу та розуміння впливу локації на продажі.

Атрибути сутності "Ролі" визначають типи доступу користувачів до системи. Назва ролі та опис забезпечують чітке розуміння того, які функції доступні кожному типу користувача. Визначення ролей дозволяє правильно налаштувати безпеку та управління доступом, що є важливим аспектом для підтримки конфіденційності та цілісності даних.

Визначення атрибутів для кожної сутності є невід'ємною частиною розробки інформаційної системи, оскільки від правильності цих рішень залежить не лише ефективність обробки даних, а й здатність системи точно прогнозувати обсяги продажу на основі наявної інформації. Усі атрибути були обрані таким чином, щоб оптимізувати роботу з даними, забезпечити точність прогнозів та зручність в управлінні даними в рамках системи.

У процесі розробки інформаційної системи для прогнозування продажів важливим є визначення інформаційних зв'язків між сутностями. Ці зв'язки дозволяють організувати структуру даних таким чином, щоб забезпечити ефективну взаємодію між різними компонентами системи та забезпечити точність і зручність обробки даних. Правильне встановлення зв'язків між сутностями дозволяє системі взаємодіяти з даними на різних етапах аналізу, що, в свою чергу, впливає на якість прогнозів.

Основний зв'язок між сутностями в системі встановлюється через користувача. Користувачі, як основні суб'єкти взаємодії з системою, взаємодіють із іншими сутностями через свої права доступу та інформацію, що стосується їх роботи. Кожен користувач має власний набір даних про продажі та прогнози, що дозволяє здійснювати індивідуальне прогнозування для кожного користувача, базуючись на його даних. Такий зв'язок через сутність "Користувачі" гарантує, що кожен користувач може бачити тільки свої власні дані та результати прогнозування, що важливо для забезпечення а конфіденційності.

Зв'язок між сутностями "Продажі" та "Прогнози" є центральним у системі, оскільки прогнози створюються на основі даних продажу. Сутність "Продажі" містить інформацію про конкретні транзакції, які є основою для побудови прогнозів. Кожен прогноз має чіткий зв'язок з продажами, що дає можливість аналізувати точність прогнозу на основі реальних результатів. Це дозволяє також проводити коригування прогнозів, використовуючи історичні дані, і оцінювати ефективність прогнозів в залежності від точності передбачених значень. Таким чином, зв'язок між цими двома сутностями є основним для функціонування моделі прогнозування.

Інформаційний зв'язок між сутностями "Продажі" та "Магазини/Точки продажу" дозволяє здійснювати аналіз продажів на рівні різних точок продажу. Важливим є те, що кожна транзакція продажу може бути асоційована з конкретним магазином, що дає змогу вивчати, як різні точки продажу впливають на обсяги продажів. Це також дозволяє робити прогнози на основі географічних або інших характеристик точок продажу, таких як онлайн або фізичні магазини.

Зв'язок між сутностями "Прогнози" та "Продажі" має суттєве значення для аналізу точності прогнозів. Прогноз може бути перевірений за допомогою реальних даних про продажі, що дозволяє порівнювати прогнозовані результати з фактичними. Це дозволяє створювати механізми коригування моделей прогнозування, забезпечуючи їх адаптацію до змінюваних умов ринку. Крім того, зв'язок між прогнозами та продажами дозволяє визначати, чи були результати аналізу даних точними та які корективи необхідно внести для покращення точності в майбутні прогнози.

Зв'язок між сутністю "Ролі" та "Користувачі" є важливим для визначення прав доступу та функціональності, доступної користувачам. Кожен користувач має певну роль, що дозволяє йому доступ до специфічних даних або функцій системи. Наприклад, адміністратор може мати доступ до всіх даних та функцій, тоді як аналітик може мати доступ лише до прогнозів та даних про продажі, пов'язаних з його роботою. Завдяки такому зв'язку забезпечується контроль за доступом до інформації, що є критично важливим для безпеки системи.

Таким чином, встановлення інформаційних зв'язків між сутностями є ключовим етапом у створенні інформаційної системи для прогнозування продажів. Кожен зв'язок має свою роль у забезпеченні ефективної роботи системи, підвищенні точності прогнозів і забезпеченні безпеки доступу до даних. Зв'язки між сутностями дозволяють не тільки зберігати дані, але й здійснювати ефективний аналіз, для прийняття рішень на основі прогнозів продажів.

2.1.3 Нормалізація бази даних

Нормалізація бази даних – це процес організації даних, спрямований на усунення надмірності, забезпечення узгодженості та цілісності інформації, а також підвищення ефективності її зберігання та обробки.

Основою нормалізації бази даних інформаційної системи прогнозування продажів є приведення структури бази даних до певних нормальних форм, серед яких першочерговими є перша, друга та третя.

Перша нормальна форма передбачає усунення повторюваних груп даних і атомарність значень у кожному полі. Друга нормальна форма усуває часткові залежності атрибутів від частини первинного ключа, а третя – транзитивні залежності між атрибутами.

У процесі нормалізації бази даних інформаційної системи прогнозування продажів було проаналізовано основні сутності, серед яких користувачі, продажі, прогнози, магазини та ролі. Було визначено зв'язки між цими сутностями, що дозволило уникнути дублювання інформації та покращити логіку її зберігання. Для відповідності першій нормальній формі було усунуто повторювані групи, а всі атрибути містять атомарні значення. Для приведення структури бази даних до другої нормальної форми було усунуто часткові залежності, зокрема інформацію про ролі користувачів винесено в окрему таблицю, а дані про магазини відокремлено від продажів. Для забезпечення відповідності третьої нормальної форми було усунуто транзитивні залежності, наприклад, у таблиці користувачів атрибут "Роль" замінено на "ID ролі", що дозволило уникнути дублювання текстових значень [30-31].

Оптимізація зв'язків між сутностями дозволила визначити логічні зв'язки між таблицями, такі як "один-до-багатьох" між користувачами та їхніми продажами, "один-до-одного" між користувачем і його роллю, а також "один-до-багатьох" між магазинами та продажами. Використання зовнішніх ключів забезпечило цілісність даних і підтримку каскадних операцій.

Для підвищення продуктивності бази даних були впроваджені індексація основних полів. Можлива також оптимізація структури запитів і створення

додаткових представлень для аналітики. Забезпечення безпеки даних досягнуто шляхом обмеження доступу до таблиць на основі ролей користувачів, використання зовнішніх ключів для контролю цілісності, а також впровадження механізмів шифрування паролів.

Завдяки виконаним заходам нормалізації вдалося створити оптимальну структуру бази даних для інформаційної системи прогнозування продажів, що забезпечує ефективне управління даними, мінімізацію надмірності, покращену продуктивність та високий рівень безпеки.

2.2 Обробка та підготовка даних

Обробка та підготовка даних є критично важливими етапами в розробці інформаційної системи прогнозування продажів, оскільки саме від якості вхідних даних залежить точність прогнозів. Для забезпечення ефективної роботи системи було проведено аналіз вхідної інформації.

Первинним завданням є збирання даних з різних джерел, які можуть включати історичні дані про продажі, що впливають на попит. На цьому етапі необхідно виключити неповні або дубльовані записи, а також привести дані до єдиного формату. Очищення передбачає видалення аномальних значень або помилок введення.

Після первинного очищення проводиться нормалізація та трансформація даних. Це включає агрегацію продажів за певні часові проміжки, обчислення середніх значень або використання методів масштабування для приведення значень до єдиного діапазону. Стандартизація дат та часових інтервалів є необхідною для коректного зіставлення даних у процесі прогнозування [32-35].

2.3 Висновок до другого розділу

У другому розділі кваліфікаційної системи було здійснено комплексну розробку інформаційної системи прогнозування продажів на основі штучного інтелекту. Проведений аналіз архітектурних підходів. Це дозволило виявити

переваги та обмеження кожної з них, що є ключовим для прийняття обґрунтованого рішення під час реалізації системи. Встановлено, що клієнтсерверна архітектура є найбільш доцільною завдяки своїй гнучкості, масштабованості та здатності до адаптації.

Було визначено основні компоненти системи, серед яких: модулі збору та обробки даних, аналітичний модуль, модуль візуалізації результатів, інтеграційний модуль та модуль безпеки. Така структура забезпечує ефективну взаємодію між частинами системи та високу якість прогнозування.

Проектування бази даних охоплювало визначення ключових сутностей, атрибутів, встановлення логічних зв'язків між ними. За допомогою нормалізації до третьої нормальної форми вдалося усунути надмірність і підвищити цілісність даних, що позитивно впливає на швидкість обробки та надійність системи.

Також було розглянуто методи оцінки якості прогнозів: MAE, MSE, RMSE, R^2 , які дають змогу комплексно оцінити точність моделі та контролювати її ефективність.

Отже, інформаційна система прогнозування продажів на основі штучного інтелекту є комплексним інструментом, що поєднує збір та обробку даних, аналітичні методи, механізми інтеграції, візуалізацію та заходи з безпеки. Її ефективне впровадження сприяє підвищенню точності прогнозів, оптимізації бізнес-процесів та формуванню стратегічних рішень на основі аналізу даних.

3 ПРАКТИЧНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОДАЖІВ

3.1 Опис експерименту та тестового середовища

Для перевірки працездатності інформаційної системи прогнозування продажів було проведено експериментальне тестування, метою якого стало визначення точності прогнозів системи. У рамках експерименту використовувались дані з відкритих джерел, що моделюють реальні сценарії роздрібної торгівлі. Ці дані охоплювали період близько 12 місяців і містили інформацію про дати продажів, найменування товарів, кількість реалізованих одиниць та ціну, що в подальшому дозволило будувати часові ряди.

В якості СУБД використовувалась MySQL, що забезпечувало надійне зберігання та обробку інформації про продажі. Основна логіка прогнозування була реалізована засобами мови програмування Python 3 із використанням таких бібліотек, як pandas, scikit-learn та Prophet. Це дозволило реалізувати аналіз часових рядів, необхідний для побудови прогнозу.

Під час експерименту було створено прогнози обсягів продажів для окремих товарів на минулі періоди, після чого отримані значення порівнювалися з фактичними даними. Якість прогнозів оцінювалася за допомогою поширених метрик MAE, RMSE, MAPE та коефіцієнта детермінації R^2 . Результати показали задовільний рівень точності моделі. Це підтверджує доцільність використання системи для підтримки прийняття управлінських рішень що стосуються закупівель та інших бізнес-процесів пов'язаних із продажем товарів.

3.2 Структура даних та джерела інформації

У рамках побудови інформаційної системи прогнозування продажів було використано дані з відкритого джерела. Цей набір даних має табличну форму та відображає історичну інформацію про реалізацію товарів. До основних полів входять дата продажу, назва товару, кількість реалізованих одиниць, ціна за одиницю, загальна виручка та назва торгової точки. Кожен запис репрезентує

окрему транзакцію, що фіксує факт продажу певного товару у конкретну дату в межах зазначеного магазину.

Перш ніж використати дані у системі, було здійснено первинну обробку: вилучено дублікати, усунуто пропущені значення там, де це було можливо, а також забезпечено уніфікацію форматів. Така обробка дозволила отримати цілісний масив інформації, придатний для подальшого аналізу та моделювання.

Структура даних враховує ключові характеристики, необхідні для точного прогнозування. Зокрема, наявність дат дозволяє проводити аналіз динаміки продажів у часовому розрізі, наприклад, за тижнями або місяцями. Інформація про назви товарів забезпечує можливість створення окремих прогнозів для кожної позиції, а включення цін дозволяє оцінити вплив змін вартості на попит. Також дані про магазини відкривають можливості для географічного аналізу та регіонального прогнозування.

Таким чином, сформований масив даних відповідає вимогам до побудови систем прогнозування на основі часових рядів. Отримана інформаційна база відіграє ключову роль у забезпеченні функціонування системи та слугує надійним джерелом для аналітичної обробки.

3.3 Реалізація бази даних

Після завершення етапу логічного проектування структура бази даних була реалізована за допомогою системи управління базами даних MySQL. Ця СУБД надає ряд переваг, такі як висока швидкість роботи, підтримка продукту, безпека користувачів [36-38].

Було створено п'ять основних таблиць, які відповідають ключовим сутностям інформаційної системи прогнозування продажів: користувачі, ролі, магазини, продажі та прогнози (Додаток Б) [39].

Сутність «Користувачі» містить основну інформацію про користувачів, необхідну для авторизації та автентифікації користувачів в системі. Структурну модель подано в таблиці 3.1

Таблиця 3.1 – Структурна модель таблиці «Користувачі»

Поле	Тип даних
id	int (PK)
name	varchar
login	varchar
password	varchar
role	int (FK)

Сутність «Ролі» слугує для розмежування прав доступу користувачів і містить інформацію про ролі облікових записів в системі [40-42]. Структурну модель таблиці «Ролі» подано в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Структурна модель таблиці «Ролі»

Поле	Тип даних
id	int (PK)
name	varchar
description	text

Таблиця «Магазини» містить інформацію про магазини. Ця інформація необхідна як для диференціювання прогнозів в рамках однієї мережі. Так і для можливості агрегації у випадку використання одного центрального складу. Структурну модель таблиці «Магазини» подано в таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Структурна модель таблиці «Магазини»

Поле	Тип даних
id	int (PK)
name	varchar
address	text

Таблиця «Продажі» містить інформацію про продажі з додатковою інформацією про магазин та користувача, до яких відноситься ця інформація.

Такий підхід робить маніпуляції з даними та побудову прогнозів більш гнучкими. Структурна модель подана в таблиці 3.4 [43].

Таблиця 3.4 – Структурна модель таблиці «Продажі»

Поле	Тип даних
id	int (PK)
user	int (FK)
product	varchar
category	varchar
date	date
quantity	int
price	decimal
store	int (FK)

Таблиця «Прогнози» зберігає інформацію про прогнози для певного товару, які будував користувач. Структурну модель подано в таблиці 3.5.

Таблиця 3.5 – Структурна модель таблиці «Прогнози»

Поле	Тип даних
id	int (PK)
user	int (FK)
product	varchar
name	varchar
date	date
period	date
quantity	int

Особливу увагу було приділено налаштуванню обмежень цілісності, зокрема, зв'язки між таблицями реалізовано з використанням механізмів ON UPDATE CASCADE та ON DELETE SET NULL, що забезпечує стабільність при зміні або видаленні пов'язаних записів [44-46] В якості ідентифікатора запису виступатиме поле з автоматичним лічильником (AUTO_INCREMENT), що створюватиме унікальний ідентифікатор при додаванні запису (Додаток Б) [47].

Для оптимізації швидкодії були реалізовані індекси за ключовими полями, такими як зовнішні ключі та поля, що часто використовуються в умовах фільтрації запитів. Крім того, забезпечено базовий рівень безпеки за рахунок зберігання паролів у хешованому вигляді. А також обмеження доступу до даних на основі ролей користувачів (Додаток Б).

Реалізована база даних повністю відповідає вимогам системи, дозволяє зручно зберігати, оновлювати та аналізувати інформацію про продажі та

прогнози, а також забезпечує масштабованість для подальшого розвитку системи. Схему бази даних подано на рисунку 3.1.

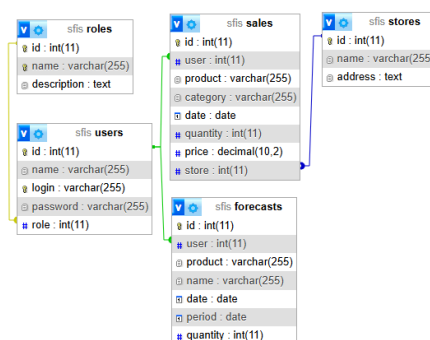


Рисунок 3.1 – Схема даних

Для забезпечення цілісності даних і для оптимізації запитів було додано унікальні індекси. У таблиці користувачів логін повинен бути унікальним, щоб двоє користувачів не могли зареєструватися з однаковим логіном.

Назви ролей мають бути унікальними, щоб уникнути помилок при їх ідентифікації (Додаток В).

3.4 Реалізація моделі прогнозування

У розробленій інформаційній системі прогнозування продажів ключову роль відіграє компонент прогнозної аналітики, побудований на основі моделі Prophet. Ця модель спеціалізується на роботі з часовими рядами і дозволяє виявляти складні закономірності у даних, зокрема сезонність, тренди та аномальні коливання.

Процес реалізації прогнозної моделі починається з підготовки вхідних даних. Дані про продажі зчитуються з зовнішнього джерела у форматі CSV, після чого відбувається агрегація кількості продажів певного товару по днях. Далі будується часовий ряд (Додаток Г). Такий підхід дозволяє сформувати структуру часових рядів, де кожна точка відображає загальний обсяг продажу певного товару у конкретний календарний день. Це спрощує аналіз та дозволяє моделі виявляти повторювані закономірності, які притаманні товару протягом тривалого періоду.

Після побудови часових рядів для кожного товару, система виконує автоматичне створення та навчання моделі Prophet. Модель адаптується до характеристик конкретного ряду продажів і прогнозує значення на майбутній період. Оскільки, Prophet побудована на основі адитивної моделі, вона дозволяє одночасно враховувати загальний тренд, сезонну складову та випадкові коливання. В процесі навчання відбувається автоматичне підлаштування параметрів моделі, що забезпечує високу гнучкість при роботі з товарами з різною динамікою продажу.

Після формування прогнозу система здійснює його оцінювання. Для цього використовується сукупність метричних показників якості прогнозування. До них належать середня абсолютна помилка MAE, корінь середньоквадратичної помилки RMSE, середній абсолютний відсотковий відхил MAPE та коефіцієнт детермінації R^2 . Застосування декількох метрик дозволяє комплексно оцінити точність прогнозу, враховуючи як абсолютні, так і відносні похибки, а також загальну узгодженість прогнозованих і фактичних значень.

Важливою особливістю моделі є її здатність до автоматичної генерації прогнозу для кожного товару. Це забезпечує масштабованість системи та можливість її використання у динамічному середовищі реального бізнесу. Такий підхід дозволяє підприємству адаптуватися до змін у поведінці споживачів, оперативно реагувати на зміни попиту та приймати обґрунтовані управлінські рішення на основі прогнозованої аналітики.

Таким чином, реалізована модель прогнозування є ключовим інструментом інформаційної системи, яка поєднує у собі елементи автоматизації, аналітики та штучного інтелекту для досягнення високої точності у прогнозуванні майбутніх продажів та оптимізації запасів.

3.5 Реалізація інтерфейсу користувача

Інтерфейс користувача є важливою складовою інформаційної системи прогнозування продажів, оскільки саме через нього користувач взаємодіє з алгоритмами обробки та аналізу даних. У межах цієї кваліфікаційної роботи

реалізовано три варіанти інтерфейсу користувача: десктопний, консольний та веб-інтерфейс. Такий підхід забезпечує гнучкість використання системи для різних категорій користувачів і сценаріїв застосування.

Десктопна реалізація створена на основі мови програмування Python 3.10. Для побудови прогнозової моделі використано бібліотеку Prophet, а також засоби matplotlib для візуалізації даних. У цій версії користувач завантажує вхідний CSV-файл із історичними продажами, задає назву товару, період тренування й тестування, після чого система здійснює обробку даних, побудову прогнозу, очищення аномалій та обчислення метрик для відображення точності прогнозу.

Консольний інтерфейс також реалізовано засобами Python 3.10. Користувач взаємодіє з програмою через командний рядок, передаючи необхідні параметри або редагуючи відповідні змінні у коді перед запуском. Виведення результатів здійснюється у текстовому вигляді (агреговані прогнозні значення, метрики точності) та у вигляді побудованих графіків, які відкриваються в окремому вікні.

Цей варіант є оптимальним для швидкого тестування моделі, а також для автоматизованого запуску скриптів у середовищах, де графічний інтерфейс недоступний або неонов'язковий.

Для інтеграції з веб-середовищем було реалізовано веб-інтерфейс у вигляді Web API, побудованого на основі серверної мови програмування PHP. Користувач через браузер або прикладний інтерфейс може надіслати запит на сервер із параметрами прогнозування.

Сервер обробляє запит, після чого виконується обробка даних засобами Python 3 для виконання прогнозу. Результати у вигляді графіків та структурованих таблиць передаються у відповідь на запит у форматі JSON. Такий підхід дозволяє реалізувати масштабовану систему, яка може використовуватись у багатокористувацькому режимі або бути частиною комерційного сервісу.

3.6 Аналіз продуктивності розробленої моделі

Оцінювання точності прогнозів є ключовим етапом у побудові ефективної системи прогнозування продажів. Для цього використовуються кілька стандартних метрик, кожна з яких дає розуміння якості прогнозу.

Середня абсолютна похибка MAE використовується у інформаційній системі прогнозування продажів з метою визначення середньої величини відхилення прогнозованих значень від фактичних, без урахування напрямку похибки. Обчислення відбувається за формулою 3.1.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |y_j - \hat{y}_j| \quad (3.1)$$

У алгоритмі метрика реалізовано за допомогою наявної реалізації [48]:

```
mae = mean_absolute_error(df['y'], df['yhat'])
```

Метрика RMSE використовується в інформаційній системі прогнозування продажів на основі штучного інтелекту для оцінювання точності прогнозів, що створюються шляхом аналізу часових рядів. Вона відображає середнє квадратичне відхилення між фактичними обсягами продажів і тими, що були передбачені моделлю. Основна відмінність від MAE полягає в тому, що RMSE більш чутлива до великих похибок і її використання надасть додаткову інформацію про точність прогнозу системи. Обчислення метрики RMSE відбувається за формулою 3.2.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (y_i - y_p)^2}{n}} \quad (3.2)$$

В алгоритмі обчислення метрика відбувається наступним чином:

```
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(df['y'], df['yhat']))
```

Метрика MAPE використовується в інформаційній системі прогнозування продажів на основі штучного інтелекту для оцінювання точності прогнозів, що створюються шляхом аналізу часових рядів. Вона показує середнє абсолютне відсоткове відхилення між фактичними значеннями обсягів продажів і тими, що були передбачені моделлю. На відміну від MAE та RMSE, які вимірюють похибки у відповідних одиницях вимірювання, MAPE дозволяє оцінити точність моделі у відсотковому вираженні, що робить її особливо зручною для порівняння результатів між товарами з різним рівнем продажів. Використання цієї метрики надає додаткову інформацію про відносну точність прогнозів, що є важливою для прийняття бізнес-рішень і порівняння ефективності моделі на різних масштабах. Обчислення відбувається за формулою 3.3.

$$\text{MAPE} = 100 \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \quad (3.3)$$

В алгоритмі обчислення метрика відбувається наступним чином:

```
mape = np.mean(np.abs((df['y'] - df['yhat']) / df['y'])) * 100
```

Коефіцієнт детермінації R^2 використовується в інформаційній системі прогнозування продажів на основі штучного інтелекту для оцінювання того, наскільки добре модель пояснює варіацію фактичних даних про обсяги продажів. Вона показує, яка частка дисперсії фактичних значень може бути пояснена побудованою моделлю. На відміну від MAE, RMSE та MAPE, які вимірюють розмір помилок прогнозування, коефіцієнт детермінації дає уявлення про загальну якість моделі як з точки зору точності, так і здатності виявляти залежності у даних. Використання цієї метрики надає додаткову інформацію про здатність моделі пояснити дисперсію даних, що дозволяє глибше оцінити її ефективність у цілому, а не лише за розміром помилок.

Обчислення відбувається за формулою 3.4.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (3.4)$$

В алгоритмі обчислення метрика відбувається наступним чином:

```
r2 = r2_score(df['y'],df['yhat'])
```

3.7 Оптимізація моделі прогнозування

З метою оптимізації моделі було проведено ряд досліджень впливу різних параметрів моделі на точність прогнозування. До таких параметрів входять сезонність, зростання. Для підвищення точності прогнозів у процесі розробки моделі прогнозування продажів було здійснено низку кроків, спрямованих на підготовку якісних вхідних даних, обробку аномалій та налаштування самої моделі Prophet.

Кожен з етапів має важливу роль у покращенні якості результатів та зменшенні похибки прогнозів.

Першим етапом оптимізації стало формування чистого й цілісного часового ряду. Для цього було відкинути дані за неповні місяці, які б спричинили неточності у навчанні моделі після агрегації даних за місяцями. Для формування часового ряду агрегація також проводилась за днями (Додаток Г).

Для мінімізації впливу аномальних сплесків та спадів на модель було реалізовано алгоритм виявлення аномалій за допомогою Z-показника. Значення, що перевищували встановлений поріг, вважалися аномальними та замінювалися середнім значенням сусідніх днів. Такий підхід дозволив зменшити спотворення даних та уникнути перенавчання моделі на нетипових значеннях (Додаток Г).

Для моделі Prophet було додано поля cap та floor, які визначають верхню та нижню межу значень продажів. Це дозволяє використовувати логістичну функцію зростання, яка краще моделює поведінку обмежених величин, таких як обсяг продажів але має більшу схильність до формування дефіцитних явищ.

3.8 Побудова прогнозу за допомогою реалізованої моделі

Для тестування реалізованої моделі було взято дані з відкритого джерела, які відображають реальні продажі протягом 334 днів. Далі ці дані було розділено на навчальну та тестову вибірки. У таблиці 3.6 наведені фактичні дані про продажі та прогноз.

Таблиця 3.6 – Прогноз та відповідні дані

Місяць	Прогноз, шт.	Фактично, шт.
Квітень	7599	7641
Травень	8050	8227
Червень	7990	8003

Значення метрик якості прогнозу подано в таблиці 3.7.

Таблиця 3.7 – Значення метрик якості прогнозу

Метрика	Значення, у. о.
MAE	76
RMSE	105
MAPE	0.95%
R ²	0.8108

До навчальної вибірки увійшло 243 дні, а до тестової увійшов 91 день. Далі було отримано графік, на якому відображено коливання навчальної вибірки, а також паралельно тестової та прогнозу (рис. 3.2).

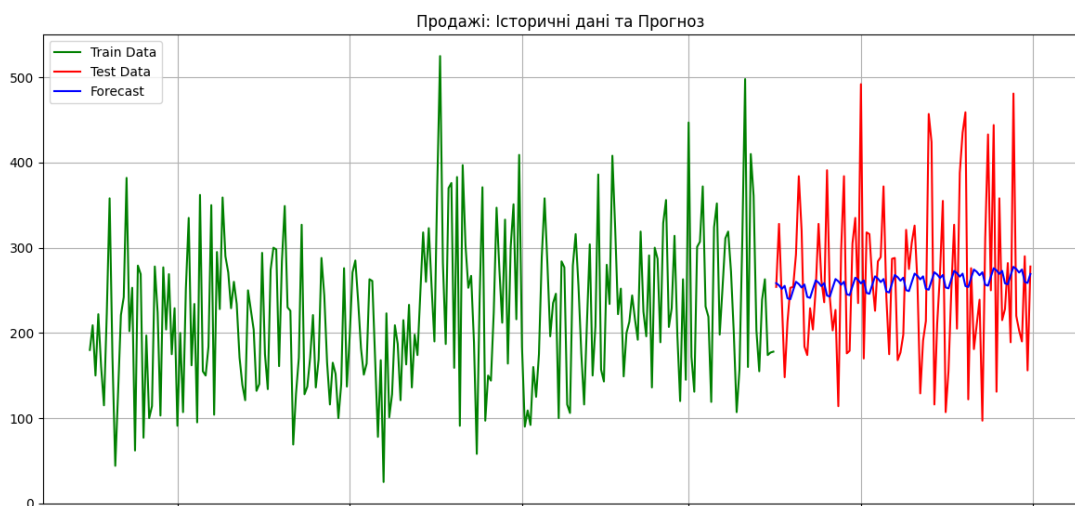


Рисунок 3.2 – Графік прогнозу

Як зображено на графіку, моделі вдалося навчитися на даних з високим коливанням по днях. Прогноз моделі на малих проміжках в кілька днів був би низької точності, але на більшому проміжку дає прийнятний результат як подано на рисунку 3.3.

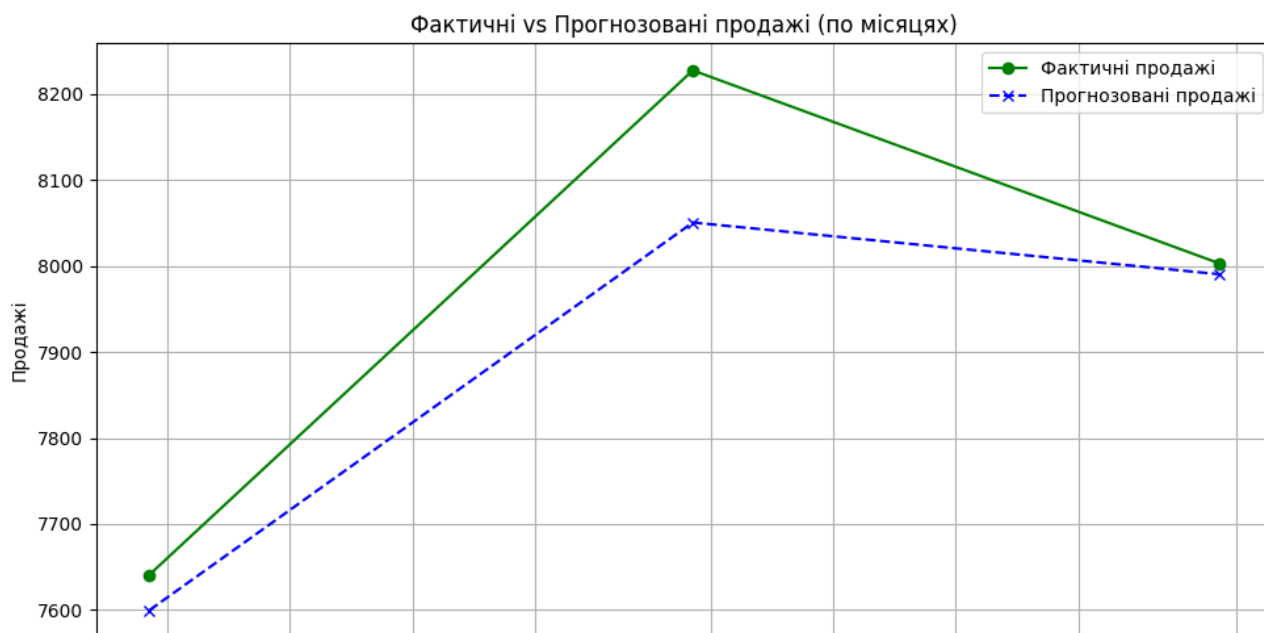


Рисунок 3.3 – Порівняння прогнозу з фактичними даними

Метрика MAE вказує на похибку прогнозу 76 одиниць при загальних продажах близько 8000, що є цілком прийнятним результатом.

Метрика RMSE є більш чутливою до великих похибок, а в розглянутому прикладі були великі коливання, при яких важко побудувати точний прогноз на малі проміжки, проте якщо розглядати прогноз в проміжку місяця, то відхилення від фактичних даних є припустимим.

Метрика MAPE вказує на хороше значення відхилення, що становить менше 1%, в той час як прийнятним вважається відхилення в 10-15%.

Коефіцієнт детермінації R^2 зі значенням 0.8108 вказує на те, що побудована модель пояснює приблизно 81 % дисперсії фактичних даних. Тобто близько 81% змін у реальних обсягах продажів можна пояснити змінами в передбачених значеннях моделі. Це свідчить про високий рівень точності прогнозування, хоча ще залишається близько 19 % варіацій, які модель не змогла врахувати.

Це свідчить про доцільність подальших досліджень з метою врахування додаткових факторів, що не були включені до навчальної вибірки.

3.10 Висновок до третього розділу

У третьому розділі було реалізовано інформаційну систему прогнозування продажів із використанням моделей штучного інтелекту. У системі реалізовано інтерфейс для роботи з даними продажів, а також модулі, що відповідають за побудову прогнозів, зберігання результатів і візуалізацію отриманих даних. Основою для прогнозування слугувала модель Prophet, яка дозволила враховувати сезонні коливання та тренди часових рядів. Оцінювання якості побудованих прогнозів відбувається за допомогою таких метрик, як MAE, RMSE, MAPE і коефіцієнта детермінації R^2 . Сукупність метрик дозволило комплексно оцінити точність та ефективність моделі. Архітектура системи дозволяє її масштабування, а також зберігає гнучкість для подальшого вдосконалення. Практична цінність роботи полягає в можливості використання створеної системи суб'єктами підприємницької діяльності для автоматизованого прогнозування продажів на основі історичних даних, що сприяє більш обґрунтованому прийняттю управлінських рішень.

4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1 Охорона праці

4.1.1 Організація безпечної роботи користувачів інформаційної системи

Взаємодія користувачів системи прогнозування продажів передбачає використання комп'ютерної техніки за робочим місцем. Організація робочого місця включає комплекс заходів із його облаштування.

Загальні ергономічні вимоги до організації робочого місця користувача ІС визначають основні параметри такого місця з урахуванням наявності дисплея та характеру виконуваної діяльності [49-50]. Робоче місце користувача повинно відповідати певним стандартам: площа приміщення має бути не меншою за 6 м², а об'єм — не менш як 24 м³ [51]. Для внутрішнього оздоблення приміщення слід застосовувати матеріали з дифузним відбиттям, із коефіцієнтами: 0,7–0,8 для стелі, 0,5–0,6 для стін і 0,3–0,5 для підлоги. Робочий стіл має забезпечувати раціональне розміщення обладнання, необхідного для роботи в ІС, а крісло повинне підтримувати комфортну робочу позу та дозволяти її змінювати з метою зниження статичного навантаження на м'язи ший, плечового пояса і спини, що сприятиме запобіганню втоми, відповідно до встановлених стандартів [52-53].

Висота стільниці повинна становити 725 мм, а простір для ніг — не менше 600 мм у висоту, 500 мм у ширину, 450 мм у глибину на рівні колін і 650 мм на рівні витягнутої ноги. Відстань між очима користувача та екраном дисплея має бути в межах 500–700 мм, оптимальний кут зору становить 10–20°, але не більше 40°, а кут між верхнім краєм дисплея та рівнем очей має бути щонайменше 10°. Найкраще, якщо екран розташований перпендикулярно до лінії зору користувача [54]. До ергономічних вимог також належать умови освітлення, які мають відповідати чинним стандартам [55].

Мікроклімат робочої зони користувача ІС визначається параметрами повітряного середовища: температура, вологість і швидкість руху повітря. Вони повинні залишатися в межах допустимих значень [56]. Також важливо

дотримуватись норм щодо рівня шуму: еквівалентні значення не повинні перевищувати 60 дБ, згідно з санітарними вимогами [57]. Підвищена температура повітря негативно впливає на стан людини, тому під час проєктування комфортного середовища необхідно передбачити ефективні способи відведення теплого повітря.

Відповідно до санітарних норм, у приміщеннях, де працівники користуються комп'ютерами, має бути забезпечений сприятливий мікроклімат, що відповідає санітарно-гігієнічним нормам. У холодний період року температура повітря повинна становити 22–24 °С для легких робіт та 21–23 °С для робіт середньої важкості. У теплий період ці значення мають бути в межах 23–25 °С та 22–24 °С відповідно. Відносна вологість повітря повинна підтримуватися на рівні 40–60%, оскільки надмірно сухе повітря сприяє накопиченню електростатичного заряду й погіршує самопочуття. Швидкість руху повітря не повинна перевищувати 0,1 м/с у холодну пору року та 0,2 м/с у теплу. Робоча зона повинна бути захищена від надмірного теплового випромінювання з боку технічного обладнання або зовнішніх джерел. Повітря має бути чистим, свіжим, з достатнім вмістом кисню, а для цього слід використовувати природну або механічну вентиляцію. При природній вентиляції обсяг повітрообміну повинен бути не менше ніж 60 м³ на годину на одну людину, при механічній — не менше ніж 20 м³. Дотримання цих параметрів сприяє збереженню здоров'я працівників, зниженню втоми та підвищенню ефективності роботи за комп'ютером [58].

При використанні інформаційної системи, особливу увагу слід приділяти безпеці користувачів, адже робота з комп'ютерною технікою може супроводжуватися ризиком ураження електричним струмом. Оскільки комп'ютери є основним інструментом для доступу до сервісів ІС, забезпечення їх безпечної експлуатації — це ключовий аспект.

Одним із основних ризиків для користувачів є можливість отримання електричної травми внаслідок контакту з елементами, що знаходяться під напругою. Навіть при низьких значеннях напруги, наприклад, в установках до 1 кВ, існує реальна загроза травмування, адже багато таких електричних установок

є доступними для широкого кола людей, в тому числі тих, хто не має достатніх знань про потенційні небезпеки. Тому особливу увагу слід приділяти заходам, що запобігають потраплянню користувача в зону небезпеки.

Один із найефективніших способів захисту — це ізоляція струмопровідних частин комп'ютерної техніки. Це дозволяє мінімізувати ймовірність випадкового контакту з частинами, що можуть бути під напругою. Для цього всі проводи й кабелі повинні мати надійну ізоляцію, яка захищає користувача від небезпеки ураження струмом. Технічні засоби, зокрема пульти управління й шафи з комп'ютерною технікою, мають бути оснащені ізольованими розетками та кабелями, що працюють на малих напругах — наприклад, не більше 12 В для підключення переносних світильників.

Крім того, для значного зниження ризику травмування користувачів ІС застосовуються малі напруги в електричних колах, що контролюють роботу техніки. Для кіл управління технологічним обладнанням, яке використовується в ІС, застосовуються напруги не вище 42 В, що значно знижує ймовірність серйозних ушкоджень при коротких замиканнях або інших несправностях.

Важливу роль у забезпеченні безпеки відіграє захисне заземлення. Кожен елемент комп'ютерної техніки, який може бути під напругою, повинен бути заземлений. Це забезпечує додатковий рівень захисту від електричних ударів, оскільки у разі замикання напруги на корпус техніки, струм буде направлений до землі, а не до користувача. Для забезпечення безпеки важливо також правильно здійснювати занулення — з'єднувати металеві частини комп'ютерної техніки з нульовим захисним провідником.

Ще одним необхідним елементом є захисне вимкнення. Це система, яка автоматично відключає комп'ютерну техніку від електричної мережі у разі виникнення небезпечної ситуації — наприклад, при короткому замиканні або пониженні опору ізоляції. Така система захисту повинна спрацьовувати миттєво, щоб запобігти ураженню користувача струмом.

Захист від статичної електрики також має важливе значення. Статична електрика, яка може накопичуватись на елементах комп'ютерної техніки в результаті тертя або переміщення матеріалів, може спричиняти неприємні й

навіть болючі удари. Однак вони також можуть бути непрямою причиною більш серйозних аварій, адже вони можуть спровокувати рефлекторний рух користувача, який може потрапити в небезпечну зону. Тому важливо використовувати заходи для зняття електричних зарядів з металевих частин обладнання.

Додатково, варто зазначити, що захист від атмосферної електрики, що включає блискавки та інші природні явища, є необхідним для забезпечення безпеки при роботі з комп'ютерною технікою. Спеціальні захисні пристрої, які включають заземлення та ізоляцію, повинні бути належним чином встановлені на всіх електричних системах.

Загалом, для забезпечення безпеки користувачів ІС, які працюють з комп'ютерами, важливо комплексно підходити до вирішення проблеми електротравм. Це включає в себе правильне заземлення, застосування низьковольтних мереж, ефективну ізоляцію всіх струмопровідних частин, а також встановлення швидкодійних захисних систем для автоматичного відключення техніки при виникненні небезпеки. Всі ці заходи разом створюють безпечне середовище для користувачів і дозволяють знизити ймовірність нещасних випадків при роботі з комп'ютерною технікою.

4.1.2 Забезпечення безпеки та мінімізація стресових навантажень при роботі з інформаційною системою

Забезпечення безпеки та мінімізація стресових навантажень при роботі з інформаційними системами є критичним для збереження здоров'я працівників. Враховуючи специфіку роботи з ПК, важливо дотримуватись вимог чинних нормативних актів та стандартів для мінімізації стресу та перевантажень.

Для початку, необхідно забезпечити баланс робочого навантаження. Згідно з НПАОП 01.1-002-01 (Правила охорони праці при роботі з персональними комп'ютерами), для зниження стресу при тривалій роботі з інформаційними системами важливо організовувати регулярні перерви. Такі перерви повинні відбуватися кожні 30-60 хвилин, що дозволяє зняти фізичну і психологічну

напругу, покращити концентрацію та зменшити ризики розвитку професійних захворювань.

Щодо психологічної складової, НПАОП 01.1-002-01 також рекомендує створення програм для боротьби з психоемоційним вигоранням, що можуть включати тренінги з управління стресом і надання психологічної підтримки працівникам. Це дозволяє знизити ризики емоційної перевтоми, яка часто виникає через інтенсивне використання комп'ютерної техніки.

Для мінімізації інформаційного перевантаження важливо обмежити кількість одночасно виконуваних завдань, а також оптимізувати програмне забезпечення. ДСТУ ISO 9241-210:2011 визначає, що дизайн інтерактивних систем має бути спрямований на зручність та зрозумілість інтерфейсу, що дозволяє зменшити навантаження на користувача та уникнути перенавантаження інформацією.

Крім того, варто звернути увагу на необхідність впровадження автоматизації рутинних завдань. Це знижує кількість монотонних операцій і дозволяє працівникам зосередитись на більш важливих задачах. Згідно з ДСТУ 2682:2020, автоматизація повинна бути направлена на зниження навантаження на працівника, що дає змогу підвищити ефективність та знизити стрес.

Також важливо регулярно проводити моніторинг фізичного та психічного стану працівників. НПАОП 01.1-001-15 вимагає проведення періодичних медичних оглядів, що дозволяють вчасно виявити ознаки вигорання або професійних захворювань, пов'язаних з тривалою роботою за комп'ютером.

Таким чином, для ефективного забезпечення безпеки та мінімізації стресових навантажень при роботі з інформаційними системами необхідно застосовувати комплекс заходів: регулярні перерви, психологічну підтримку, автоматизацію процесів, оптимізацію програмного забезпечення та моніторинг стану працівників. Це дозволяє створити умови для ефективної та безпечної роботи з інформаційними системами.

4.2 Безпека в надзвичайних ситуаціях

4.2.1 Планування заходів цивільного захисту на об'єкті у випадку надзвичайних ситуацій

Ефективне вирішення завдань із захисту населення та територій України від надзвичайних ситуацій (НС), а також зменшення їх соціально-економічних та екологічних наслідків. Це можливе лише за умови реалізації комплексу взаємопов'язаних заходів. Значною мірою можливість досягнення цієї мети визначається здатністю керівників усіх рівнів – від об'єктового до державного – здійснювати прогнозування ймовірних наслідків НС, організовувати чітке планування дій щодо їх попередження та ліквідації, забезпечувати ефективне управління у процесі реалізації цих заходів, а також підтримувати готовність органів управління, сил реагування і населення до оперативних дій.

Основою ефективного виконання поставлених завдань є якість планування та повнота реалізації передбачених заходів насамперед на рівні об'єктовому. Суть планування заходів цивільного захисту (ЦЗ) полягає у проведенні аналізу поточного стану, оцінці можливої обстановки у разі виникнення аварій, катастроф, стихійних лих або застосування сучасних засобів ураження. Таке планування включає розробку комплексу дій, спрямованих на захист населення та підвищення стійкості функціонування підприємств у мирний час і в особливий період, визначення послідовності, термінів та способів їх виконання, залучених виконавців і необхідних ресурсів.

Головним завданням планування є забезпечення умов для організованого та своєчасного проведення заходів щодо захисту працівників, членів їхніх родин і мешканців зон можливого ураження. Воно також має гарантувати ефективне виконання рятувальних та інших невідкладних робіт у разі виникнення НС техногенного або природного характеру, а в особливий період — сприяти участі у територіальній обороні та антитерористичних заходах. Планування має бути спрямоване на попередження або мінімізацію людських і матеріальних втрат, а

також на підтримку функціонування галузей, регіонів і підпорядкованих об'єктів у складних умовах.

У процесі планування заходів ЦЗ на особливий період необхідно забезпечити їх узгодженість із заходами мобілізаційного розгортання економіки та діями, що здійснюються військовим командуванням і органами управління ЦЗ. Таке планування повинно відповідати вимогам реалістичності, конкретності, точності, гнучкості, перспективності, бути обґрунтованим розрахунками і враховувати особливості діяльності об'єкта чи регіону. Важливим є завчасне проведення планування, що дозволяє своєчасно вводити плани ЦЗ у дію, особливо в разі раптового виникнення НС.

Усі вимоги до планування мають застосовуватися у взаємозв'язку, оскільки їхня реалізація спрямована на забезпечення злагоджених дій органів управління, сил і засобів у процесі виконання завдань цивільного захисту. Планування заходів щодо запобігання НС і зниження їхніх можливих наслідків базується на врахуванні прогнозованих ризиків, імовірності виникнення надзвичайних ситуацій та потенційних масштабів їх впливу [59].

Організація заходів цивільного захисту на об'єкті у разі виникнення надзвичайної ситуації є комплексним процесом, що передбачає оперативне реагування, чітку координацію дій персоналу, аварійно-рятувальних служб, адміністрації об'єкта та місцевих органів управління. Основна відповідальність за своєчасне впровадження заходів із мінімізації наслідків надзвичайної ситуації покладається на керівника об'єкта, який виступає як безпосередній організатор робіт з ліквідації наслідків події. З моменту фіксації надзвичайної ситуації на об'єкті керівник організовує виїзд на місце події, забезпечує безпосереднє керівництво оперативними діями, приймає рішення щодо створення штабу ліквідації наслідків надзвичайної ситуації, призначає його начальника та координує дії всіх залучених сил [60].

Особливу увагу зосереджено на налагодженні зв'язку з підрозділами цивільного захисту, оперативними мобільними групами органів виконавчої влади, а також із підприємствами, установами й організаціями, що можуть бути залучені до ліквідаційних заходів. В умовах об'єкта важливо забезпечити чітке

визначення зони ураження, облік кількості людей, які перебувають у небезпеці, організувати їх порятунок і невідкладну медичну допомогу. Рішення щодо залучення сил і засобів приймаються на основі оперативного аналізу ситуації, з урахуванням масштабів події, доступності комунікацій та логістичних можливостей. У межах створеного штабу на об'єкті організовується збирання інформації про обстановку, що склалася, формуються оперативні плани реагування, визначаються головні напрями дій, а також порядок введення в дію технічних засобів і рятувальних формувань [61].

На рівні підприємства особливо важливим є дотримання порядку взаємодії між службами та формуваннями, залученими до ліквідації наслідків. Координація між підрозділами, які виконують аварійно-рятувальні, інженерні, медичні або протипожежні функції, забезпечує ефективне використання наявних ресурсів та уникнення дублювання або втрати часу. Важливою складовою організації є фіксація виконаних робіт, облік постраждалих і загиблих, оперативне інформування працівників та населення, якщо об'єкт має відкриту інфраструктуру, про характер загрози, хід її ліквідації та заходи безпеки [62].

Керівник робіт на об'єкті має право зупиняти діяльність структурних підрозділів підприємства в межах зони надзвичайної ситуації, обмежувати доступ сторонніх осіб на небезпечну територію, а також залучати додаткові ресурси підприємства, включно з транспортом, технікою, персоналом, незалежно від їх форм власності. В умовах зростання ризику для життя рятувальників або інших учасників ліквідації він зобов'язаний припинити виконання робіт і переглянути план дій. Важливим аспектом організації заходів цивільного захисту є також налагодження системи матеріально-технічного забезпечення, що включає засоби індивідуального захисту, обладнання, медикаменти, харчування та інші ресурси, необхідні для першочергового життєзабезпечення постраждалих.

Завершальним етапом організації заходів цивільного захисту на об'єкті є складання звіту, в якому відображаються прийняті рішення, хід реалізації планів ліквідації наслідків, фактичний стан обстановки та рекомендації щодо подальших дій. Цей документ подається до центрального органу виконавчої

влади — Кабінету Міністрів України, а також використовується для аналізу ефективності проведених заходів і розроблення заходів щодо запобігання подібним подіям у майбутньому [63]. Таким чином, організація заходів цивільного захисту на об'єкті — це системна діяльність, що вимагає швидких рішень й координації з дотриманням нормативно-правових процедур.

Таким чином, ефективне планування та організація заходів цивільного захисту потребують системного підходу, який охоплює всі рівні управління — від урядового до об'єктового. В умовах зростання загроз техногенного й природного характеру, а також враховуючи виклики особливого періоду, стає критично важливим забезпечення готовності як органів управління, так і персоналу підприємств до швидкого реагування на надзвичайні ситуації.

Комплексна реалізація заходів ЦЗ має спиратися на попередньо розроблені, практично обґрунтовані плани, що враховують як можливі сценарії розвитку подій, так і наявні ресурси. Особливу увагу слід приділяти тренуванням, навчанню персоналу, налагодженню системи зв'язку та управління, а також постійному оновленню нормативної бази відповідно до змін у безпековому середовищі. Важливо також забезпечити інтеграцію заходів ЦЗ з іншими складовими безпеки об'єкта, такими як охорона праці, протипожежний захист та екологічна безпека.

Отже, необхідно на регіональному рівні реалізувати таку стратегію управління діями в надзвичайних ситуаціях, яка б включала заходи щодо:

- проаналізувати існуючі методи прогнозування продажів;
- запобігання виникненню катастроф, що включає відмову від продукції небезпечних виробництв, закриття аварійних об'єктів;
- запобігання виникненню надзвичайних ситуацій у випадку, коли неможливо усунути причини їх виникнення;
- пом'якшення наслідків надзвичайних ситуацій, здійснення стабілізаційних та компенсаційних заходів.

У підсумку, ефективна система цивільного захисту на підприємстві чи в регіоні можлива лише за умов тісної координації між усіма зацікавленими

структурами, високої оперативності прийняття рішень, технічної оснащеності та постійної готовності до дій. Такий підхід дає змогу мінімізувати негативні наслідки надзвичайних ситуацій, зберегти життя і здоров'я людей, а також забезпечити безперервність функціонування критично важливих об'єктів і систем.

4.3 Висновок до четвертого розділу

У результаті виконання четвертого розділу було проаналізовано основні аспекти забезпечення безпечних умов праці на робочому місці, а також механізми реагування у випадку виникнення надзвичайних ситуацій. Встановлено, що правильна організація робочого простору з урахуванням ергономічних вимог, фізіологічних особливостей працівників і дотримання санітарно-гігієнічних норм сприяє зниженню рівня професійних ризиків, збереженню здоров'я персоналу та підвищенню ефективності трудової діяльності.

Окрема увага приділена системі заходів цивільного захисту, яка включає планування, координацію дій, оперативне управління під час ліквідації наслідків надзвичайних ситуацій. Визначено ключову роль керівника об'єкта у забезпеченні організованого реагування, ефективній взаємодії між службами, а також важливість матеріально-технічного забезпечення та фіксації дій для подальшого аналізу. Узагальнено, що дотримання вимог охорони праці й цивільного захисту дозволяє забезпечити безперебійну роботу підприємства навіть в умовах критичних подій, мінімізуючи можливі наслідки для життя і здоров'я працівників.

ВИСНОВКИ

У результаті виконання кваліфікаційної роботи було спроектовано та реалізовано інформаційну систему прогнозування продажів на основі штучного інтелекту. У роботі теоретично обґрунтовано значення прогнозування у сфері продажів як важливого інструменту стратегічного планування. Розглянуто сучасні методи прогнозування.

Також було розроблено архітектуру інформаційної системи. Проаналізовано підходи до побудови інформаційних систем, обґрунтовано вибір клієнт-серверної архітектури як найбільш гнучкої та масштабованої в даному випадку. Визначено ключові компоненти системи: . Спроектовано базу даних із дотриманням принципів нормалізації, що сприяло підвищенню цілісності та ефективності обробки інформації.

Для оцінки точності прогнозів використано комплекс метрик: MAE, RMSE, MAPE і R^2 , що дозволило здійснити глибоку перевірку ефективності моделі. Реалізований інтерфейс для взаємодії з даними продажів забезпечує зручність використання та інтеграцію з іншими компонентами. Практичне значення виконаної роботи полягає в можливості застосування створеної системи в підприємницькій діяльності.

Подальші дослідження у цьому напрямі доцільно зосередити на інтеграції додаткових факторів, які можуть впливати на попит. Перспективним є впровадження більш складних моделей прогнозування, зокрема рекурентних нейронних мереж і трансформерів, які здатні краще виявляти складні патерни в часових рядах. Доцільним також є розвиток механізмів автоматичного підбору оптимальних параметрів моделей, а також розширення функціоналу системи за рахунок інтеграції з іншими інформаційними платформами, такими як CRM або ERP-системи. Не менш важливим напрямом розвитку є створення інтерпретованих моделей і модулів стратегічної аналітики, що дозволить не лише отримувати прогнози, а й пояснювати причини певних тенденцій. Це сприятиме поглибленню розуміння процесів, що відбуваються у сфері торгівлі, й ухваленню більш ефективних управлінських рішень.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Гловяк Р. І. Необхідність застосування штучного інтелекту при формуванні та використанні ланцюгів постачання товарів і послуг / Гловяк Р. І. // Матеріали XII науково-технічної конференції «Інформаційні моделі, системи та технології», 18–19 грудня 2024 року — Т. : ТНТУ, 2024. — С. 26-27.
2. Литвиненко С. В., Фриз М. Є. Математичне забезпечення таргетованої реклами / Литвиненко С. В., Фриз М. Є. // Матеріали XII науково-технічної конференції «Інформаційні моделі, системи та технології», 18–19 грудня 2024 року — Т. : ТНТУ, 2024. — С. 50.
3. Бондаренко Н. Роль прогнозування в системі управління бізнесом / Бондаренко Н. // Галицький економічний вісник. — 2021. — №4 (71). — С. 123.
4. Клименко В. М. Застосування інструментів штучного інтелекту для підвищення точності прогнозування продажів у сфері цифрового підприємництва / Клименко В. М. // Економіка та суспільство. — 2024. — №68. — С. 125–130.
5. Колупаєв І., Полозов О. Застосування інструментів штучного інтелекту для підвищення точності прогнозування продажів у сфері цифрового підприємництва / Колупаєв І., Полозов О. // Економіка та суспільство. — 2024. — №68. — С. 131–137.
6. Гринько Т. В., Соколова К. О. Управління стратегією розвитку підприємства / Гринько Т. В., Соколова К. О. // Business Inform. — 2024. — №10. — С. 433–444.
7. Sales forecasting: its role in inventory optimization. Verteego. URL: <https://www.verteego.com/en/sales-forecasting-its-role-in-inventory-optimization> (дата звернення: 01.12.2024).
8. Manual Revenue Forecasting: What Are Its Challenges and Solutions. Sancode: Semiconductor Manufacturing & Automation Solutions. URL: <https://www.sancodetech.com/post/challenges-and-solution-for-manual-revenue-forecasting> (дата звернення: 03.12.2024).

9. Приймак М. Умовно періодичні випадкові процеси із змінним періодом / Приймак М., Боднарчук І., Лупенко С. // Вісник ТДТУ. — Т. : ТДТУ, 2005. — Том 10. — № 2. — С. 143–152. — (Математичне моделювання. Математика. Фізика).

10. Top-Down Vs. Bottom-Up Sales Planning and Forecasting. Xactly. URL: <https://www.xactlycorp.com/blog/forecasting/top-down-vs-bottom-sales-planning-and-forecasting> (дата звернення: 03.12.2024).

11. Team ThoughtSpot. 8 Sales Forecasting Methods For Predicting Revenue. ThoughtSpot. URL: <https://www.thoughtspot.com/data-trends/analytics/sales-forecasting-methods> (дата звернення: 03.12.2024).

12. Effendi S. Y. ARIMA for Time-Series Forecasting: Retail Sales Predictions. Medium. URL: <https://medium.com/@syarifusuf/arima-for-time-series-forecasting-retail-sales-predictions-6e0da74232a0> (дата звернення: 03.12.2024).

13. Pros and cons of sales forecasting. Indeed. URL: <https://www.indeed.com/career-advice/career-development/sales-forecasting-methods-pros-and-cons> (дата звернення: 04.12.2024).

14. What is mean absolute error (MAE) in time series forecasting?. Milvus. URL: <https://milvus.io/ai-quick-reference/what-is-mean-absolute-error-mae-in-time-series-forecasting> (дата звернення: 05.12.2024).

15. Understanding Evaluation Metrics for Time Series Forecasting. Medium. URL: <https://eshban9492.medium.com/understanding-evaluation-metrics-for-time-series-forecasting-5c8a3c877654> (дата звернення: 05.12.2024).

16. Error Metrics: How to Evaluate Your Forecasts. Jedox. URL: <https://www.jedox.com/en/blog/error-metrics-how-to-evaluate-forecasts/> (дата звернення: 05.12.2024).

17. Time Series Evaluation Metrics: MAE, MSE, RMSE, MAPE. ApX Machine Learning. URL: <https://apxml.com/courses/time-series-analysis-forecasting/chapter-6-model-evaluation-selection/evaluation-metrics-mae-mse-rmse> (дата звернення: 05.12.2024).

18. How to Use Root Mean Squared Error to Improve Your Sales Forecast. FasterCapital. URL: <https://fastercapital.com/content/Sales-forecast-root-mean->

squared-error--How-to-Use-Root-Mean-Squared-Error-to-Improve-Your-Sales-Forecast-performance.html (дата звернення: 06.12.2024).

19. A Practical Guide to Root Mean Square Error (RMSE). Coralogix. URL: <https://coralogix.com/ai-blog/root-mean-square-error-rmse-the-cornerstone-for-evaluating-regression-models/> (дата звернення: 06.12.2024).

20. Mishkin N. Mastering MAPE: How to Explain Forecast Accuracy to Your Boss and Improve Sales Predictions. Medium. URL: <https://medium.com/@Behavior2020/mastering-mape-how-to-explain-forecast-accuracy-to-your-boss-and-improve-sales-predictions-657f6a9f399b> (дата звернення: 06.12.2024).

21. Understanding R-Squared in Sales Forecasting. Free Barcode. URL: <https://free-barcode.com/barcode/inventory-management/understanding-r-squared-sales-forecasting.asp> (дата звернення: 09.12.2024).

22. What is an appropriate value for R² or R-squared when doing time series analysis (e.g., forecasting)? Quora. URL: <https://www.quora.com/What-is-an-appropriate-value-for-R2-or-R-squared-when-doing-time-series-analysis-e-g-forecasting> (дата звернення: 09.12.2024).

23. Theil's Forecast Accuracy Coefficient: A Clarification on JSTORE. Site. URL: <https://www.jstor.org/stable/3149394> (дата звернення: 09.12.2024).

24. Волович В. Задача проектування програмної архітектури в процесах забезпечення якості / В. Волович, Богдан Михайлович Береженко, Ігор Орестович Боднарчук // Матеріали X науково-технічної конференції „Інформаційні моделі, системи та технології“, 7–8 грудня 2022 року. — Т. : ТНТУ, 2022. — С. 104–106. — (Програмна інженерія та моделювання складних розподілених систем).

25. Програмна архітектура в розподілених командах гнучких проєктів / О. Гузеляк, Ю. Шевчук, Б. М. Береженко, Ігор Орестович Боднарчук // Матеріали X науково-технічної конференції „Інформаційні моделі, системи та технології“, 7–8 грудня 2022 року. — Т. : ТНТУ, 2022. — С. 110–112. — (Програмна інженерія та моделювання складних розподілених систем).

26. Бугай В. П. Оцінювання програмної архітектури при гнучких методах розробки програмних систем / В. П. Бугай, І. О. Боднарчук // Матеріали

Міжнародної науково-технічної конференції „Фундаментальні та прикладні проблеми сучасних технологій“ до 60-річчя з дня заснування Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя та 175-річчя з дня народження Івана Пулюя, 14-15 травня 2020 року. — Т. : ТНТУ, 2020. — С. 152–153. — (Комп'ютерно-інформаційні технології та системи зв'язку).

27. Боднарчук І. О. Проблема багатоальтернативного вибору архітектури програмних систем з використанням методу аналізу ієрархій / Ігор Орестович Боднарчук, Сергій Юрійович Прошин // Матеріали II науково-технічної конференції „Інформаційні моделі, системи та технології“, 25 квітня 2012 року — Т. : ТНТУ, 2012 — С. 52. — (Секція 4. Програмна інженерія та моделювання складних розподілених систем).

28. Microservice Architecture pattern. Microservices.io. URL: <https://microservices.io/patterns/microservices.html> (дата звернення: 15.12.2024).

29. Тарасов О. В., Федько В. В., Лосєв М. Ю., Тарасов А. В. Організація баз даних та знань. Проектування баз даних : навчально-практичний посібник для самостійної підготовки студентів / Тарасов О. В., Федько В. В., Лосєв М. Ю., Тарасов А. В. — Харків : ХНЕУ, 2011. — С. 200.

30. Нормалізація баз даних. Greenhouse - Мій затишний зелений будинок. URL: <https://greenhouse.cv.ua/?p=697> (дата звернення: 15.12.2024).

31. A Comprehensive Guide to Database Normalization with Examples. Visual Paradigm Guides. URL: <https://guides.visual-paradigm.com/a-comprehensive-guide-to-database-normalization-with-examples/> (дата звернення: 15.12.2024).

32. Understanding Data Processing. GeeksforGeeks. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/ml-understanding-data-processing/> (дата звернення: 15.12.2024).

33. Data Preparation for Machine Learning: The Ultimate Guide to Doing It Right. Pecan AI. URL: <https://www.pecan.ai/blog/data-preparation-for-machine-learning/> (дата звернення: 17.12.2024).

34. From Raw Data to Model Training. Medium. URL: <https://medium.com/@tubelwj/data-pre-processing-in-machine-learning-from-raw-data-to-model-training-3e782343e897> (дата звернення: 17.12.2024).

35. Mastering Data Processing in Machine Learning. Niveus Solutions. URL: <https://niveussolutions.com/role-of-data-processing-in-machine-learning/> (дата звернення: 17.12.2024).

36. Андрій Денисенко. Python та MySQL: повний практичний посібник, ч. 1. Робот Дрімс. URL: <https://robotdreams.cc/uk/blog/484-python-ta-mysql-povniy-praktichniy-posibnik-ch-1> (дата звернення: 19.12.2024).

37. Your Guide to Mastering This Powerful Database. fw_error_www. Oracle. URL: <https://www.oracle.com/mysql/what-is-mysql/> (дата звернення: 19.12.2024).

38. 8 Big Advantages of using MySQL. Datamation. URL: <https://www.datamation.com/storage/8-major-advantages-of-using-mysql/> (дата звернення: 21.12.2024).

39. Основи розробки баз даних. Microsoft Support. URL: <https://support.microsoft.com/uk-ua/topic/основи-розробки-баз-даних-eb2159cf-1e30-401a-8084-bd4f9c9ca1f5> (дата звернення: 22.12.2024).

40. WebandSEOadvisor. Implementing Role-Based Access Control (RBAC) in PHP. Medium. URL: <https://medium.com/@wwwwebadvisor/implementing-role-based-access-control-rbac-in-php-85c0ea7bc86b> (дата звернення: 2.12.2024).

41. Secure Login. CodeShack. URL: https://codeshack.io/secure-login-system-php-mysql/?utm_source=chatgpt.com (дата звернення: 23.12.2024).

42. MySQL Enterprise Monitor 8.0 Manual: Access Control. MySQL. URL: https://dev.mysql.com/doc/mysql-monitor/8.0/en/mem-access-control-best-practice-ref.html?utm_source=chatgpt.com (дата звернення: 24.12.2024).

43. Create a Sales Database In 3 Steps. Five. URL: <https://five.co/blog/create-a-sales-database/> (дата звернення: 25.12.2024).

44. GeeksforGeeks. SQL Triggers. GeeksforGeeks. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/sql-trigger-student-database/> (дата звернення: 24.12.2024).

45. MySQL 8.4 Reference: Using Triggers. MySQL. URL: <https://dev.mysql.com/doc/refman/8.4/en/triggers.html> (дата звернення: 25.12.2024).

46. MySQL 8.4 Reference: Trigger Syntax. MySQL. URL: <https://dev.mysql.com/doc/refman/8.4/en/trigger-syntax.html> (дата звернення: 25.12.2024).

47. Using Auto_Increment. MySQL. URL: <https://dev.mysql.com/doc/refman/8.4/en/example-auto-increment.html> (дата звернення: 26.12.2024).

48. Mean_absolute_error. scikit-learn.org. URL: https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.mean_absolute_error.html (дата звернення: 27.12.2024).

49. ДСТУ ISO 9241-1:2003. Ергономічні вимоги до роботи з відеотерміналами в офісі. Частина 1. Загальні положення (ISO 9241-1:1997, IDT). Чинний від 2004-10-01.

50. ДСТУ 7234:2011. Дизайн і ергономіка. Обладнання виробниче. Загальні вимоги дизайну та ергономіки. Чинний від 2011-08-01.

51. ДСТУ 7299:2013. Дизайн і ергономіка. Робоче місце оператора. Взаємне розташування елементів робочого місця. Загальні вимоги ергономіки.

52. ДСТУ 7951:2015. Дизайн і ергономіка. Крісло оператора. Загальні ергономічні вимоги.

53. ДСТУ 8604:2015. Дизайн і ергономіка. Робоче місце для виконання робіт у положенні сидячи. Загальні ергономічні вимоги.

54. Ергономічні вимоги для організації робочого місця. Gpp.in.ua. URL: <https://www.gpp.in.ua/robota/ergonomichni-vimogi-dlya-organizatsiji-robochogomistsya>.

55. ДСТУ EN 12464-1:2016. Світло та освітлення. Освітлення робочих місць. Частина 1. Внутрішні робочі місця (EN 12464-1:2011, IDT). Чинний від 2017-12-01. Вид. офіц.

56. ДСН 3.3.6.042-99. Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень. Чинний від 1999-12-01. Вид. офіц.

57. Атаманчук П.С., Мендерецький В.В., Панчук О.П., Чорна О.Г. Інтегрований курс безпеки життєдіяльності (теоретичні основи): Навч. посіб. - Кам'янець-Подільський: Буйницький О.А., 2009. - 200 с.

58. ДСанПіН 3.3.2.007-99. Санітарні норми і правила. Гігієнічні вимоги до організації навчального процесу. – Введ. 1999-09-01. – К.: Міністерство охорони здоров'я України, 1999. – С. 20.

59. Левчук К. О., Романюк Р. Я. Методика планування заходів цивільного захисту на потенційно небезпечних об'єктах // Збірник наукових праць Дніпровського державного технічного університету (технічні науки). – 2019. – Т. 1, № 34. – С. 146–150.

60. Кодекс цивільного захисту України: Закон України від 02.10.2012 № 5403-VI // Відомості Верховної Ради України. – 2013. – № 34–35. – С. 458.

61. Постанова Кабінету Міністрів України «Про затвердження Порядку організації заходів з ліквідації наслідків надзвичайних ситуацій» від 10.07.2013 № 440 // Офіційний вісник України. – 2013. – № 53. – С. 1950.

62. Постанова Кабінету Міністрів України «Про затвердження Положення про оперативно-рятувальну службу цивільного захисту» від 08.07.2015 № 508 // Офіційний вісник України. – 2015. – № 57. – С. 1865.

63. Постанова Кабінету Міністрів України «Про затвердження Положення про аварійно-рятувальну службу» від 30.12.2015 № 1158 // Офіційний вісник України. – 2016. – № 5. – С. 220.

ДОДАТКИ

Запити на створення таблиць бази даних

```
CREATE TABLE Roles (  
    id INT NOT NULL AUTO_INCREMENT,  
    name VARCHAR(255) NOT NULL,  
    description TEXT,  
    PRIMARY KEY (id)  
);
```

```
CREATE TABLE Stores (  
    id INT NOT NULL AUTO_INCREMENT,  
    name VARCHAR(255) NOT NULL,  
    address TEXT,  
    PRIMARY KEY (id)  
);
```

```
CREATE TABLE Users (  
    id INT NOT NULL AUTO_INCREMENT,  
    name VARCHAR(255) NOT NULL,  
    login VARCHAR(255) NOT NULL,  
    password VARCHAR(255) NOT NULL,  
    role INT,  
    PRIMARY KEY (id)  
);
```

```
CREATE TABLE Sales (  
    id INT NOT NULL AUTO_INCREMENT,  
    user INT,  
    product VARCHAR(255) NOT NULL,  
    category VARCHAR(255) NOT NULL,  
    date DATE NOT NULL,  
    quantity INT NOT NULL,  
    price DECIMAL(10,2) NOT NULL,  
    store INT,  
    PRIMARY KEY (id)  
);
```

```
CREATE TABLE Forecasts (  
    id INT NOT NULL AUTO_INCREMENT,  
    user INT,  
    product VARCHAR(255) NOT NULL,  
    name VARCHAR(255) NOT NULL,  
    date DATE NOT NULL,  
    period DATE NOT NULL,  
    quantity INT NOT NULL,  
    PRIMARY KEY (id)  
);
```

Запити на створення обмежень бази даних

```
ALTER TABLE Users
ADD CONSTRAINT fk_users_role
FOREIGN KEY (role) REFERENCES Roles(id)
ON UPDATE CASCADE ON DELETE SET NULL;
```

```
ALTER TABLE Sales
ADD CONSTRAINT fk_sales_user
FOREIGN KEY (user) REFERENCES Users(id)
ON UPDATE CASCADE ON DELETE SET NULL;
```

```
ALTER TABLE Sales
ADD CONSTRAINT fk_sales_store
FOREIGN KEY (store) REFERENCES Stores(id)
ON UPDATE CASCADE ON DELETE SET NULL;
```

```
ALTER TABLE Forecasts
ADD CONSTRAINT fk_forecasts_user
FOREIGN KEY (user) REFERENCES Users(id)
ON UPDATE CASCADE ON DELETE SET NULL;
```

```
ALTER TABLE Users
ADD CONSTRAINT uq_users_login UNIQUE (login);
ALTER TABLE Roles
ADD CONSTRAINT uq_roles_name UNIQUE (name);
```

Реалізація моделі прогнозування

Лістинг Г1 – Функція зчитування даних на прикладі CSV-формату

```
#!/bin/bash
def read_data(path, product):
    df = pd.read_csv(path)
    df = df[df['Product'] == product]
    df = df[['Date', 'Order_Quantity']].sort_values('Date')
    df = df.rename(columns={'Date': 'ds', 'Order_Quantity': 'y'})
    return df
```

Лістинг Г2 – Функція побудови часового ряду заданого проміжку

```
def create_time_series(df, start, end):
    time_series = pd.DataFrame({ 'ds': pd.date_range(start, end,
freq='D'), 'y': 0 }) # set period
    for i, row in df.iterrows():
        date = row['ds']
        value = row['y']
        time_series.loc[time_series['ds'] == date, 'y'] = value
    return time_series
```

Лістинг Г3 – Функція заміни аномальних значень

```
def detect_and_fix_anomalies(df, column, z_threshold=3.0):
    df = df.copy()
    mean = df[column].mean()
    std = df[column].std()
    df['z_score'] = (df[column] - mean) / std
    anomalies = df[np.abs(df['z_score']) > z_threshold].index
    for idx in anomalies:
        if 0 < idx < len(df) - 1:
            df.at[idx, column] = (df.at[idx - 1, column] +
df.at[idx + 1, column]) / 2
        elif idx == 0:
            df.at[idx, column] = df.at[idx + 1, column]
        else:
            df.at[idx, column] = df.at[idx - 1, column]
    df.drop(columns='z_score', inplace=True)
    return df.copy()
```

Лістинг Г4 – Алгоритм створення моделі та побудови прогнозу

```
df = read_data(path, product)
df = df.groupby('ds', as_index=False).sum()
time_series = create_time_series(df, start_date, end_date)
time_series_cleared = detect_and_fix_anomalies(time_series,
column='y')
train_data_df = time_series_cleared[(time_series_cleared['ds'] >=
train_start) & (time_series_cleared['ds'] <= train_end)].copy()
train_data_df['cap'] = train_data_df['y'].max()
train_data_df['floor'] = 0
```

```

test_data_df = time_series_cleared[(time_series_cleared['ds'] >=
test_start) & (time_series_cleared['ds'] <= test_end)].copy()
future = pd.DataFrame({
    'ds': pd.date_range(start=test_start, end=test_end, freq='D')
})
future['cap'] = train_data_df['cap'].max()
future['floor'] = 0
m = Prophet()
m.fit(train_data_df)
forecast = m.predict(future)

```

Лістинг Г5 – Обчислення метрик на основі агрегованих даних

```

monthly_forecast = forecast.resample('ME',
on='ds')['yhat'].sum().reset_index()
monthly_test_data = test_data_df.resample('ME',
on='ds')['y'].sum().reset_index()
merged_monthly = pd.merge(
    monthly_forecast,
    monthly_test_data,
    on='ds')
mae_monthly = mean_absolute_error(merged_monthly['y'],
merged_monthly['yhat'])
rmse_monthly = np.sqrt(mean_squared_error(merged_monthly['y'],
merged_monthly['yhat']))
mape_monthly = np.mean(np.abs((merged_monthly['y'] -
merged_monthly['yhat']) / merged_monthly['y'])) * 100
r2_monthly = r2_score(merged_monthly['y'], merged_monthly['yhat'])

```