

ДВНЗ «Донецький національний технічний університет»
Факультет комп'ютерно-інформаційних технологій та автоматизації
(повне найменування інституту, назва факультету)

Кафедра автоматики та телекомунікацій
(повна назва кафедри)

«До захисту допущено»
Завідувач кафедри автоматики та
телекомунікацій

_____ Валерій ПОЦЕПАСВ
(підпис) (ім'я та прізвище)

« ____ » _____ 2024 р.

Випускна кваліфікаційна робота

_____ магістра
(освітньо-кваліфікаційний рівень)

на тему «Дослідження та розробка автоматизованої системи для прогнозування
ефективності логістичних операцій з використанням роботизованих систем»

Виконав студент 2 курсу, групи СУАм-23
(шифр групи)

спеціальності 174 Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та
робототехніка
(шифр і назва спеціальності)

_____ Гуржій Владислав Олександрович
(Прізвище, Ім'я та По-батькові) (підпис)

Керівник к.т.н., доц. каф.АТ _____ Ганна ТЕЛИЧКО
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ім'я) (підпис)

Рецензент Ph.D., доц. каф. ПМІ _____ Микита АЛЕКСАНДРОВ
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ім'я) (підпис)

Рецензент к.т.н., доц., доц. каф ЕТКІ _____ Ганна ШЕЇНА
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ім'я) (підпис)

Нормоконтроль:

Дар'я ЖУКОВСЬКА

14.12.2024 р.

Засвідчую, що у цій випускній кваліфікаційній
роботі немає запозичень з праць інших авторів
без відповідних посилань.

Студент _____
(підпис)

Дрогобич – 2024 р.

ДВНЗ «Донецький національний технічний університет»
Факультет комп'ютерно-інформаційних технологій та автоматизації
(повне найменування інституту, назва факультету)

Кафедра автоматики та телекомунікацій
(повна назва кафедри)

Захист відбувся _____
(дата)

з оцінкою _____

Секретар ЕК _____
(підпис)

Випускна кваліфікаційна робота магістра

Тема: «Дослідження та розробка автоматизованої системи для прогнозування ефективності логістичних операцій з використанням роботизованих систем»

Виконавець, студент

гр. СУАм-23

Владислав ГУРЖІЙ

(підпис, дата, Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

Керівник

Ганна ТЕЛИЧКО

(підпис, дата, Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

Консультанти:

Вікторія ВОРОПАЄВА

(підпис, дата, Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

Валерій ПОЦЕПАЄВ

(підпис, дата, Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

Ганна ТЕЛИЧКО

(підпис, дата, Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

Нормоконтроль

Дар'я ЖУКОВСЬКА

(підпис, дата, Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

Дрогобич – 2024 р.

**Державний вищий навчальний заклад
"Донецький національний технічний університет"**

Інститут, факультет Комп'ютерно-інформаційних технологій та автоматизації

Кафедра Автоматика та телекомунікації

Освітньо-кваліфікаційний рівень магістр

Галузі знань 17 Електроніка, автоматизація та електронні комунікації

(шифр і назва)

Спеціальність 174 Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та
робототехніка

(шифр і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри АТ

Валерій ПОЦЕПАЄВ

« » 2024 року

**З А В Д А Н Н Я
НА ВИПУСКНУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА**

Гуржію Владиславу Олександровичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема проекту (роботи) «Дослідження та розробка автоматизованої системи
для прогнозування ефективності логістичних операцій з використанням
роботизованих систем»

керівник проекту (роботи) Теличко Ганна Олександрівна, к.т.н., доц. каф. АТ

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом вищого навчального закладу від 20.09.2024 року № 449

2. Строк подання студентом проекту (роботи)

3. Вихідні дані до проекту (роботи) Технічна документація та матеріали з
переддипломної практики

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно
розробити) Огляд існуючих методів автоматизації та прогнозування
ефективності в логістиці; роль роботизованих систем у сучасних логістичних
процесах; використання штучного інтелекту та машинного навчання для
прогнозування ефективності; вибір технологічної бази для розробки систем;
структура та архітектура системи; інтеграція роботизованих систем із
прогнозуючим модулем; опис сценаріїв використання системи в реальних
умовах; моделювання системи на тестовому об'єкті; оцінка ефективності та
продуктивності системи

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень)
Типові структури роботизованих систем у сучасних логістичних процесах,
алгоритми, структура та архітектура системи, блок-схема інтеграції
роботизованих систем, графіки оцінки ефективності та продуктивності системи.

6. Консультанти розділів проекту (роботи)

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1	Воропаєва В.Я., проф. каф. АТ		
2	Поцепасв В.В., зав. каф.АТ		
3	Теличко Г.О., к.т.н., доц.		
Додаток А	Ляшок Я.О., проф. каф.		
Нормо-контроль	Жуковська Д.О., асистент каф. АТ	-	14.12.2024 р.

7. Дата видачі завдання _____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломного проекту (роботи)	Строк виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1	Аналітичний огляд прогнозування логістичних операцій та застосування роботизованих систем.	25.09.2024	
2	Огляд існуючих методів автоматизації та прогнозування ефективності в логістиці.	10.10.2024	
3	Використання штучного інтелекту та машинного навчання для прогнозування ефективності.	25.10.2024	
4	Розробка структурм та архітектура системи	06.11.2024	
5	Дослідження та проектування алгоритмів збору, аналізу та обробки даних. Інтеграція роботизованих систем із прогнозуючим модулем.	18.11.2024	
6	Моделювання системи на тестовому об'єкті. Опис програмного середовища, модулів і бібліотек для розробки автоматизованої системи прогнозування.	04.12.2024	
7	Оцінка ефективності та продуктивності системи.	07.12.2024	
8	Охорона праці та безпека під час надзвичайних ситуаціях на підприємстві.	12.12.2024	
9	Оформлення та захист.	25.12.2024	

Студент

(підпис)

Владислав ГУРЖІЙ

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

Ганна ТЕЛИЧКО

(прізвище та ініціали)

ЛИСТ ЗАУВАЖЕНЬ

Посада, Ім'я та ПРІЗВИЩЕ	Суть зауваження, оцінка та підпис

АНОТАЦІЯ

Гуржій В.О. Дослідження та розробка автоматизованої системи для прогнозування ефективності логістичних операцій з використанням роботизованих систем / Випускна кваліфікаційна робота на здобуття освітнього ступеня «магістр» зі спеціальності 174 Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка. – ДВНЗ «ДонНТУ», Дрогобич, 2024.

Пояснювальна записка: 100 стор., 22 рис., 5 табл., 23 джерела, 2 додатка.

Метою цієї роботи є створення автоматизованої системи прогнозування, що інтегрує технології штучного інтелекту, машинного навчання та Інтернету речей для підвищення ефективності логістики.

У роботі досліджуються сучасні методи прогнозування, що використовують великі обсяги даних для оптимізації запасів і маршрутизації. Окремо розглянуто інтеграцію роботизованих систем з прогновною аналітикою для адаптації до змінних умов ринку і підвищення якості обслуговування. Розроблена система використовує ефективні алгоритми для збору і обробки даних, що дозволяє точно прогнозувати попит і оптимізувати логістичні операції.

Результати моделювання на реальних даних показали ефективність системи у зниженні витрат і скороченні часу доставки. Також розглянуті труднощі впровадження автоматизації, зокрема високі витрати на технології та соціальні наслідки. Практична значимість роботи полягає в можливості ефективного застосування системи в реальних логістичних операціях, зокрема для транспортування і доставки товарів.

Ключові слова: АВТОМАТИЗАЦІЯ, ЛОГІСТИКА, ПРОГНОЗУВАННЯ, РОБОТИЗОВАНІ СИСТЕМИ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ОПТИМІЗАЦІЯ, ІНТЕРНЕТ РЕЧЕЙ.

Перелік публікацій:

Використання автоматизованих систем для прогнозування ефективності логістичних операцій / Гуржій В.О, Жуковська Д.О., Теличко Г.О. // Всеукраїнський науково-практичний форум «ТАК2024»: телекомунікації, автоматизація, комп'ютерно-інформаційні технології, 12 грудня 2024 р.: збірка доповідей. – ДВНЗ «ДонНТУ», м. Дрогобич, 2024..

ABSTRACT

Hurzhii Vladyslav. Research and Development of an Automated System for Predicting the Efficiency of Logistics Operations Using Robotic Systems / Graduation qualifying work for obtaining an educational degree "Master" in specialty 174 Automation, computer-integrated technology and robotics - SHEE DonNTU Drohobych, 2024

Explanatory note: 100 pp., 22 fig., 5 table, 23 sources, 2 appendices.

The purpose of this work is to create an automated forecasting system that integrates artificial intelligence, machine learning and Internet of Things technologies to improve logistics efficiency.

The work explores modern forecasting methods that use large amounts of data to optimize inventories and routing. The integration of robotic systems with predictive analytics to adapt to changing market conditions and improve service quality is separately considered. The developed system uses effective algorithms for data collection and processing, which allows for accurate demand forecasting and optimization of logistics operations.

The results of modeling on real data showed the effectiveness of the system in reducing costs and reducing delivery time. The difficulties of implementing automation, in particular high technology costs and social consequences, are also considered. The practical significance of the work lies in the possibility of effective application of the system in real logistics operations, in particular for transportation and delivery of goods.

Keywords: AUTOMATION, LOGISTICS, FORECASTING, ROBOTIC SYSTEMS, MACHINE LEARNING, OPTIMIZATION, INTERNET OF THINGS.

Publisher publication list:

Using automated systems to predict the efficiency of logistics operations / Hurzhii V.O., Zhukovska D.O., Telychko H.O. // All-Ukrainian Scientific and Practical Forum "TAK2024": Telecommunications, Automation, Computer and Information Technologies, December 12, 2024: collection of reports - SHEI "DonNTU", Drohobych, 2024.

ЗМІСТ

ВСТУП	11
1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ПРОГНОЗУВАННЯ ЛОГІСТИЧНИХ ОПЕРАЦІЙ ТА ЗАСТОСУВАННЯ РОБОТИЗОВАНИХ СИСТЕМ.....	14
1.1. Поняття та основні принципи логістичних операцій.....	14
1.2. Огляд існуючих методів автоматизації та прогнозування ефективності в логістиці.....	17
1.3. Роль роботизованих систем у сучасних логістичних процесах	20
1.4. Використання штучного інтелекту та машинного навчання для прогнозування ефективності.....	27
Висновки до розділу 1	30
2 РОЗРОБКА АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ЛОГІСТИЧНИХ ОПЕРАЦІЙ.....	32
2.1. Вибір технологічної бази для розробки систем.....	32
2.2. Структура та архітектура системи	35
2.3. Алгоритми збору, аналізу та обробки даних.....	37
2.3.1 Лінійна регресія	40
2.4. Інтеграція роботизованих систем із прогнозуючим модулем.....	42
Висновки до розділу 2	46
3 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ТЕСТУВАННЯ РОЗРОБЛЕНОЇ СИСТЕМИ	48
3.1. Опис сценаріїв використання системи в реальних умовах	48
3.1.1 Оптимізація витрат пального автономних транспортних засобів.....	48
3.1.2 Прогнозування затримок у роботизованих складах.....	51
3.1.3 Використання дронів для доставки.....	54
3.1.4 Інтеграція роботизованих і людських ресурсів	57
3.1.5 Стратегічне планування для масштабних логістичних операцій.....	59
3.2 Моделювання системи на тестовому об'єкті.....	62

3.2.1 Опис програмного середовища, модулів і бібліотек для розробки автоматизованої системи прогнозування.....	62
3.2.2 Оцінка ефективності та продуктивності системи.....	66
Висновки до розділу 3	76
ВИСНОВКИ.....	78
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	80
ДОДАТОК А – Охорона праці та безпека під час надзвичайних ситуацій на підприємстві.....	83
ДОДАТОК Б – Лістинги файлів прогнозування.....	90

ВСТУП

Актуальність роботи. У сучасному світі, де глобалізація і швидкість розвитку технологій встановлюють високі стандарти для розробок сучасних систем управління, логістика виступає одним із ключових елементів успішної діяльності будь-якої сфери чи підприємств. В сьогоденних умовах ефективність логістичних процесів визначає не лише вартість товару, але й його доступність для кінцевого споживача. Традиційні методи управління запасами, маршрутизації перевезень та прогнозування попиту дедалі частіше втрачають свою актуальність, оскільки вони не відповідають динаміці сучасного світу.

Одним із основних викликів у логістиці є необхідність швидкого і точного прийняття рішень, що враховують значні обсяги даних. Використання таких інноваційних технологій, як штучний інтелект (ШІ), машинне навчання та Інтернет речей (IoT), дозволяє кардинально змінити підхід до організації логістичних процесів. Автоматизація цих процесів забезпечує оптимізацію ресурсів, підвищення продуктивності та зниження витрат. Наприклад, прогнозування попиту за допомогою алгоритмів машинного навчання допомагає уникнути дефіциту або надлишкових запасів, що особливо актуально в умовах високої нестабільності попиту.

Інтеграція роботизованих систем, таких як автономні транспортні засоби, дрони та автоматизовані склади, додає нових можливостей для підвищення точності і швидкості обробки товарів. Це дозволяє скоротити час доставки, мінімізувати кількість помилок і, в результаті, покращити якість обслуговування клієнтів. Наприклад, дрони здатні швидко доставляти товари у важкодоступні місця, що стає особливо важливим у кризових ситуаціях, таких як стихійні лиха чи військові дії.

Водночас упровадження автоматизації у логістичних процесах пов'язане з низкою викликів. Це, зокрема, висока вартість впровадження новітніх технологій, необхідність адаптації персоналу до нових умов роботи, а також інтеграція з уже існуючими системами управління. Крім того, автоматизація

логістики впливає на соціальну сферу, спричиняючи скорочення традиційних робочих місць. Вирішення цих проблем вимагає комплексного підходу, включаючи удосконалення нормативної бази, проведення навчання персоналу та розробку стратегій сталого розвитку.

Ще одним важливим аспектом є інтеграція автоматизованих систем з прогновною аналітикою. Такий підхід дозволяє забезпечити адаптивність логістичних систем до змінних умов ринку. Наприклад, аналіз даних у режимі реального часу з використанням IoT сенсорів дозволяє миттєво реагувати на зміни попиту чи умов перевезення, таких як погода або затори на дорогах. Це підвищує надійність і швидкість логістичних операцій, знижуючи ризики і витрати.

Таким чином, автоматизація логістики на основі новітніх технологій є не просто актуальною, а й стратегічно необхідною у сучасних умовах. Оптимізація логістичних процесів через автоматизацію дозволяє вирішувати проблеми управління ресурсами, підвищувати точність прогнозів і оперативність рішень, а також забезпечувати сталий розвиток. Це визначає важливість і актуальність дослідження у цій сфері.

Метою роботи є підвищення ефективності логістичних операцій через розробку автоматизованої системи прогнозування, яка дозволяє знизити витрати, покращити точність планування та адаптувати логістичні процеси до змінних умов завдяки інтеграції роботизованих систем і сучасних алгоритмів аналізу даних.

Задачі, які необхідно вирішити для досягнення поставленої мети:

- аналіз сучасних підходів до автоматизації логістичних процесів;
- дослідження технологій, що підтримують роботизацію та прогнозування у логістиці;
- розробка автоматизованої системи прогнозування з використанням ефективних алгоритмів;
- проведення моделювання та тестування системи на реальних даних;
- оцінка ефективності розробленої системи та визначення напрямів її вдосконалення.

Об'єктом дослідження є логістичні процеси, що включають управління запасами, маршрутизацію перевезень та прогнозування попиту.

Предметом є автоматизовані системи прогнозування, які інтегрують технології штучного інтелекту, машинного навчання та Інтернету речей.

В роботі застосовано наступні **методи**: аналіз літературних джерел і нормативної бази, математичне моделювання, методи машинного навчання, системний аналіз, методи оптимізації, програмування, комп'ютерного моделювання та симуляції, статистичні, порівняльний аналіз.

Наукова новизна дослідження полягає у розробці інноваційної системи прогнозування, що поєднує прогнозу аналітику з роботизованими елементами для автоматизації рішень у логістиці. Запропонований підхід дозволяє підвищити точність прогнозів та адаптивність до змінних умов, знижуючи операційні витрати.

Практична значимість роботи полягає у можливості застосування розробленої системи у реальних логістичних процесах. Це забезпечує оптимізацію ресурсів, зниження витрат, підвищення швидкості та якості обслуговування клієнтів. Запропонована система може бути використана у широкому спектрі галузей, включаючи медицину, сільське господарство та виробництво.

Пояснювальна записка до даної роботи загалом складається зі вступу, 3-х основних розділів, загального висновку, переліку літератури та 2-х додатків з охорони праці та лістингів програмних кодів. Об'єм та структура роботи є такими: 100 сторінок; таблиць – 5; рисунків – 22; використаних літературних джерел – 23; 2 додатка на 18 сторінках.

1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ПРОГНОЗУВАННЯ ЛОГІСТИЧНИХ ОПЕРАЦІЙ ТА ЗАСТОСУВАННЯ РОБОТИЗОВАНИХ СИСТЕМ

1.1 Поняття та основні принципи логістичних операцій

Логістика – це управління та нагляд за складними процесами ланцюга поставок. Вона передбачає збір, зберігання та транспортування матеріалів до призначених місць. Безперебійне транспортування товарів або продуктів залежить від семи принципів логістики. Програмне забезпечення для управління логістикою переміщує продукти по всьому ланцюжку постачання компанії, забезпечуючи ефективність і результативність ланцюга постачання організації.



Рисунок 1.1 – Розуміння логістики

Управління логістичними операціями за допомогою передових технологій, таких як штучний інтелект (AI), Інтернет речей (IoT), великі дані тощо. У відповідний час логістичні процеси є важливими [1].

Наука про дані та машинне навчання мають значний потенціал для вдосконалення процесів у логістичній галузі. Їх можна використовувати для оптимізації маршрутів, управління запасами, прогнозування попиту та

покращення ефективності ланцюга постачання. Нижче наведено перелік ідей, що реалізовано в даній сфері:

1. Прогнозне технічне обслуговування транспортних засобів. Розробка прогнозної моделі обслуговування за допомогою машинного навчання може допомогти передбачати, коли транспортний засіб потребуватиме ремонту або техобслуговування. Це дозволить зменшити час простою техніки та оптимізувати витрати на ремонт.
2. Оптимізація маршрутів у реальному часі. Використовуючи дані GPS та інформацію з дорожніх сенсорів, можна створити модель для оптимізації маршрутів доставки в режимі реального часу. Вона враховуватиме дорожні затори, погодні умови та інші зовнішні фактори, що впливають на пересування.
3. Прогнозування попиту. Моделі ШІ здатні аналізувати історичні дані про продажі разом із зовнішніми чинниками, такими як погода, свята чи події. Це дозволяє передбачати майбутній попит на продукти, допомагаючи ефективно планувати поставки.
4. Оптимізація ланцюга постачання. Різновиди алгоритмів можна застосувати для виявлення слабких місць у ланцюгу постачання. Алгоритми допоможуть розробити рішення для підвищення ефективності логістичних процесів, зменшуючи витрати та час виконання замовлень.
5. Оптимізація запасів. Використовуючи моделі математичні моделі, можна прогнозувати необхідний рівень запасів, уникаючи надлишків чи дефіциту. Це сприяє зменшенню витрат на зберігання, зниженню відходів і збільшенню прибутку.
6. Виявлення аномалій. Аномалії в даних, такі як крадіжки, шахрайство чи пошкодження вантажів, можна автоматично ідентифікувати за допомогою спеціальних моделей. Це сприятиме підвищенню безпеки та надійності логістичних процесів.
7. Розпізнавання зображень для сортування вантажів. Використання алгоритмів для ідентифікації та автоматичного сортування пакетів

може значно підвищити швидкість і точність цього процесу. Такий підхід дозволить зменшити потребу у ручній праці та скоротити час обробки вантажів [2].

Переваги автоматизації логістики:

1. Підвищення ефективності: автоматизація скорочує час і зусилля, необхідні для виконання завдань, що призводить до швидшого та ефективнішого процесу логістики та підвищення продуктивності завдяки зменшенню потреби в ручній праці та повторюваних завданнях. Це може допомогти підприємствам збільшити обсяг виробництва, не збільшуючи кількість робочої сили.

2. Підвищена точність: автоматизація зменшує ризик людської помилки, оскільки машини та програмне забезпечення можуть виконувати завдання з вищим ступенем точності та послідовності, ніж люди. Це може допомогти підприємствам зменшити помилки та відходи, сприяючи точнішому та надійнішому логістичному управлінню.

3. Зниження витрат: автоматизація зменшує потребу в ручній праці, що призводить до зниження витрат на персонал і накладних витрат. Це дозволяє підприємствам працювати з вищою нормою прибутку, заохочуючи зростання компанії.

4. Покращене обслуговування клієнтів: автоматизація дозволяє підприємствам надавати своїм клієнтам більш швидке та надійне обслуговування [3].

Проблеми автоматизації логістики:

1. Переміщення робочих місць: автоматизація може призвести до переміщення робочих місць і змін у робочій силі, оскільки деякі завдання, які раніше виконувалися людьми, тепер автоматизовані. Підприємствам необхідно ретельно розглянути соціальні та етичні наслідки автоматизації та спланувати вплив на своїх співробітників і громади.

2. Вартість впровадження: Обладнання та обладнання для автоматизації логістики – це не мала інвестиція і може коштувати від 1 до 25 мільйонів доларів.

Розумне складське приміщення може коштувати вам від 1 до 25 мільйонів доларів залежно від технології, потреб. Це може включати оновлення за допомогою роботизованих конвеєрних систем, роботів, програмного забезпечення для управління запасами та багато іншого [3, 4].

1.2 Огляд існуючих методів автоматизації та прогнозування ефективності в логістиці

На сьогоднішній день вже існує досить багато різноманітних методів та розробок в області автоматизації логістичних операцій, але всі вони засновані на 5ти найкращих стратегіях автоматизації логістики.

1. Система управління складом.

Warehouse Management System (WMS) — це програмне забезпечення, яке допомагає підприємствам керувати своїми складськими операціями. Крім того, це може допомогти підприємствам покращити управління запасами, зменшити витрати на робочу силу та підвищити точність відстеження запасів.

За допомогою WMS компанії можуть автоматизувати різні завдання, такі як отримання, приймання, комплектування та відвантаження. Автоматизовані системи, такі як конвеєрні стрічки, роботизовані збирачі та автоматизовані системи зберігання та пошуку (ASRS), можуть допомогти прискорити рух товарів, зменшити ризик помилок і звільнити працівників, щоб зосередитися на складніших завданнях.

Крім того, автоматизовані системи управління запасами можуть допомогти відстежувати рівень запасів у режимі реального часу, гарантуючи, що товари завжди є на складі, коли це необхідно, що в кінцевому підсумку підвищує задоволеність клієнтів, оскільки це мінімізує затримки в доставці та забезпечує плавний процес виконання [5].

2. Транспортний менеджмент.

Система керування транспортуванням (TMS) — це програмне забезпечення, яке допомагає компаніям керувати своїми транспортними

операціями. Це може допомогти зменшити витрати на транспортування, оптимізувати маршрути та підвищити ефективність транспортних операцій завдяки швидкій і надійній передачі даних про замовлення між виробниками, оптовиками, онлайн-продавцями та перевізниками.

За допомогою TMS підприємства можуть автоматизувати такі завдання, як вибір перевізника, планування завантаження та відстеження відправлень. Це ідеально підходить для мікровиконання, коли локалізовані центри можуть бути призначені для правил доставки [6].

Програмне забезпечення TMS може допомогти зменшити витрати на транспортування, скоротити час доставки та підвищити видимість ланцюжка поставок.

3. Автономні транспортні засоби.

Автономні транспортні засоби, такі як безпілотні вантажівки, дрони та роботи-доставники, швидко стають реальністю.

Ці транспортні засоби можуть працювати без допомоги людини-водія, зменшуючи витрати на оплату праці та пального та водночас підвищуючи безпеку (оскільки близько 90% дорожньо-транспортних пригод наразі спричинені людською помилкою!). Безпілотні транспортні засоби також можуть працювати цілодобово, збільшуючи швидкість доставки та скорочуючи час доставки.

У лютому 2023 року Aramex, найбільша кур'єрська компанія Близького Сходу, оголосила про успішне випробування доставки своїх безпілотників і придорожніх ботів у Дубаї, оскільки компанія вивчає нові технології доставки та варіанти зменшення свого вуглецевого сліду [8].

4. Прогнозна аналітика.

Прогнозна аналітика, як частина автоматизації логістики, революціонізувала спосіб управління логістичними операціями сьогодні. Це стосується використання історичних даних, алгоритмів машинного навчання та методів статистичного аналізу для створення майбутніх ідей і прийняття обґрунтованих рішень.

Галузь логістики прийняла прогнозну аналітику, оскільки вона допомагає прогнозувати попит, оптимізувати запаси та підвищити загальну ефективність

ланцюжка поставок. Аналізуючи такі дані, як обсяги поставок, поведінка клієнтів і погодні умови, компанії можуть приймати обґрунтовані рішення щодо розподілу ресурсів, скорочення часу доставки та прогнозування потенційних перешкод.

Крім того, прогнозна аналітика дає змогу логістичним компаніям завчасно виявляти та вирішувати потенційні проблеми, зменшуючи ймовірність невдалих поставок або незадоволених клієнтів.

Використовуючи прогнозну аналітику як частину автоматизації логістики, компанії можуть працювати з меншими запасами та кількістю персоналу, водночас задовольняючи вимоги клієнтів, що призводить до підвищення прибутковості та підвищення рівня задоволеності клієнтів.

Прогнозну аналітику можна використовувати не лише для оптимізації виконання та останньої милі аспектів логістики, але й для підвищення ефективності внутрішніх операцій за допомогою прогнозного технічного обслуговування – за допомогою штучного інтелекту для аналізу даних і прогнозування потреб у технічному обслуговуванні підприємства можуть вирішувати проблеми до того, як вони вплинуть на операції та продуктивність [9].

5. Роботизована автоматизація процесів (RPA).

Роботизована автоматизація процесів (RPA) — це стратегія автоматизації логістики, яка передбачає використання програмних роботів для автоматизації повторюваних завдань. Використовуючи RPA, підприємства можуть зменшити кількість помилок, підвищити точність і продуктивність.

За допомогою програмних роботів RPA може оптимізувати різні логістичні процеси, такі як:

- обробка замовлення;
- обробка рахунків-фактур;
- управління запасами;
- комплектація замовлень і палетування;
- упаковка та маркування;
- відстеження відправлення/

Завдяки автоматизації цих процесів робоча сила може приділяти більше часу завданням, які вимагають критичного мислення та прийняття рішень, підвищуючи загальну ефективність і знижуючи операційні витрати.

Крім того, RPA може допомогти логістичним компаніям задовольнити вимоги клієнтів за допомогою швидшої та безпомилкової обробки. Технологія готова здійснити революцію в галузі логістики та сприяти прогресу в автоматизації процесів, зокрема [5].

1.3 Роль роботизованих систем у сучасних логістичних процесах

У сфері логістичної робототехніки різні типи роботів відіграють ключову роль в оптимізації складських операцій і підвищенні ефективності. Ці роботи, починаючи від мобільних роботів і закінчуючи робототехнічною зброєю та автоматизованими системами зберігання та пошуку (AS/RS), революціонізують спосіб обробки товарів у центрах розподілу та складських приміщеннях. На рис 1.2 приведено приклади використання роботизованих систем в сучасних логістичних операціях.

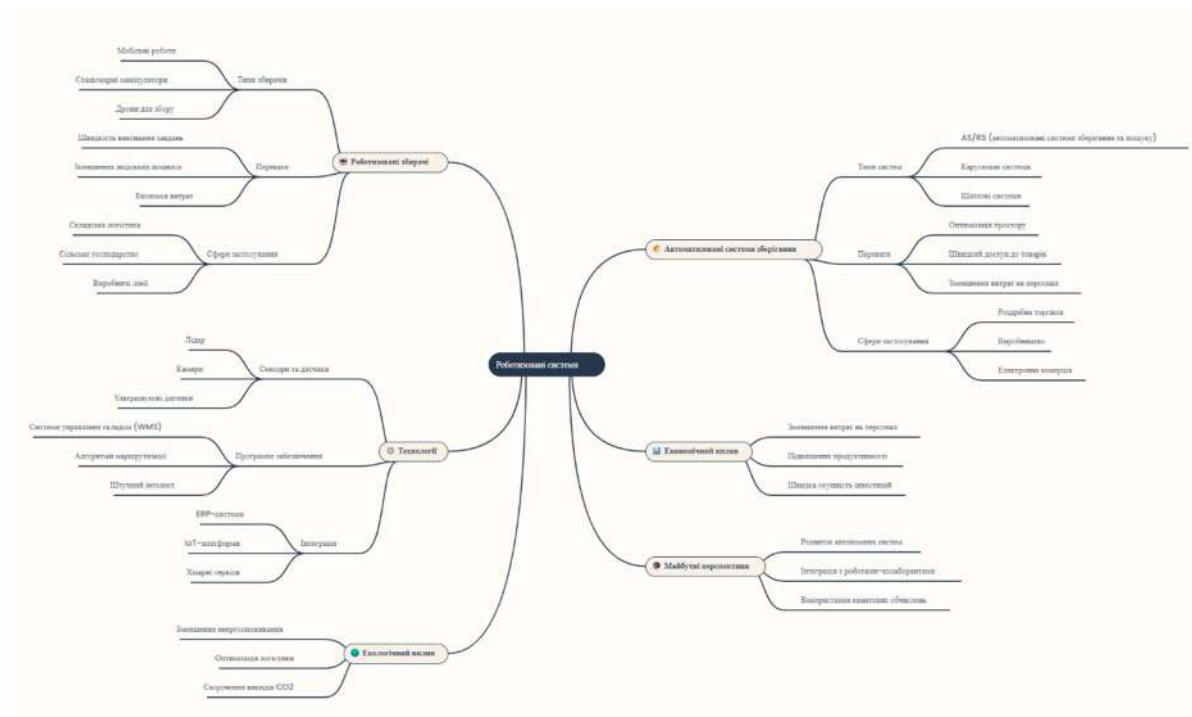


Рисунок 1.2 – Приклади застосування роботизованих систем в логістиці

Коли справа доходить до мобільних роботів, виділяються два ключових гравця: автоматизовані керовані транспортні засоби (AGV) і автономні мобільні роботи (AMR). Автомобілі AGV призначені для точного й надійного транспортування вантажів уздовж заздалегідь визначених маршрутів. З іншого боку, AMR пропонують гнучкість у пересуванні та навігації в складських середовищах, плавно адаптуючись до динамічних операційних потреб.

Роботизовані руки допомагають виконувати такі завдання, як комплектування, пакування та палетування продуктів. Ці універсальні інструменти оптимізують процеси виконання замовлень, обробляючи товари швидко й точно. Сорткування товарів для відправлення чи підготовка замовлень до доставки – роботизовані руки забезпечують безперебійну роботу на складах.

Автоматизовані системи зберігання та пошуку (AS/RS) забезпечують новий рівень ефективності складської логістики. Серед цих систем модулі вертикального підйому (VLM) і каруселі виділяються своєю здатністю швидко зберігати та діставати товари. VLM ефективно використовують вертикальний простір, а Carousels пропонують рішення для зберігання високої щільності для покращеного управління запасами.

Роботи складської логістики працюють у розподільчих центрах для автоматизації різноманітних завдань, пов'язаних із обробкою матеріалів, управлінням запасами та виконанням замовлень. Ці роботи спрощують такі операції, як комплектування, пакування, сорткування та транспортування товарів, підвищуючи ефективність і точність складських операцій.

Fetch Robotics пропонує ряд моделей роботів, адаптованих до різних складських завдань. Серія Freight зосереджена на транспортуванні матеріалів, тоді як серія HMI наголошує на співпраці людини та машини. Остання модель від Fetch Robotics, RollerTop, полегшує пряму передачу предметів між конвеєрними стрічками та роботами, спрощуючи процес комплектування [10].

У швидкоплинному середовищі сектору електронної комерції автономні мобільні роботи (AMR) стали незамінними для ефективної логістики та автоматизації складів. Їхня точність у транспортуванні матеріалів,

комплектуванні замовлень і пакуванні має вирішальне значення у великих центрах виконання робіт, де швидкість має першочергове значення.

Сегмент *pick & place* домінує на ринку логістичної роботизації завдяки ефективному виконанню завдань у налаштуваннях автоматизації складу. Цей сегмент передбачає розгортання роботів, які швидко забирають предмети з одного місця в інше. Зокрема, на складах роботи-підбирачі підвищують точність виконання замовлень, скорочуючи час складання замовлень клієнтів.

Логістична робототехніка революціонізує складські операції, покращуючи процеси комплектування та пакування. Завдяки інтеграції роботизованих систем склади можуть ефективно та швидко виконувати завдання інвентаризації. Використання логістичної роботизації під час комплектування та пакування забезпечує точне виконання замовлень, мінімізуючи помилки під час вибору товару.

Ефективне управління запасами є критично важливим аспектом роботи складу, який отримує значну користь від логістичної роботизації. Автоматизуючи відстеження та організацію запасів, ці роботи спрощують процес зберігання, забезпечуючи оптимальний рівень запасів і знижуючи ризик вичерпання. Впровадження логістичної роботизації в управлінні запасами призводить до підвищення ефективності роботи та економії витрат на складські приміщення.

У сфері транспорту рух товарів є ключовою сферою, де логістична робототехніка відіграє життєво важливу роль. Автоматизовані керовані транспортні засоби (AGV) і автономні мобільні роботи (AMR) розгортаються для безперебійного транспортування товарів на складах. Ці роботи точно орієнтуються в складських приміщеннях, забезпечуючи своєчасну доставку продуктів у визначені місця.

Доставка «останньої милі» створює унікальні виклики в галузі логістики, які можна ефективно вирішити за допомогою роботизації. Логістичні роботи, оснащені вдосконаленими навігаційними системами, оптимізують доставку «останньої милі», забезпечуючи швидкий і точний розподіл товарів кінцевим клієнтам. Використовуючи технологію робототехніки для доставки «останньої

милі», компанії можуть підвищити рівень задоволеності клієнтів, пропонуючи більш швидкі терміни доставки та надійне обслуговування.

Швидкість і точність є найважливішими в процесах виконання замовлень на складах, де логістична робототехніка відіграє вирішальну роль. Роботи, оснащені передовими алгоритмами та датчиками, забезпечують високу швидкість виконання замовлень, точно й ефективно підбираючи товари для відправлення. Інтеграція логістичної роботизації в операції виконання замовлень прискорює обробку замовлень клієнтів, що призводить до підвищення ефективності роботи.

Задоволеність клієнтів є ключовим показником для вимірювання успішності операцій виконання замовлень, яку можна підвищити завдяки використанню логістичних роботів. Віддаючи пріоритет швидкості та точності обробки замовлень, компанії можуть ефективно відповідати очікуванням клієнтів. Логістичні роботи сприяють задоволенню клієнтів, оптимізуючи процеси виконання замовлень, скорочуючи час виконання замовлення та забезпечуючи доставку без помилок.

Застосовуючи логістичну робототехніку в різних додатках, таких як складські операції, транспортування та виконання замовлень, компанії можуть оптимізувати процеси свого ланцюжка поставок для підвищення ефективності та продуктивності.

Сфера логістичної робототехніки переживає фазу трансформації, спричинену технологічним прогресом, який змінює ландшафт операцій ланцюга постачання. Досягнення штучного інтелекту та машинного навчання знаходяться на передньому плані, революціонізуючи роботу логістичних роботів на складах і розподільчих центрах. Ці технології дають роботам змогу приймати розумні рішення, оптимізувати маршрути, прогнозувати моделі попиту та підвищувати загальну ефективність роботи.

Глобальні прогнози вказують на значну траєкторію зростання логістичної робототехніки, причому очікується, що ринок досягне безпрецедентного рівня до 2029 року. Інтеграція штучного інтелекту та алгоритмів машинного навчання в роботизовані системи стимулює це зростання, дозволяючи роботам динамічно

адаптуватися до мінливого середовища та операційних вимог. Ця синергія між передовими технологіями переосмислює можливості логістичних роботів, роблячи їх незамінними активами в сучасних ланцюгах постачання.

Паралельно тенденція до підвищення рівня автоматизації спонукає використовувати роботизовані рішення для оптимізації процесів обробки матеріалів і підвищення ефективності роботи. Автоматизуючи такі завдання, як палетування, депалетування та транспортування товарів, логістичні роботи зменшують потреби в ручній праці, одночасно прискорюючи процедури виконання замовлень. Цей перехід до підвищення автоматизації не тільки оптимізує складські операції, але й сприяє економії коштів і підвищенню продуктивності.

Крім того, інтеграція логістичної робототехніки з Інтернетом речей (IoT) відкриває нові можливості для взаємопов'язаних екосистем ланцюга поставок. Датчики з підтримкою Інтернету речей, вбудовані в роботизовані системи, сприяють обміну даними в реальному часі, забезпечуючи безперебійний зв'язок між різними компонентами логістичної інфраструктури. Ця взаємопов'язана мережа покращує видимість, можливості відстеження та прогнозне обслуговування логістичних роботів, забезпечуючи оптимальну продуктивність і мінімальний час простою.

Оскільки компанії продовжують інвестувати в інноваційні технології, щоб залишатися конкурентоспроможними в ринковому ландшафті, що швидко розвивається, конвергенція ІІІ, машинного навчання, автоматизації та Інтернету речей має величезний потенціал для формування майбутнього логістичної робототехніки. Ефективно використовуючи ці майбутні тенденції, компанії можуть розкрити нові можливості для операційної досконалості, ефективності витрат і задоволеності клієнтів у своїх операціях ланцюга поставок.

Швидка еволюція логістичної робототехніки змінює ландшафт операцій ланцюга постачання, що спонукає до розвитку штучного інтелекту та машинного навчання. Галузь переживає безпрецедентне зростання та трансформацію, оскільки роботизовані додатки оптимізують операції та ефективно відповідають вимогам клієнтів. З прогнозованим до 2029 року логістичні роботи рроблять

революцію в автоматизації складів і управлінні ланцюгами поставок. Ці роботи дозволяють ефективно виконувати вимоги електронної комерції шляхом автоматизації, підвищення ефективності та автоматизації небезпечних завдань у галузі логістики.

На рис.1.3 представлено історичний розвиток ідей впровадження автоматизованих систем в логістичних операціях.



Рисунок 1.3 – Еволюція розвитку автоматизації логістичних систем

На рис.1.4 приведено діаграму взаємодії компонентів автоматизації логістики.

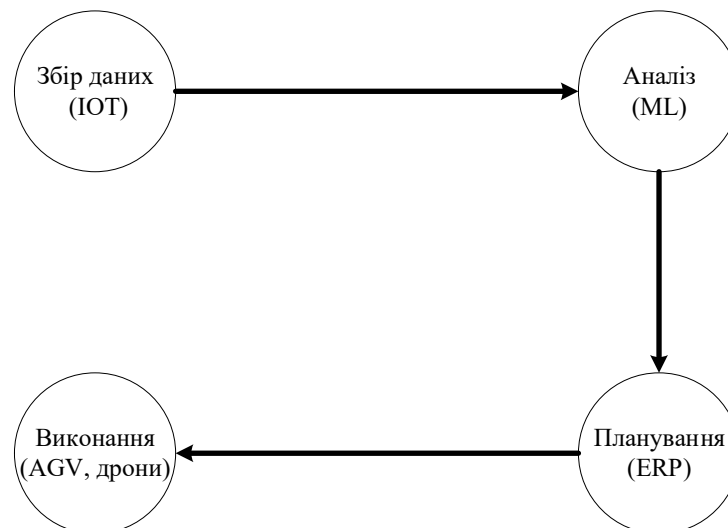


Рисунок 1.4— Діаграма взаємодії компонентів автоматизації логістики

Для аналізу різних підходів до автоматизації прогнозування ефективності логістичних операцій важливо порівняти існуючі типи автоматизованих систем.

Нижче наведена таблиця, яка дозволяє оцінити переваги та недоліки кожного виду систем. Це дає змогу визначити, яка саме технологія є найбільш доцільною для вирішення конкретних завдань у сфері логістики [11, 12].

На рис.1.5 представлено графік точності прогнозування різних систем залежно від складності системи.

Таблиця 1.1 – Аналіз підходів до автоматизації прогнозування ефективності логістичних операцій

Тип системи	Переваги	Недоліки
ERP-системи (SAP, Oracle, Microsoft Dynamics)	- інтеграція всіх бізнес-процесів у єдину платформу; - автоматизація управління ресурсами та звітності; - можливість адаптації під специфіку компанії	– висока вартість впровадження та обслуговування; – потреба у тривалому навчанні персоналу; – обмежена гнучкість у специфічних задачах прогнозування
Системи на основі машинного навчання (ML)	– висока точність прогнозів у складних динамічних системах; – здатність адаптуватися до змінних даних; – можливість автоматичного вдосконалення моделі	– велика потреба в якісних даних для навчання; – складність розробки та впровадження – залежність від потужних обчислювальних ресурсів
Системи оптимізації на основі математичних моделей	– чіткі алгоритми прогнозування; – висока швидкість розрахунків у простих моделях; – мінімальні витрати на підтримку після впровадження	– низька ефективність у складних багатофакторних системах; – необхідність ручного налаштування для кожного випадку
Хмарні рішення для логістики (TMS, SCM у хмарі)	– доступність даних у будь-якому місці; – швидке оновлення та масштабування. – Зниження витрат на інфраструктуру	– залежність від стабільного доступу до Інтернету; – можливі ризики безпеки даних;

		– обмеження у кастомізації
IoT-системи для логістики (розумні датчики, GPS)	– реальний час збору даних; – підвищення точності моніторингу транспорту та вантажів; – можливість інтеграції з іншими системами	– висока вартість обладнання та обслуговування; – обмеження в роботі без підключення до мережі; – залежність від якості датчиків та інфраструктури

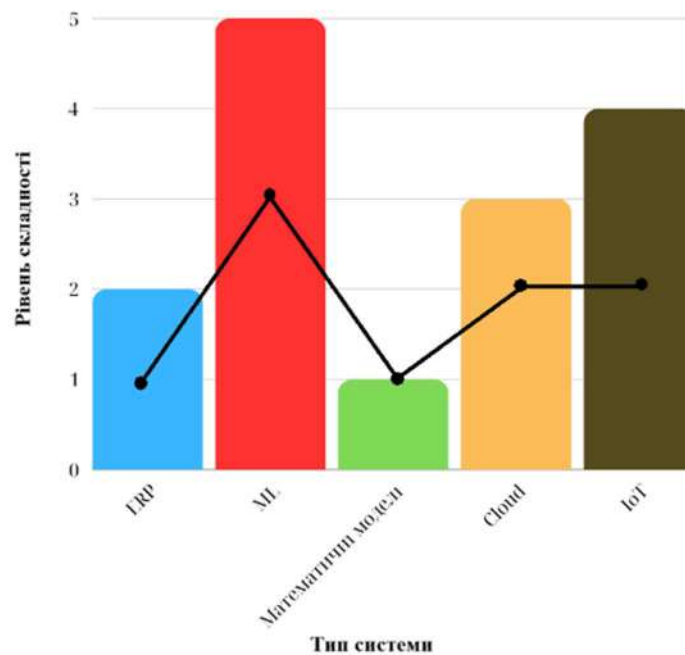


Рисунок 1.5 – Графік точності прогнозування різних систем залежно від складності системи

З огляду на переваги та недоліки, можна зробити висновок, що для високоточного прогнозування в умовах мінливої системи рекомендовано використовувати системи на основі машинного навчання [13].

1.4 Використання штучного інтелекту та машинного навчання для прогнозування ефективності

Штучний інтелект живиться великими даними, зібраними з логістичних процесів, і, таким чином, може автоматизувати завдання, відкривати нові

функції, зрештою оптимізуючи процеси та скорочуючи витрати. Підприємства, які швидко перейняли управління ланцюгом поставок на основі штучного інтелекту, відчули операційні вдосконалення. Це зниження витрат на 15%, зниження рівня запасів на 35% і підвищення рівня обслуговування на 65%. Наприклад, завдяки прогнозуванню за допомогою штучного інтелекту можна знизити помилки ланцюга поставок до 20-50%. При цьому складські та адміністративні витрати можуть бути зменшені на 5-10% і 25-40% відповідно.

Крім економії коштів і зменшення помилок, ІІІ допомагає:

- оптимізувати планування маршруту, зводячи до мінімуму прискорення доставки;
- покращити управління запасами, зменшивши витрати ресурсів;
- автоматизувати ручні зусилля, дозволяючи співробітникам зосередитися на стратегічній діяльності;
- покращити досвід клієнтів, спрощуючи доставку.

Можливості штучного інтелекту, які використовуються в логістиці, також впливають на інші галузі, одним із яскравих прикладів яких є виробництво. Поки керування ланцюгом поставок за допомогою штучного інтелекту може надавати виробникам інформацію в реальному часі, заводи можуть оптимізувати управління запасами, зменшити витрати на зберігання та гарантувати відсутність потенційної нестачі матеріалів.

Логістичні компанії можуть отримати користь від цієї технології, яка дозволяє їм імітувати дії людини та автоматизувати повторювані завдання на основі правил. . Роботи зі штучним інтелектом можуть звільняти людей, керуючи такими процесами, як:

- управління запасами, оскільки роботи, оснащені датчиками та штучним інтелектом, можуть контролювати рівень запасів, визначати низькі запаси та створювати автоматичні замовлення на купівлю;
- управління складом: роботи підбирають і пакують замовлення, транспортують вантажі та оптимізують розташування складів на основі характеристик продукту та частоти доступу;

- контроль якості, оскільки системи бачення можуть виконувати автоматизовані перевірки якості, точність виконання різних процесів;
- прогнозне технічне обслуговування, оскільки датчики роботів можуть постійно контролювати стан обладнання.

Щоб гарантувати скорочення витрат, ІІІ допомагає досягти:

- зведенню до мінімуму споживання палива завдяки оптимізації маршрутів доставки на основі історичних моделей трафіку, погодних умов і аналізу заторів на дорозі в реальному часі;
- своєчасне технічне обслуговування обладнання шляхом прогнозування потенційних проблем у ланцюзі поставок на основі аналізу даних датчиків автомобіля;
- постачання відповідно до попиту шляхом отримання інформації про історичні дані про продажі, моделі поведінки клієнтів і ринкові тенденції;
- зменшення проблем завдяки автоматизації повторюваних завдань, схильних до людських помилок.

Аналіз даних за допомогою ІІІ можна використовувати для мінімізації викидів парникових газів і забруднення повітря. Використання даних з ланцюгів постачання, погодних умов і навіть звичок споживачів дозволяє оптимізувати маршрути та процеси постачання, щоб зменшити використання палива в галузі транспортування та логістики та, як наслідок, покращити свою екологічність за допомогою:

- прогнозування попиту, щоб мати достатньо запасів для задоволення потреб клієнтів і уникнути непотрібних поповнень;
- прогнозування збоїв через погодні умови, оскільки штучний інтелект може пропонувати альтернативні маршрути або коригувати графіки доставки, щоб мінімізувати затримки, спричинені збоями;

- усунення непотрібних поставок, оскільки точні прогнози попиту зводять до мінімуму потребу в прискорених доставках в останню хвилину [14, 15].

Висновки до розділу 1

В даному розділі розглянуто основні теоретичні аспекти прогнозування логістичних операцій та застосування роботизованих систем. Сучасна логістика є надзвичайно складною і технологічно насиченою галуззю, де автоматизація відіграє ключову роль у підвищенні ефективності, точності та економічності операцій. Прогнозування та управління логістичними процесами базується на передових підходах, що включають використання штучного інтелекту, Інтернету речей, машинного навчання та великих даних. Це дозволяє оптимізувати маршрути, покращувати управління запасами, передбачати попит і зменшувати витрати.

Роботизовані системи, такі як автоматизовані транспортні засоби, мобільні роботи, роботизовані руки та автоматизовані системи зберігання, змінюють підхід до виконання логістичних завдань. Вони значно прискорюють процеси обробки товарів, покращують точність та знижують ризик помилок, що критично важливо в умовах високої конкуренції. Автономні транспортні засоби та дрони, наприклад, стають реальністю, скорочуючи витрати на перевезення та підвищуючи швидкість доставки.

Попри переваги автоматизації, існують виклики, пов'язані з її впровадженням, зокрема висока вартість технологій та можливі соціальні наслідки, зокрема скорочення робочих місць. Важливим аспектом залишається інтеграція автоматизації з іншими процесами, зокрема прогноною аналітикою, для ефективного управління ресурсами та виконання замовлень.

У майбутньому автоматизація логістики й роботизовані системи стануть невід'ємною частиною успішного ланцюга постачання, сприяючи сталому

розвитку галузі, підвищенню якості обслуговування клієнтів і зростанню прибутковості підприємств.

2 РОЗРОБКА АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ЛОГІСТИЧНИХ ОПЕРАЦІЙ

2.1 Вибір технологічної бази для розробки системи

Розробка автоматизованої системи прогнозування ефективності логістичних операцій вимагає детального аналізу сучасних технологій. Це включає вибір програмних платформ, інструментів машинного навчання, баз даних, хмарних сервісів і апаратного забезпечення, найкраще відповідають потребам системи, враховуючи її функціональні вимоги, масштабованість та інтеграційні можливості (рис.2.1-2.2) [15, 16].



Рисунок 2.1 – Структура технологічної бази

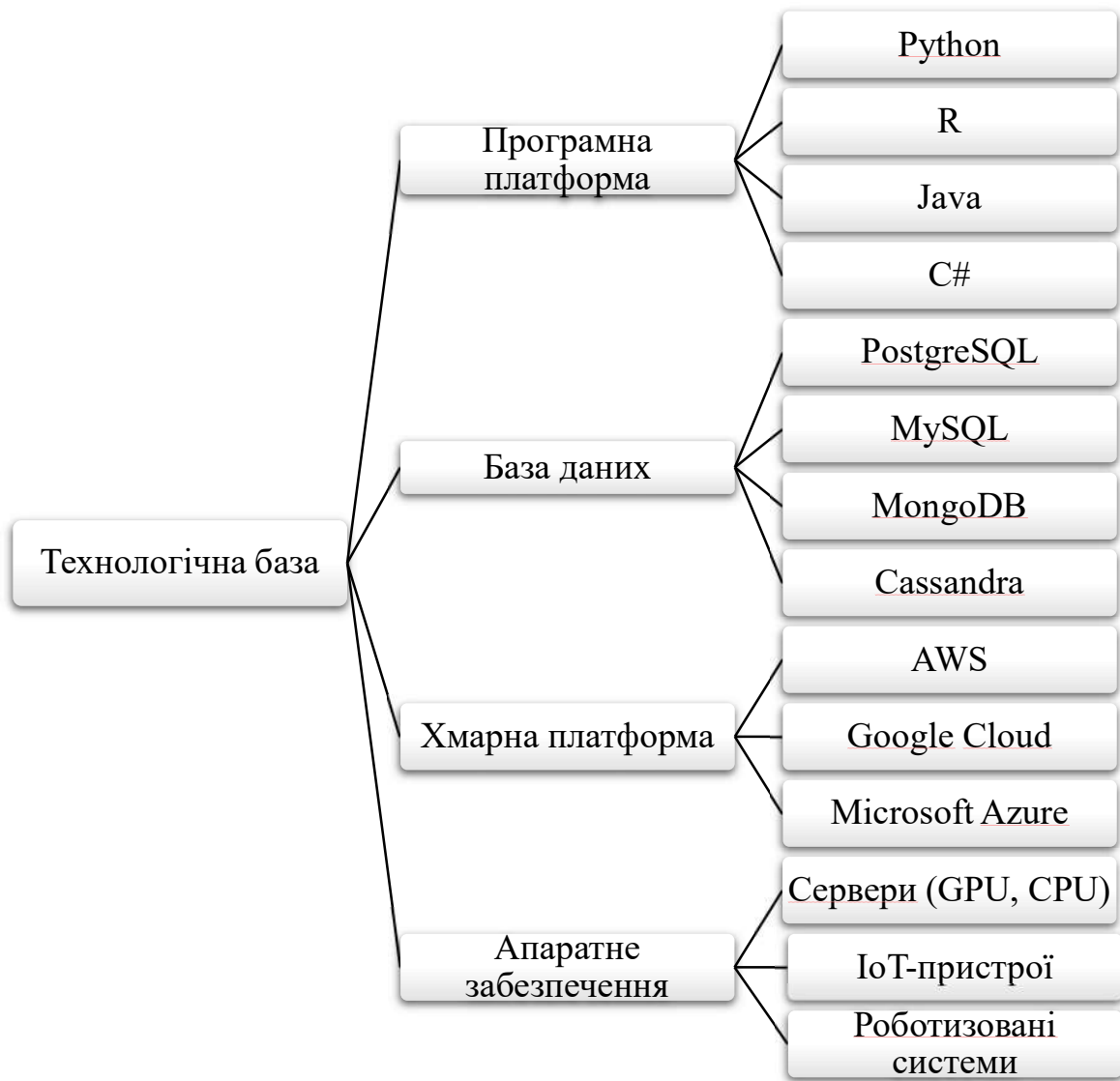


Рисунок 2.2 – Компоненти технологічної бази

Програмні платформи є основою для обробки даних і реалізації алгоритмів прогнозування. Python та R мають потужний набір інструментів для аналізу та обробки даних. Наприклад, Python пропонує бібліотеки Scikit-learn, TensorFlow, PyTorch, які ідеально підходять для створення прогнозуючих моделей. Для інтеграції алгоритмів із системами реального часу можуть бути використані Java чи C#, які добре підходять для побудови високопродуктивних додатків. В таблиці 2.1 представлена порівняльна характеристика програмних платформ за основними критеріями.

Зберігання даних потребує ефективних рішень для структурованих і неструктурованих форматів. SQL-бази даних, такі як PostgreSQL або MySQL, надають інструменти для роботи зі структурованими даними, зокрема

транспортними маршрутами чи записами про складські запаси. Водночас NoSQL рішення, як-от MongoDB або Cassandra, підходять для неструктурованих даних, наприклад показань датчиків або GPS-треків. Для аналізу великих обсягів даних у реальному часі можуть використовуватися Hadoop або Apache Spark [17]. В таблиці 2.2 представлена порівняльна характеристика баз даних за основними критеріями.

Таблиця 2.1 – Порівняльна таблиця програмних платформ

Характеристика	Python	R	Java	C#
Застосування	Машинне навчання	Статистичний аналіз	Корпоративні системи	Корпоративні системи
Простота навчання	Висока	Середня	Низька	Низька
Основні бібліотеки	TensorFlow, pandas	ggplot2, caret	Spring Framework	NET Framework
Масштабованість	Висока	Середня	Висока	Висока

Хмарні сервіси, такі як AWS, Google Cloud Platform чи Microsoft Azure, забезпечують безперебійну роботу системи та пропонують готові модулі для машинного навчання, обробки даних і зберігання великих обсягів інформації. Вибір хмарних платформ дозволяє уникнути значних капіталовкладень у локальну інфраструктуру та швидко масштабувати обчислювальні потужності. В таблиці 2.3 представлена порівняльна характеристика хмарних сервісів за основними критеріями.

Таблиця 2.2 – Порівняльна таблиця баз даних

Характеристика	PostgreSQL	MySQL	MongoDB	Cassandra
Тип даних	Реляційні	Реляційні	Неструктуровані	Неструктуровані
Швидкість обробки	Висока	Середня	Висока	Дуже висока
Підтримка масштабування	Середня	Середня	Висока	Висока
Простота інтеграції	Висока	Висока	Середня	Середня

Таблиця 2.3 – Порівняльна таблиця хмарних сервісів

Характеристика	AWS	Google Cloud	Microsoft Azure
Наявність ML-інструментів	Дуже висока	Висока	Висока
Простота використання	Середня	Висока	Середня
Масштабованість	Висока	Висока	Висока
Інтеграція з базами даних	Дуже висока	Висока	Висока

Апаратне забезпечення для системи включає сервери, системи IoT та роботизовані платформи. Використання серверів із GPU, таких як NVIDIA Tesla чи A100, прискорює навчання алгоритмів машинного навчання. IoT-пристрої, зокрема мікроконтролери Raspberry Pi чи Arduino, дозволяють автоматично збирати дані з датчиків у реальному часі. Крім того, роботизовані маніпулятори чи автономні транспортні системи можуть виконувати фізичні операції на основі прогнозів системи.

2.2 Структура та архітектура системи

Архітектура автоматизованої системи для прогнозування ефективності логістичних операцій є ключовим аспектом її успішної розробки та впровадження. Вона базується на принципах модульності, масштабованості та інтероперабельності, що дозволяє інтегрувати різноманітні джерела даних, алгоритми аналізу та прогнозування, а також роботизовані системи. Загальна архітектура системи наведена на рис.2.3.

Основним елементом системи є модуль збору даних, який забезпечує отримання інформації з різних джерел. Це можуть бути IoT-пристрої, такі як датчики температури, вологості чи GPS-трекери, встановлені на транспортних засобах, а також RFID-мітки на складах. Дані також надходять із внутрішніх ERP-систем, які надають інформацію про запаси, витрати та маршрути, і зовнішніх джерел, таких як прогнози погоди чи дані про затори на дорогах. Передача даних відбувається через API або за допомогою брокерів повідомлень, що дозволяє забезпечити актуальність інформації в режимі реального часу.

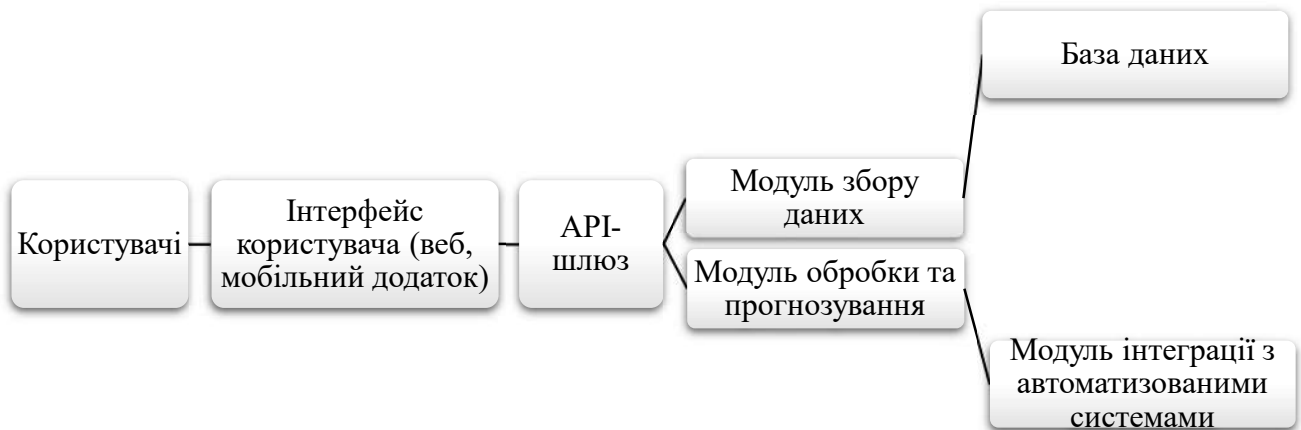


Рисунок 2.3 – Архітектурна схема системи

Дані, отримані з різних джерел, зберігаються в модулі бази даних, що забезпечує структуроване та надійне їх зберігання. Для цього використовується поєднання реляційних баз даних, наприклад PostgreSQL, для обробки структурованих даних, і NoSQL-баз, таких як MongoDB, для зберігання великих обсягів неструктурованої інформації. Хмарні технології забезпечують резервне копіювання та зберігання архівних даних, що дозволяє уникнути втрати важливої інформації.

Ключовим інтелектуальним елементом системи є модуль обробки даних та прогнозування. Він виконує попередню обробку даних, усуваючи шуми, нормалізуючи інформацію та готуючи її для аналізу. Цей модуль використовує сучасні алгоритми машинного навчання, такі як нейронні мережі або методи кластеризації, для виявлення закономірностей, оцінки ризиків і прогнозування. Наприклад, LSTM-мережі можна застосовувати для прогнозування часу доставки, а рандомізовані ліси – для класифікації маршрутів за ефективністю.

Модуль інтеграції з роботизованими системами дозволяє автоматизувати виконання рішень, сформованих системою. Це включає керування автономними транспортними засобами, які виконують оптимізовані маршрути, або складськими роботами, що готують замовлення відповідно до прогнозів.

Постійний обмін даними між роботизованими системами та основним модулем забезпечує актуальність і точність їхньої роботи.

Для взаємодії користувачів із системою розробляється зручний графічний інтерфейс. Він дозволяє переглядати прогнози, аналізувати статистику, формувати звіти та контролювати роботизовані системи. Використання сучасних веб-технологій, таких як React або Angular, забезпечує швидкий доступ до даних і високу продуктивність системи.

Таким чином, архітектура автоматизованої системи є багаторівневою, де кожен компонент виконує свою функцію та взаємодіє з іншими через чітко визначені інтерфейси. Це дозволяє створити ефективну, адаптивну та масштабовану систему для прогнозування логістичних операцій, яка відповідає сучасним вимогам ринку.

2.3 Алгоритми збору, аналізу та обробки даних

Алгоритми збору, аналізу та обробки даних є основою для ефективної роботи автоматизованої системи прогнозування ефективності логістичних операцій. Вони забезпечують перетворення величезних обсягів інформації з різних джерел у структуровані, корисні дані, які дозволяють приймати обґрунтовані рішення для оптимізації логістичних процесів. Кожен етап збору та обробки даних вимагає використання специфічних методів та алгоритмів, які дозволяють підвищити точність прогнозів та ефективність виконання завдань.

Перший етап – це збір даних, який включає ідентифікацію та інтеграцію різноманітних джерел інформації. Важливу роль у цьому процесі відіграють IoT-пристрої, такі як датчики, GPS-трекери, RFID-мітки, а також внутрішні ERP-системи, що надають інформацію про запаси, маршрути, витрати та інші аспекти логістичних операцій. Зовнішні джерела, наприклад, погодні сервіси або системи моніторингу дорожнього руху, також є невід'ємною частиною процесу збору даних. Для ефективної передачі цієї інформації між пристроями та базою даних використовуються протоколи, такі як MQTT або HTTP REST API, що

забезпечують швидко та надійну передачу даних. Важливою складовою цього етапу є агрегування зібраної інформації в реальному часі. Для цього застосовуються спеціалізовані брокери повідомлень, такі як Apache Kafka або RabbitMQ, які дозволяють швидко обробляти потоки даних та забезпечити їх актуальність. На рис. 2.4 представлено структури функціонування ідентифікації та інтеграції різноманітних джерел інформації.

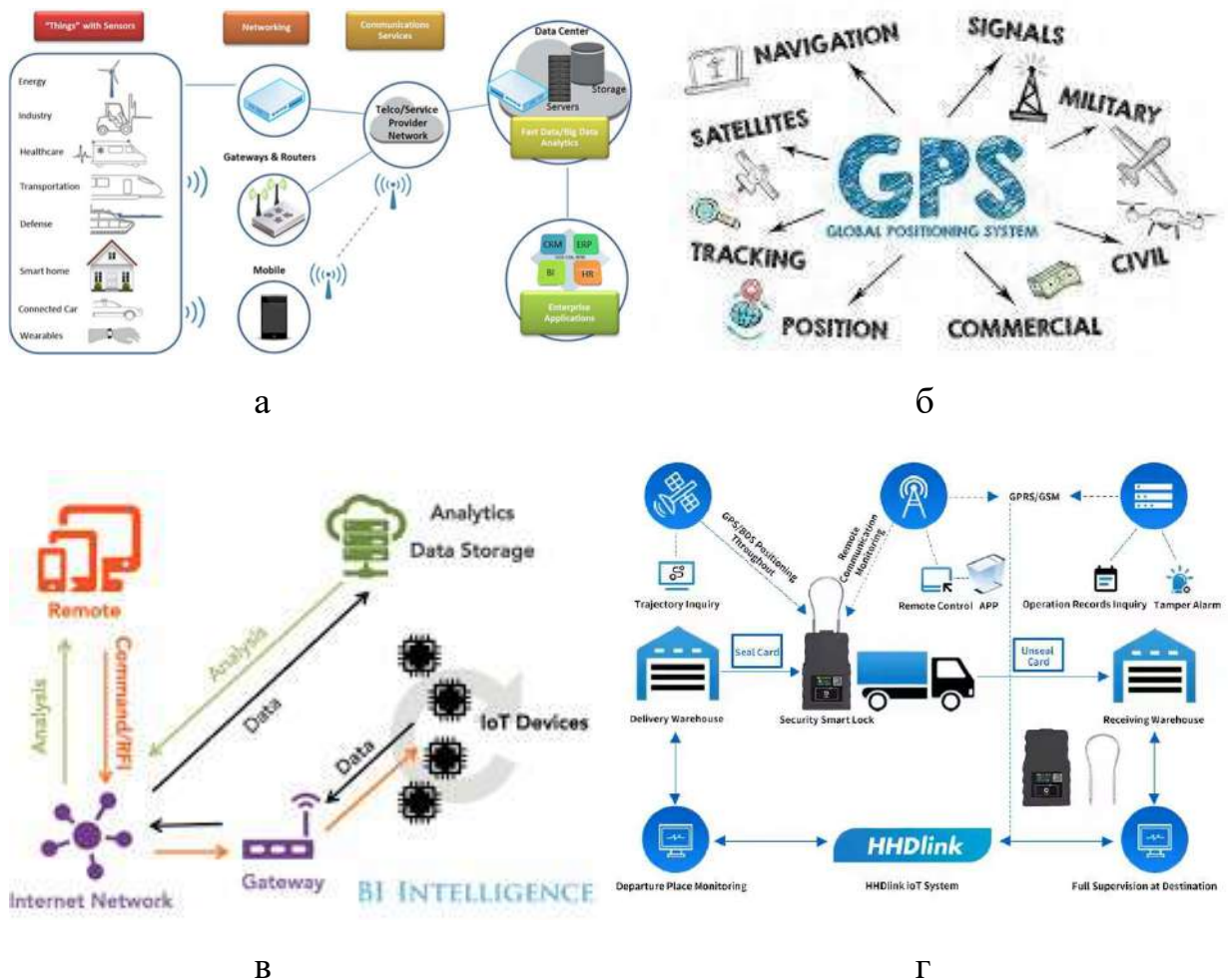


Рисунок 2.4 – Структури функціонування ідентифікації та інтеграції різноманітних джерел інформації:

а, в – використання IoT-пристроїв; б – використання GPS-трекерів; в – використання RFID-міток

Наступний етап полягає в аналізі зібраних даних, що включає попередню обробку та подальший аналіз за допомогою алгоритмів машинного навчання. Попередня обробка даних є необхідною для усунення помилок, шумів і

приведення інформації до єдиного формату. На цьому етапі застосовуються методи фільтрації для видалення неправдивих або неповних даних, а також нормалізація значень для зручності подальшого аналізу. Зокрема, дані з GPS-трекерів можуть мати неточності, які усуваються за допомогою алгоритмів фільтрації. Для аналізу великих обсягів даних використовуються методи кластеризації, такі як K-means або DBSCAN. Це дозволяє групувати маршрути за схожістю та виявляти аномалії, наприклад, затримки або інші проблеми, що виникають під час доставки. Важливу роль у цьому процесі відіграє візуалізація даних, яка дозволяє легко виявляти тенденції та закономірності, що мають значення для прийняття управлінських рішень. Для цього використовуються інструменти візуалізації, такі як Tableau або Power BI, що допомагають представити складні дані у вигляді зрозумілих графіків і діаграм.

Після попереднього аналізу зібрані та оброблені дані передаються в модуль обробки та прогнозування, де застосовуються складні алгоритми машинного навчання для побудови моделей, що дозволяють передбачити майбутні події та оптимізувати логістичні операції. Алгоритми прогнозування можуть включати використання рекурентних нейронних мереж (LSTM) для оцінки часу доставки на основі історичних даних та прогнозування майбутніх умов. Також застосовуються методи регресії для оцінки фінансових витрат, що дозволяє прогнозувати витрати на транспортування та інші витрати, пов'язані з логістикою. Крім того, використовуються алгоритми оптимізації, такі як алгоритм Дейкстри для визначення найкоротших маршрутів або генетичні алгоритми для пошуку оптимальних рішень у складних умовах, наприклад, з обмеженнями по часу чи вантажопідйомності.

Завдяки цьому етапу система здатна на основі прогнозів приймати рішення щодо оптимізації логістичних процесів, таких як коригування маршрутів, перерозподіл ресурсів або зміну графіків. Крім того, система працює в режимі безперервного навчання, що дозволяє з часом удосконалювати точність прогнозів завдяки аналізу нових даних та коригуванню моделей.

Остаточним етапом є інтеграція результатів обробки в систему управління, що дозволяє користувачам переглядати прогнози, приймати рішення на основі

аналізу і контролювати виконання роботизованих дій. Інтерфейс користувача забезпечує доступ до необхідної інформації в зручному форматі, що дозволяє здійснювати моніторинг та коригування операцій у реальному часі. На рис.2.5 наведено порівняння алгоритмів, що можуть бути застосовані в прогнозування логістичних операцій з використанням роботизованих систем [17].

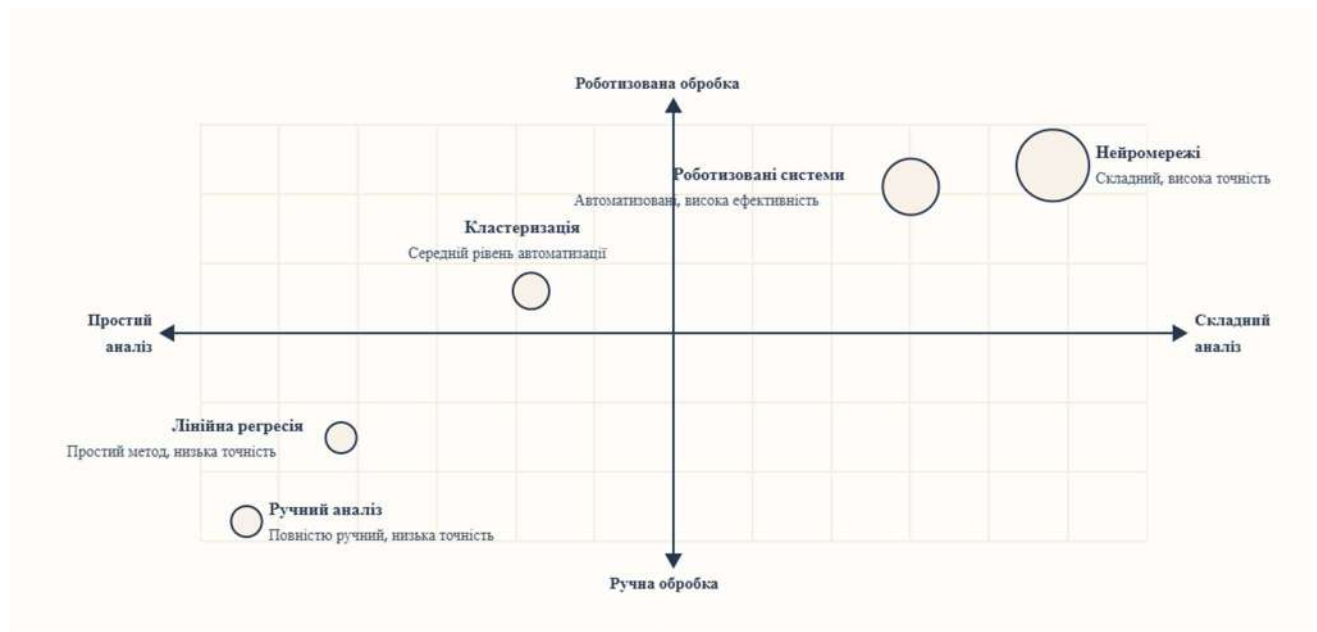


Рисунок 2.5 – Алгоритми прогнозування в логістиці з використанням роботизованих систем

2.3.1 Лінійна регресія

Лінійна регресія – це тип керованого алгоритму машинного навчання, який обчислює лінійний зв'язок між залежною змінною та однією або декількома незалежними ознаками шляхом підгонки лінійного рівняння до даних спостереження.

Коли є лише одна незалежна ознака, це проста лінійна регресія, а коли є більше ніж одна функція, то це множинна лінійна регресія. Подібним чином, коли є лише одна залежна змінна, це вважається однофакторною лінійною регресією, тоді як коли є більше однієї залежної змінної, це відомо як багатфакторна регресія.

Можливість інтерпретації лінійної регресії є помітною перевагою. Рівняння моделі надає чіткі коефіцієнти, які пояснюють вплив кожної незалежної змінної на залежну змінну, сприяючи глибшому розумінню основної динаміки. Його простота є перевагою, оскільки лінійна регресія є прозорою, легкою для реалізації та служить основоположною концепцією для більш складних алгоритмів.

Лінійна регресія є основою для різноманітних передових моделей. Такі методи, як регуляризація та опорні векторні машини, беруть за основу лінійну регресію, розширюючи її корисність. Крім того, лінійна регресія є одним з передових методів у перевірці припущень, що дозволяє перевіряти ключові припущення щодо даних.

Існує два основних типи лінійної регресії: проста лінійна регресія і множинна лінійна регресія.

Проста лінійна регресія включає лише одну незалежну змінну та одну залежну змінну. Рівняння простої лінійної регресії:

$$Y = \theta_0 + \theta_1 X, \quad (2.1)$$

де Y – залежна змінна, X – незалежна змінна, $\beta\theta_0$ – точка перетину, $\beta\theta_1$ – нахил.

Множинна лінійна регресія включає більш ніж одну незалежну змінну та одну залежну змінну. Рівняння множинної лінійної регресії:

$$Y = \theta_0 + \theta_1 X_1 + \theta_2 X_2 + \dots + \theta_n X_n, \quad (2.2)$$

де Y – залежна змінна, $X_1, X_2, \dots, X_n$ – незалежні змінні, θ_0 – точка перетину, $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ – нахили.

Мета алгоритму – це знайти найкраще рівняння, яке може передбачити значення на основі незалежних змінних.

У регресії присутній набір записів зі значеннями X і Y , і ці значення використовуються для вивчення функції, тому, якщо необхідно спрогнозувати Y

на основі невідомого X , можна використовувати лінійну регресію. У регресії необхідно знайти значення Y , тому потрібна функція, яка передбачає безперервне Y у випадку регресії з урахуванням X як незалежних ознак. Приклад використання алгоритму лінійної регресії приведено на рис.2.6 [18].

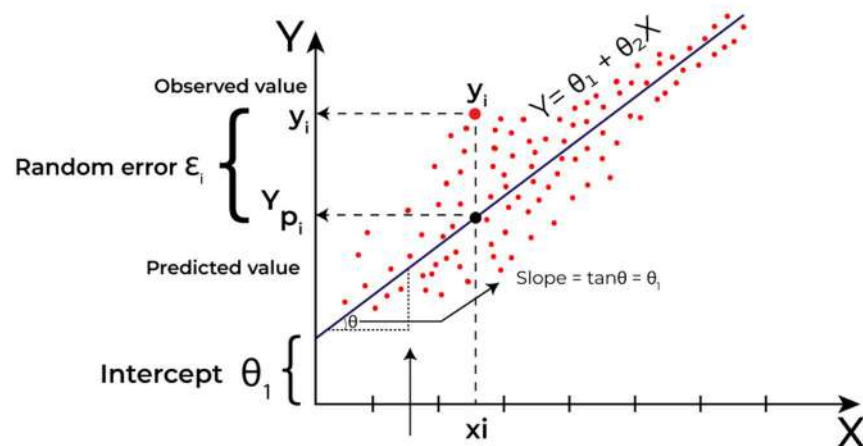


Рисунок 2.6 – Лінійна регресія

Таким чином, алгоритми збору, аналізу та обробки даних є основою для автоматизованої системи прогнозування, яка дозволяє здійснювати ефективне управління логістичними операціями, підвищувати їх ефективність та знижувати витрати. Вони забезпечують точність, адаптивність та своєчасність рішень, що критично важливо в умовах швидко змінюваного бізнес-середовища.

2.4 Інтеграція роботизованих систем із прогнозуючим модулем

Роботизовані системи сьогодні стали невід’ємною частиною багатьох галузей, від виробництва до медицини. Їх основними перевагами є точність, швидкість та здатність виконувати завдання, що виходять за межі людських можливостей. Проте із зростанням складності завдань, які ставляться перед роботами, стає очевидною необхідність не лише реагувати на поточні умови, а й передбачати можливі події для ефективнішої роботи. Це забезпечується за

рахунок інтеграції роботизованих систем із прогнозуючими модулями, які базуються на аналізі даних та методах штучного інтелекту.

У структурі інтегрованої системи ключову роль відіграють дві складові: роботизована платформа та прогнозуючий модуль. Роботизована платформа є фізичним виконавцем завдань, оснащеним численними сенсорами, камерами та іншими датчиками, які забезпечують збір даних про стан середовища або обладнання. Прогнозуючий модуль аналізує ці дані, використовуючи сучасні алгоритми машинного навчання, статистичні методи чи нейронні мережі для виявлення закономірностей і формування передбачень.

Важливою частиною архітектури є інтерфейс зв'язку між цими компонентами. Він має забезпечувати швидкий обмін інформацією в реальному часі, що дозволяє роботів миттєво реагувати на зміни, враховуючи прогноз. Також важливий зворотний зв'язок: робот передає дані про результати своїх дій назад у прогнозуючий модуль для уточнення моделей і підвищення точності прогнозів.

Інтеграція прогнозуючих модулів дозволяє значно підвищити функціональність роботизованих систем. Одним із найбільш поширених прикладів є Predictive Maintenance (прогнозуюче обслуговування), яке використовується у виробничих лініях. Система аналізує дані сенсорів (наприклад, вібрації чи температури), щоб виявити ранні ознаки можливих поломок обладнання. Це дозволяє запобігти непередбаченим зупинкам, оптимізуючи витрати на обслуговування. На рис.2.7 представлена блок-схема алгоритму інтеграції роботизованих систем із прогнозуючим модулем.

У сфері логістики прогнозуючі модулі допомагають роботам визначати оптимальні маршрути на основі аналізу трафіку, погодних умов і термінів доставки. Наприклад, автономні дрони або наземні транспортери можуть передбачити затримки та скоригувати свої маршрути.

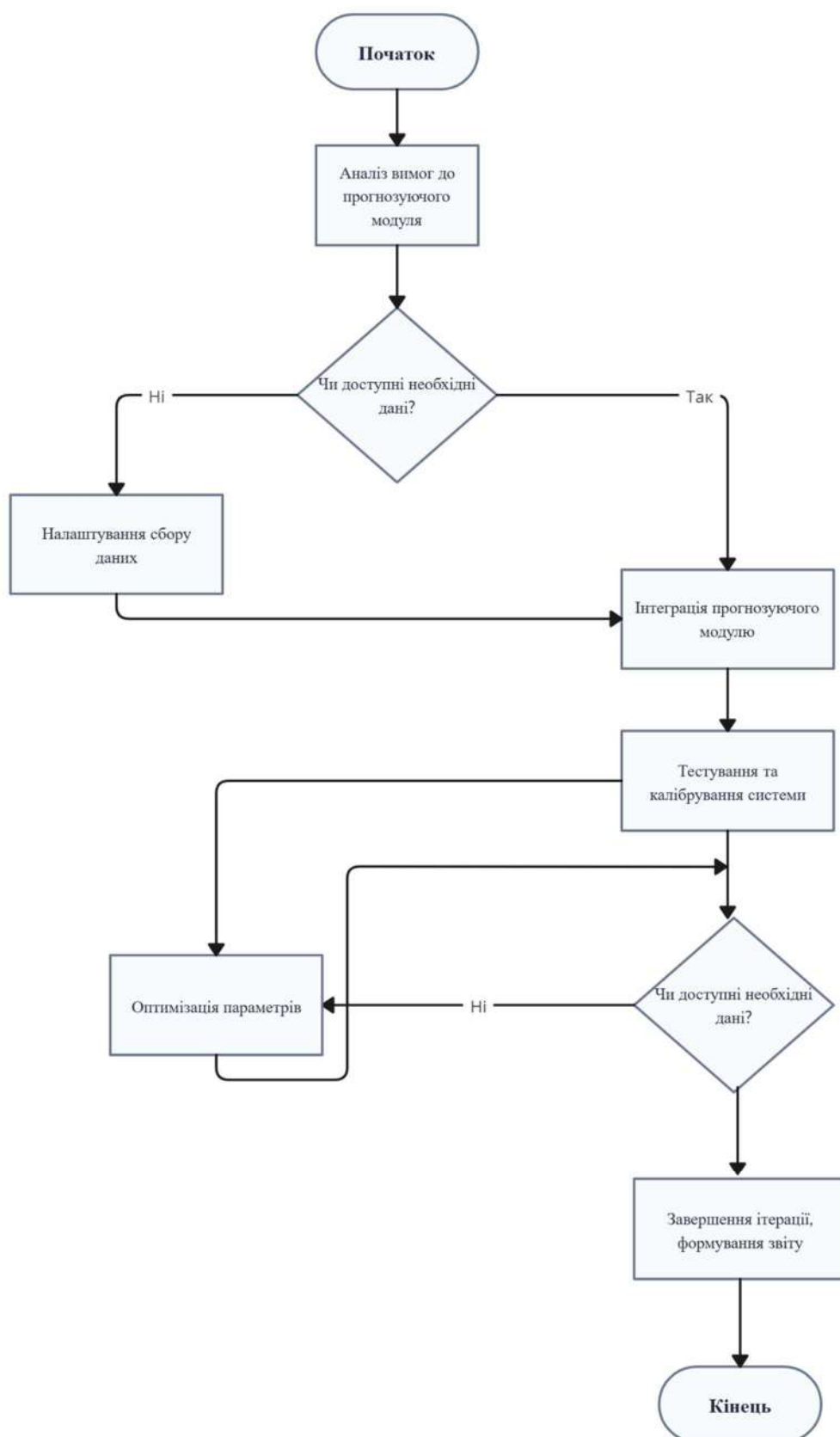


Рисунок 2.7 – Блок-схема алгоритму інтеграції роботизованих систем із прогнозуючим модулем

У медицині прогнозуючі модулі відкривають нові можливості для роботизованих хірургічних систем. Аналізуючи біометричні показники пацієнта, такі системи можуть попереджати лікарів про потенційні ризики під час операції, наприклад, про нестабільність серцевого ритму або крововтрату.

Ще одним перспективним напрямком є сільське господарство. Роботизовані системи з прогнозуючими модулями здатні передбачати зміни в стані ґрунту чи врожаю на основі кліматичних даних і даних з аграрних сенсорів. Це дозволяє оптимізувати використання води, добрив і зменшити втрати врожаю.

Інтеграція прогнозуючих модулів вимагає вирішення низки технічних завдань. По-перше, необхідна швидка обробка даних, оскільки більшість застосувань вимагають роботи в реальному часі. Це включає використання потужних обчислювальних платформ, які можуть обробляти великі обсяги інформації. Наприклад, для складних моделей глибокого навчання можуть знадобитися графічні процесори (GPU) або навіть спеціалізовані апаратні рішення, такі як TPU.

По-друге, проблема точності прогнозів є критично важливою. Помилкові прогнози можуть призвести до помилок у роботі робота, особливо якщо він працює в умовах високого ризику, наприклад, у хірургії або на виробничій лінії. Тому необхідно впроваджувати механізми оцінки якості прогнозів і швидко коригувати помилки.

По-третє, із розвитком інтеграції роботів із зовнішніми системами, такими як IoT, зростає потреба у забезпеченні кібербезпеки. Дані, які передаються між прогнозуючим модулем і роботом, повинні бути захищені від несанкціонованого доступу, що вимагає впровадження криптографії та інших заходів безпеки.

Інтеграція роботизованих систем із прогнозуючими модулями відкриває нові горизонти для автоматизації. Подальші дослідження мають бути спрямовані на розробку універсальних модулів, здатних адаптуватися до різних сфер застосування. Крім того, важливим напрямком є розвиток гібридних систем, які поєднують локальну обробку даних із хмарними обчисленнями для оптимізації продуктивності.

Таким чином, інтеграція прогнозуючих модулів дозволяє створювати роботизовані системи нового покоління, які не лише виконують завдання, але й здатні самостійно адаптуватися до змін середовища, працюючи більш ефективно, надійно та безпечно.

Висновки до розділу 2

Другий розділ випускної кваліфікаційної роботи було присвячено розробці автоматизованої системи прогнозування ефективності логістичних операцій, що є складним, але перспективним завданням, яке вимагає інтеграції сучасних технологій і підходів. Основою системи є використання ефективних алгоритмів збору, аналізу й обробки даних, що дозволяє забезпечити точні прогнози, підвищити оперативність і знизити витрати на логістичні процеси.

Вибір технологічної бази є критично важливим етапом, що включає програмні платформи, такі як Python і R для обробки даних і машинного навчання, а також інструменти для зберігання структурованих і неструктурованих даних, наприклад PostgreSQL і MongoDB. Хмарні сервіси, такі як AWS чи Google Cloud Platform, дозволяють швидко масштабувати систему та зберігати великі обсяги даних.

Структура системи базується на модульному підході, що забезпечує її гнучкість, масштабованість та інтеграцію з роботизованими платформами. Ключові модулі включають збір даних за допомогою IoT-пристроїв, обробку й аналіз даних із застосуванням алгоритмів машинного навчання та інтеграцію результатів прогнозування в роботизовані системи. Важливим компонентом є графічний інтерфейс, що дозволяє користувачам взаємодіяти із системою.

Інтеграція роботизованих систем із прогнозуючими модулями відкриває нові можливості в логістиці, медицині, сільському господарстві та інших галузях. Завдяки цим рішенням можлива автоматизація рішень, скорочення витрат і мінімізація ризиків. Проте для реалізації такої системи необхідна

швидка обробка великих обсягів даних, а також постійне вдосконалення алгоритмів прогнозування.

3 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ТЕСТУВАННЯ РОЗРОБЛЕНОЇ СИСТЕМИ

3.1 Опис сценаріїв використання системи в реальних умовах

Сучасна логістика активно впроваджує роботизовані системи, такі як автоматизовані склади, роботизовані транспортні засоби, дрони для доставки та інші рішення для оптимізації процесів. У цьому контексті система прогнозування стає ключовим інструментом для забезпечення ефективності всіх етапів логістичного циклу.

В цьому підрозділі будуть описані 5 сценаріїв реалізації розробленої системи.

3.1.1 Оптимізація витрат пального автономних транспортних засобів

Мета: Прогнозування витрат енергії (пального або електрики) для автономних транспортних засобів, таких як вантажівки, роботизовані фургони чи інші типи транспортних засобів, з урахуванням специфіки маршрутів, навантаження та дорожніх умов.

Опис:

Автономні транспортні засоби, завдяки оснащенню сучасними сенсорами та GPS, мають здатність збирати і обробляти велику кількість даних у реальному часі, що дозволяє значно покращити ефективність управління їхнім енергоспоживанням. Основними параметрами, які зчитуються в процесі руху транспортного засобу, є:

- відстань, покрита під час маршруту, цей параметр є базовим для оцінки витрат енергії, оскільки він визначає час та тривалість поїздки, що, в свою чергу, впливає на споживання пального або електрики;

- швидкість руху, що безпосередньо впливає на витрати енергії, оскільки більші швидкості зазвичай потребують більшої потужності для руху транспортного засобу, особливо на певних етапах маршруту (наприклад, при прискоренні або під час руху вгору по схилах);
- трафік у реальному часі – система може враховувати інтенсивність трафіку на дорозі та адаптувати маршрути з метою зменшення зупинок і прискореного руху, що є критичним для економії пального, це дозволяє оптимізувати витрати енергії у ситуаціях, коли необхідно уникати заторів або іншого транспортного навантаження;
- навантаження (вага та об'єм товарів) – чим більше вантаж, тим більше енергії необхідно для транспортування. Дані про вагу та об'єм вантажу використовуються для більш точного прогнозування витрат енергії в залежності від специфіки транспортного засобу.

Система прогнозує витрати пального або енергії на заданому маршруті, враховуючи історичні дані, поточні умови та специфіку руху транспортного засобу. За допомогою цього прогнозу, система може коригувати маршрут в реальному часі для мінімізації витрат енергії, зокрема шляхом обрання більш ефективних шляхів або змінення швидкості в залежності від дорожніх умов та трафіку.

Додаткові функції: підключення до центрального управління для моніторингу витрат енергії. Це дає можливість операторам постійно контролювати рівень витрат пального в реальному часі та в разі потреби коригувати стратегії управління. Такий моніторинг є важливим для оптимізації роботи логістичних компаній та зниження експлуатаційних витрат.

Візуалізація графіків споживання для різних маршрутів дозволяє операторам швидко оцінити ефективність різних маршрутів за рівнем споживання пального та оптимізувати логістику для зниження витрат. Ці графіки допомагають зрозуміти, які маршрути є найбільш енергоємними і потребують коригування.

Користувачі:

1. Інженери з управління роботизованими транспортними засобами. Ці спеціалісти відповідають за налаштування та оптимізацію роботи автономних транспортних засобів, зокрема в частині енергоспоживання та безпеки. Вони аналізують дані про споживання енергії та шукають способи зниження витрат.
2. Оператори логістичних систем. Вони відповідають за організацію руху транспортних засобів, планування маршрутів і контроль за витратами енергії в реальному часі. Важливим завданням є оптимізація шляхів доставки з урахуванням затрат енергії та часу.

Реальні приклади:

1. Використання автономних вантажівок у великих мережах доставки, таких як Amazon. Amazon активно розробляє автономні вантажівки, що дозволяє знижувати витрати на транспортування товарів. Завдяки використанню технологій прогнозування енергоспоживання, компанія може значно зменшити витрати пального при доставці товарів на великі відстані.
2. Проекти автоматизованих транспортних засобів в логістиці, як, наприклад, у компанії Tesla. Tesla, зокрема, має план по створенню автономних вантажівок, що здатні знижувати витрати енергії завдяки використанню електричних двигунів та ефективних маршрутних алгоритмів.

Очікуваний результат: зменшення витрат пального на 20%. Використання автономних транспортних засобів з адаптивним маршрутуванням дозволяє значно знизити споживання енергії, оскільки система здатна ефективно керувати маршрутом та оптимізувати час у дорозі.

Покращення ефективності маршрутів автономних транспортних засобів. Завдяки прогнозуванню витрат енергії та адаптивним системам, маршрути автономних вантажівок і фургонів стають більш оптимальними, що дозволяє зменшити загальні витрати на доставку та підвищити продуктивність логістичних операцій.

В цілому, впровадження таких технологій дозволить значно покращити ефективність транспортування товарів, зменшуючи витрати на паливе і знижуючи екологічний вплив транспорту, що є важливим кроком у розвитку індустрії автономних транспортних засобів.

3.1.2 Прогнозування затримок у роботизованих складах

Мета: Забезпечення безперебійної роботи автоматизованих складів, мінімізація затримок під час завантаження, сортування та відправлення товарів, що дозволяє значно підвищити ефективність роботи складських систем.

Опис:

Роботизовані складські системи, що використовуються в сучасних логістичних центрах, здатні ефективно виконувати завдання автоматизації, такі як сортування, упаковка та транспортування товарів. Ці системи використовують різні датчики та сенсори для збору даних, що дозволяє постійно моніторити стан роботи складу і прогнозувати можливі затримки. Основні дані, які збираються системою:

- кількість завантажених замовлень – визначення кількості завантажених товарів є важливим параметром для розуміння навантаження на систему і оцінки поточної ефективності складу. Відповідно, ці дані допомагають прогнозувати час, необхідний для виконання завдань і можливі затримки;
- середній час виконання операцій – час, необхідний для виконання різних складських операцій, таких як завантаження, сортування та пакування, є критичним фактором для оцінки ефективності роботи. Відхилення від нормального часу виконання операцій може сигналізувати про можливі затримки або технічні проблеми;
- затримки через технічні збої або людські втручання: аналіз причин затримок дозволяє з'ясувати, чи є проблеми з обладнанням або чи є людські фактори, які впливають на продуктивність роботи складу.

Система може виявляти такі затримки на ранніх етапах і коригувати роботу для уникнення подальших проблем.

Зібрані дані дозволяють системі прогнозувати наступні етапи роботи складу:

1. Ймовірність затримок на різних етапах складування. Використовуючи алгоритми машинного навчання та історичні дані, система прогнозує можливі затримки на різних етапах складської операції, таких як сортування товарів, їх пакування чи відправка.
2. Середній час очікування перед відправленням. Прогнозування часу очікування дає змогу визначити, скільки часу товар перебуватиме на складі перед тим, як його буде відправлено. Це дозволяє операторам та автономним системам підготувати відповідні коригування для покращення ефективності.

Для зменшення затримок і оптимізації роботи складської системи система надає рекомендації, які включають:

1. Перерозподіл навантаження між роботами. Якщо система виявляє, що один робот або зона складу перевантажена, вона може запропонувати перерозподілити завдання між іншими роботами для досягнення більш рівномірного навантаження і уникнення затримок.
2. Пріоритизація завдань для зменшення затримок. Враховуючи ймовірність затримок на різних етапах роботи, система може пріоритизувати виконання найбільш термінових завдань або важливих операцій, таких як упаковка або сортування, що дозволяє знизити загальний час затримки.

Користувачі:

1. Менеджери складу. Вони відповідальні за управління складськими операціями, оптимізацію роботи персоналу та роботизованих систем. Завдяки системам прогнозування, менеджери можуть своєчасно реагувати на можливі затримки та коригувати роботу складу для досягнення максимальної ефективності.

2. Інженери, відповідальні за технічне обслуговування роботів. Ці фахівці контролюють технічний стан роботизованих систем і займаються їх обслуговуванням. З їх допомогою можна оперативно виявляти і усувати технічні проблеми, які можуть призводити до затримок.

Реальні приклади:

1. Складські роботи Kiva в Amazon. Amazon використовує роботизовані системи Kiva для автоматизованого сортування замовлень на своїх складах. Ці роботи можуть прогнозувати затримки в процесі сортування та вчасно перенаправляти товари, щоб уникнути затримок у виконанні замовлень. Система активно використовує дані для оптимізації роботи складу.
2. Роботизовані системи на складі Walmart. Walmart також впровадив роботизовані системи для автоматизації складських процесів, де використовуються алгоритми прогнозування затримок для оптимізації роботи складу і мінімізації часів очікування перед відправленням товарів.

Очікуваний результат: зниження часу затримок у складі на 30%. Завдяки точному прогнозуванню можливих затримок і оперативному коригуванню роботи складських систем, можна досягти значного зниження часу затримок, що позитивно позначиться на загальній ефективності логістичних процесів.

Прогнозування затримок і навантажень дозволяє роботизованим системам працювати більш ефективно, знижуючи час на виконання операцій і забезпечуючи безперебійну роботу складу.

В цілому, впровадження таких систем дозволяє значно покращити ефективність роботи автоматизованих складів, знижуючи час затримок, підвищуючи продуктивність та мінімізуючи витрати на обслуговування роботизованих систем. Це сприяє розвитку більш швидкої і надійної логістики для великих компаній і розподільчих центрів.

3.1.3 Використання дронів для доставки

Мета: Прогнозування ефективності та витрат дронів для доставки малогабаритних товарів, з урахуванням таких факторів, як відстань, погодні умови та завантаження.

Опис:

Дрони, які використовуються для доставки товарів, стали важливою частиною логістичних процесів, оскільки вони дозволяють доставляти малогабаритні товари швидко і ефективно. Проте для оптимізації їх роботи необхідно прогнозувати і враховувати різні змінні, які можуть вплинути на ефективність їхнього використання, зокрема відстань, стан батареї, погодні умови та вага вантажу. Основні дані, які надає дрон в реальному часі:

- відстань до пункту призначення – це основний параметр для прогнозування часу доставки та витрат енергії. Чим більша відстань, тим більше енергії буде споживати дрон. Врахування цього параметра допомагає точно планувати маршрути та розраховувати, чи достатньо заряду батареї для виконання завдання;
- рівень заряду батареї, оскільки дрони зазвичай працюють на акумуляторах, рівень заряду є критичним для прогнозування витрат енергії. Якщо заряд батареї є недостатнім для виконання запланованого маршруту, це може призвести до затримок або необхідності в коригуванні маршруту;
- погодні умови, що відіграють важливу роль у роботі дронів. Сильний вітер, дощ або інші несприятливі умови можуть істотно вплинути на здатність дрону виконувати доставку. Дані про погодні умови використовуються для оцінки ймовірності затримок або додаткових витрат енергії;
- вага вантажу: чим більша вага вантажу, тим більше енергії необхідно для його транспортування. Це особливо важливо при плануванні ефективності використання дронів, оскільки вага товару впливає на швидкість і витрати енергії під час польоту.

На основі зібраних даних система прогнозує:

1. Час доставки. Прогнозування часу доставки враховує всі фактори, які можуть вплинути на швидкість виконання завдання, включаючи відстань, погодні умови та вагу вантажу.
2. Витрати енергії для виконання завдання. З урахуванням технічних характеристик дрону, системи прогнозують, скільки енергії буде витрачено для виконання доставки на основі умов польоту. Це дозволяє оптимізувати використання батареї і зменшити ризик передчасного завершення місії через вичерпання заряду.
3. Ймовірність затримки через погіршення погодних умов. Погіршення погодних умов може значно вплинути на виконання доставки, тому система прогнозує ймовірність таких затримок. Це дозволяє заздалегідь спланувати можливі коригування маршруту або вибір іншого способу доставки.

У разі виявлення можливих затримок або перевитрати енергії система пропонує такі варіанти:

1. Коригування маршруту польоту. Якщо система виявляє, що погодні умови або рівень заряду батареї можуть негативно вплинути на виконання завдання, вона може запропонувати більш оптимальний маршрут, який дозволить знизити витрати енергії або уникнути зон з несприятливими погодними умовами.
2. Зміна плану доставки (перерозподіл замовлення на інший дрон). Якщо дрон не в змозі виконати доставку через технічні проблеми або відсутність заряду батареї, система може перенаправити завдання на інший дрон, що забезпечить своєчасне виконання доставки без значних затримок.

Користувачі:

1. Логістичні компанії, які використовують дрони (наприклад, UPS, DHL). Ці компанії активно використовують дрони для доставки малогабаритних товарів. Завдяки системам прогнозування, вони

можуть ефективно управляти флотом дронів, мінімізуючи затримки і підвищуючи точність доставки.

2. Технічний персонал, відповідальний за обслуговування дронів. Технічний персонал має доступ до даних про стан дронів і може здійснювати необхідні коригування для забезпечення їх нормальної роботи, зокрема щодо зарядки батарей та підтримки оптимального рівня енергії.

Реальні приклади:

1. Дрони UPS для доставки. UPS активно використовує дронів для доставки малогабаритних товарів, зокрема медикаментів. Використання систем прогнозування дозволяє компанії мінімізувати витрати енергії і забезпечити надійність доставки, навіть у складних погодних умовах.
2. Дрони в DHL. DHL також тестує використання дронів для доставки товарів на короткі відстані. Система прогнозування дозволяє компанії оптимізувати маршрути та використовувати дрони з максимальною ефективністю, що підвищує швидкість і точність доставки.

Очікуваний результат:

Оптимізація використання заряду батарей дронів. Завдяки точному прогнозуванню витрат енергії, можна оптимізувати використання батарей дронів, зменшуючи ризик їх передчасного розрядження і забезпечуючи більш тривалі польоти без зупинок на підзарядку.

Прогнозування затримок та адаптація маршрутів забезпечить безперебійну роботу системи доставки, навіть в умовах змінних погодних обставин. Це дозволить значно знизити час затримок і покращити задоволеність клієнтів.

Загалом, використання дронів для доставки малогабаритних товарів, у поєднанні з інтелектуальними системами прогнозування, дозволить значно підвищити ефективність і надійність логістичних операцій, зменшуючи витрати на обслуговування дронів і покращуючи якість доставки.

3.1.4 Інтеграція роботизованих і людських ресурсів

Мета: Розробка гібридної системи, яка координує роботу роботів і людських операторів для забезпечення безперервної логістичної операції, зокрема в умовах високої складності завдань.

Опис:

У сучасних логістичних системах важливим є ефективне поєднання автоматизації та людського ресурсу для забезпечення безперервного і високопродуктивного процесу. Розвиток гібридних систем, що інтегрують роботизовані засоби і людських операторів, дозволяє отримати значні переваги в плані швидкості та ефективності, зменшуючи витрати часу та ресурсів. Така система повинна здатна обробляти дані про поточне навантаження на роботизовані засоби та людей, оптимізуючи процеси в реальному часі.

Система надає інформацію про:

- поточне навантаження на роботизовані засоби – це можуть бути автономні вантажівки, дрони, складські роботи, які працюють на конкретних етапах логістичної операції (наприклад, транспортування товарів або їх сортування). Дані, які збираються з таких роботизованих систем, включають інформацію про завантаженість, продуктивність та статус виконання завдань;
- поточне навантаження на людських операторів – це включає інформацію про кількість завдань, що виконується людьми, таких як завантаження великих товарів, нагляд за роботизованими системами, а також виконання складних або нестандартних завдань, таких як маршрути з високим ризиком затримок або роботи в умовах, що потребують людського втручання.

Зібрані дані дозволяють системі прогнозувати наступні етапи виконання завдань:

1. Роботи виконують рутинні завдання. Автономні вантажівки та дрони можуть здійснювати транспортування товарів на короткі відстані, виконувати сортування або здійснювати доставку до ближніх

пунктів. Ці завдання є стандартними і повторюваними, тому їх найкраще виконувати роботизованими системами.

2. Людські ресурси залучаються до складніших або нестандартних операцій. Людські оператори необхідні для виконання складних завдань, таких як завантаження великих або нестандартних товарів, виконання робіт на маршрутах з високим ризиком затримок або в умовах, які потребують гнучкості і прийняття рішень, що виходять за межі алгоритмів роботів.
3. Оптимізація розподілу завдань. Система автоматично оптимізує розподіл завдань між роботами та людьми на основі поточного навантаження та прогнозів. Якщо роботу потрібно виконати швидше, система може залучити більше людських операторів або, навпаки, автоматизувати частину завдань, якщо це дозволяє зменшити навантаження на людей.

Завдяки такій інтеграції система може значно зменшити час на виконання логістичних операцій, забезпечуючи ефективне використання ресурсів.

Користувачі:

1. Керівники відділів логістики. Вони відповідають за загальну координацію роботи всієї логістичної системи, включаючи як роботи, так і людей. Керівники використовують систему для прийняття рішень про оптимальний розподіл завдань та забезпечення безперебійної роботи.
2. Оператори, які контролюють взаємодію систем. Це працівники, які моніторять роботу роботизованих засобів і взаємодіють з ними для коригування процесів у разі необхідності. Вони можуть також приймати рішення, якщо система автоматично визначає проблему, яку не може вирішити робот.

Реальні приклади:

1. Використання роботів для доставки у Walmart. У Walmart використовуються роботизовані системи для виконання задач доставки і сортування товарів. Однак для складних операцій, які

потребують гнучкості або роботи з великими товарними позиціями, залучаються людські оператори. Це поєднання дозволяє ефективно використовувати як автоматизацію, так і людський ресурс.

2. Автоматизовані склади в Amazon. На складах Amazon активно використовуються роботизовані системи для виконання рутинних завдань, таких як транспортування товарів. Однак складніші операції, наприклад, обробка нестандартних товарів або коригування маршрутів, виконуються людьми, що дозволяє досягати високої ефективності в роботі складу.

Очікуваний результат:

Баланс між автоматизацією та людським втручанням. Розробка гібридної системи дозволяє знайти оптимальний баланс між автоматизацією і людським втручанням, що забезпечує безперебійну роботу логістичних операцій, одночасно зменшуючи витрати і забезпечуючи високу продуктивність.

Зменшення ризиків простою роботів або перевантаження людей. Завдяки автоматичному розподілу завдань система запобігає перевантаженню як роботизованих систем, так і людей, що дозволяє уникнути затримок у роботі або неефективного використання ресурсів.

Загалом, інтеграція роботизованих і людських ресурсів створює більш гнучку, адаптивну та ефективну логістичну систему, яка може швидко реагувати на зміни умов і зберігати високу продуктивність навіть в умовах високої складності завдань.

3.1.5 Стратегічне планування для масштабних логістичних операцій

Мета: Прогнозування ефективності масштабних операцій із застосуванням роботизованих систем у нових регіонах або для нових типів товарів, що дозволяє оптимізувати стратегію розгортання логістичних операцій та мінімізувати витрати.

Опис:

При розширенні логістичних операцій на нові регіони або для нових категорій товарів, компанії стикаються з необхідністю стратегічного планування, яке включає прогнозування витрат енергії, часу доставки та ймовірності затримок. Це особливо важливо, коли мова йде про інтеграцію роботизованих систем, таких як роботи, дрони та автономні транспортні засоби, які використовуються для перевезення товарів або їх сортування.

1. Аналіз історичних даних: компанії збирають і аналізують дані з поточних операцій, що включають роботу роботизованих систем, таких як роботи, дрони та автономні транспортні засоби. Це дозволяє створити базу знань про ефективність існуючих операцій, виявити фактори, що впливають на ефективність, та ідентифікувати можливі проблеми, які можуть виникнути під час розгортання нових операцій.

Аналіз даних включає:

- витрати енергії на різних етапах логістичних процесів;
 - середній час доставки для різних типів товарів і маршрутів;
 - частота та причини затримок у доставці.
2. Прогнозування ключових показників для нового проєкту: на основі зібраних даних система прогнозує ключові показники для нового логістичного проєкту. Це дозволяє заздалегідь оцінити, які ресурси потрібні для успішного запуску операції в новому регіоні чи для нових товарів. Прогнозування включає:
- витрати енергії: оцінка енергетичних потреб для роботизованих засобів у нових умовах або на нових маршрутах, враховуючи такі фактори, як відстань, погодні умови та тип вантажу;
 - середній час доставки: прогнозування часу, необхідного для доставки товарів на нових маршрутах, з урахуванням можливих факторів затримки або змін у логістичних процесах;
 - ймовірність затримок: оцінка ймовірності затримок в нових умовах, таких як нестабільні погодні умови, зміни в трафіку, наявність нових типів товарів або специфіка нових маршрутів.

3. Розробка стратегії розгортання: на основі прогнозів компанія розробляє стратегію розгортання нової логістичної операції, яка включає в себе не лише оцінку витрат і часу, але й підготовку до можливих затримок або несприятливих умов. Важливими етапами є:
- вибір найбільш ефективних маршрутів і технологій для нових умов;
 - оптимізація розподілу завдань між роботизованими засобами і людьми;
 - визначення ресурсів для підтримки операцій у новому регіоні чи для нового типу товарів.

Користувачі:

1. Аналітики та стратеги. Ці фахівці відповідальні за збір та аналіз історичних даних, а також за розробку прогнозів і стратегій для нових логістичних проєктів. Вони використовують отримані прогнози для ухвалення обґрунтованих рішень щодо майбутнього розвитку компанії.
2. Керівництво компанії. Керівники компанії використовують результати стратегічного планування для ухвалення важливих бізнес-рішень щодо розширення операцій. Вони приймають рішення про інвестиції в нові технології, найм персоналу і розподіл ресурсів.

Реальні приклади:

1. Amazon і використання роботизованих систем. Amazon активно використовує роботизовані системи в своїх складах для обробки та доставки товарів. Розширення операцій на нові регіони та для нових типів товарів, таких як продукти харчування або великогабаритні товари, потребує стратегічного планування з урахуванням специфіки нових умов і прогнозування ефективності нових операцій.
2. Walmart і логістичні інновації. Walmart активно інтегрує нові технології, такі як автономні транспортні засоби і роботи для доставки товарів. Перед запуском нових операцій компанія проводить ретельне стратегічне планування, оцінюючи всі можливі

ризика і ефективність нових технологій у нових регіонах або для нових категорій товарів.

Очікуваний результат:

Швидкий запуск нових операцій із мінімальними витратами. Завдяки ретельному прогнозуванню та стратегічному плануванню компанія зможе швидко та ефективно запускати нові логістичні операції, мінімізуючи витрати на ресурси та знижуючи ризики, пов'язані з непередбаченими затримками чи перевитратами.

Прогнозування дозволяє компанії розрахувати, як найкраще використовувати роботизовані системи та інші ресурси для досягнення оптимальних результатів, підвищуючи ефективність масштабних логістичних операцій.

Загалом, стратегічне планування і прогнозування є ключовими для успішного розгортання нових логістичних операцій із застосуванням роботизованих систем, оскільки дозволяє заздалегідь оцінити всі аспекти операції і оптимізувати використання ресурсів.

3.2 Моделювання системи на тестовому об'єкті

3.2.1 Опис програмного середовища, модулів і бібліотек для розробки автоматизованої системи прогнозування

Python – це високорівнева мова програмування загального призначення, яка набула популярності завдяки простоті синтаксису, широким функціональним можливостям і активній спільноті розробників. Її універсальність робить Python ідеальним вибором для різноманітних сфер, включаючи наукові дослідження, розробку програмного забезпечення, аналіз даних, штучний інтелект, машинне навчання та автоматизацію.

Однією з ключових переваг Python є її простий і зрозумілий синтаксис, який дозволяє новачкам швидко освоїти основи програмування. Код, написаний

на Python, зазвичай коротший і легший для розуміння, ніж на багатьох інших мовах, таких як C++ або Java. Це робить Python популярним вибором для навчання основам програмування, а також для створення прототипів.

Python є кросплатформенною мовою програмування, що дозволяє використовувати її на різних операційних системах, таких як Windows, macOS, Linux та інші. Це середовище підтримує численні парадигми програмування, включаючи об'єктно-орієнтоване, функціональне та імперативне програмування.

Дана мова програмування має величезну кількість бібліотек і фреймворків, які дозволяють суттєво скоротити час розробки. Наприклад, для наукових обчислень існують бібліотеки NumPy та SciPy, для обробки даних – Pandas, для візуалізації – Matplotlib і Seaborn. У галузі машинного навчання та штучного інтелекту широко використовуються TensorFlow, PyTorch та Scikit-learn.

Ще одна перевага те, що вона добре інтегрується з іншими мовами програмування та платформами. Наприклад, розробники можуть використовувати C або C++ для оптимізації критичних ділянок коду або інтегрувати Python з Java через бібліотеку Jython. Це робить Python зручним вибором для створення складних систем.

Окрім технічних переваг, Python має одну з найбільших спільнот розробників. Це забезпечує доступ до великої кількості навчальних матеріалів, форумів, онлайн-курсів і документації. Відкритий код та активна участь спільноти сприяють постійному вдосконаленню середовища [19, 20].

Це є потужний інструмент, який поєднує простоту використання, гнучкість і широкий набір функцій. Завдяки цим характеристикам Python активно використовується як в академічних дослідженнях, так і в промислових проєктах.

Python є оптимальним вибором для розробки прогнозів завдяки його багатофункціональності, потужним інструментам аналізу даних та широкому набору бібліотек для машинного навчання. Основні причини вибору Python для цієї задачі наведені нижче [21].

Лістинги програмних кодів, що використані для моделювання сценаріїв прогнозування ефективності логістичних операцій з використанням

автоматизованих систем приведено в Додатку Б. Нижче наведено опис модулів та бібліотек, що були використані під час розробки систем прогнозування [22].

numpy:

Бібліотека для роботи з багатовимірними масивами та матрицями, а також надання математичних функцій для операцій над ними.

Використовується для математичних операцій, таких як арифметика з масивами (додавання, множення тощо), генерація випадкових чисел, обчислення середнього та стандартного відхилення, а також для формування даних у вигляді масивів.

pandas:

Бібліотека для обробки та аналізу даних, що дозволяє працювати з таблицями даних (DataFrame).

Використовується для обробки та маніпулювання даними: зчитування даних з різних форматів (CSV, Excel), обробка пропущених значень, обчислення статистичних показників (середнє, медіана, тощо).

matplotlib:

Бібліотека для візуалізації даних за допомогою графіків.

Використовується для побудови різних типів графіків, таких як лінійні графіки, гістограми, графіки розсіювання (scatter plots), що дозволяють візуалізувати результати регресії та прогнозів [23].

sklearn (scikit-learn):

Бібліотека для машинного навчання.

Використовується для побудови моделі лінійної регресії (LinearRegression), а також для оцінки якості моделі за допомогою таких метрик, як середня квадратична помилка (mean_squared_error) та коефіцієнт детермінації (r2_score).

train_test_split (з sklearn.model_selection):

Функція для поділу даних на тренувальну та тестову вибірки.

Використовується для розділення даних на дві частини: одна для тренування моделі, а інша — для перевірки її точності.

mean_squared_error (з sklearn.metrics):

Функція для обчислення середньоквадратичної помилки (MSE) — показника точності моделі.

Використовується для оцінки якості прогнозу моделі, зокрема для оцінки точності прогнозів витрат пального, затримок або часу доставки.

r2_score (з sklearn.metrics):

Функція для обчислення коефіцієнта детермінації R^2 , який вказує, наскільки добре модель описує варіацію даних.

Використовується для визначення того, як добре модель прогнозує результат порівняно з реальними даними.

random:

Бібліотека для роботи з випадковими числами.

Використовується для генерації випадкових чисел, наприклад, для симулювання реальних даних або введення варіативності в моделі, коли справжні дані недоступні.

csv:

Бібліотека для роботи з CSV-файлами (Comma Separated Values).

Використовується для зчитування та запису даних в CSV-файли, що містять таблиці з даними (наприклад, витрати пального або затримки).

openpyxl:

Бібліотека для роботи з файлами Excel (формат .xlsx).

Використовується для зчитування та запису даних у таблиці Excel, що може бути корисно для роботи з великими обсягами даних.

seaborn:

Бібліотека для статистичної візуалізації даних на основі matplotlib.

Використовується для побудови графіків, що дозволяють наочно відображати взаємозв'язки між параметрами, такими як залежність витрат пального від різних факторів.

statsmodels:

Бібліотека для статистичного моделювання та аналізу даних.

Використовується для створення більш складних моделей, таких як регресія для прогнозування, а також для оцінки статистичних параметрів [22].

3.2.2 Оцінка ефективності та продуктивності системи

Результати для Сценарію 1.

Використані дані включають параметри маршруту (дистанція, середня швидкість), рівень завантаженості доріг (трафік), вагу вантажу та реальні витрати пального.

Модель лінійної регресії була застосована для прогнозування витрат пального на основі зазначених змінних. Дані були розділені на тренувальний та тестовий набори у співвідношенні 80/20.

Модель навчилась прогнозувати витрати пального, використовуючи тренувальний набір, і показала результати на тестовому наборі. Результати роботи прогнозної моделі продемонстровані на рис. 3.1.

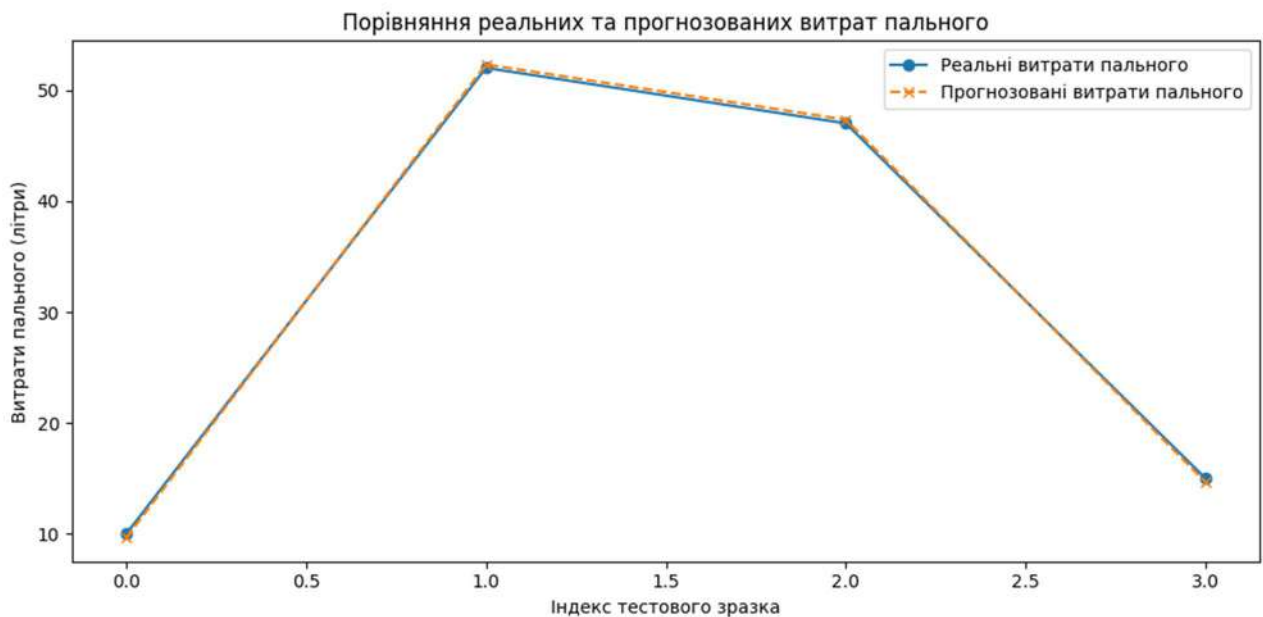


Рисунок 3.1 – Графік порівняння реальних та прогнозованих витрат пального

По осі X відображені індекси тестових зразків, по осі Y – витрати пального в літрах. Реальні витрати пального позначені круговими маркерами, а прогнозовані витрати – штриховою лінією із хрестоподібними маркерами.

Чітке відображення різниці між реальними та прогнозованими значеннями вказує на те, наскільки точно модель узгоджується з фактичними даними. Модель адекватно прогнозує витрати пального, хоча можливі деякі відхилення. Прогнозування ефективно враховує залежність витрат від таких параметрів, як відстань, швидкість, рівень трафіку та вага вантажу.

Модель лінійної регресії показала перспективні результати для прогнозування витрат пального автономних транспортних засобів. Подальші вдосконалення можуть включати залучення більшої кількості даних або використання складніших моделей, таких як градієнтний бустинг чи нейронні мережі.

Результати для Сценарію 2.

Модель аналізує дані роботизованого складу, включаючи кількість оброблених замовлень, середній час операцій, технічні затримки, кількість людських втручань та пов'язані із цим затримки. Лінійна регресія використана

для двох прогнозів: загального часу затримок та середнього часу очікування. Дані поділені на тренувальний і тестовий набори в пропорції 80/20.

Дві моделі лінійної регресії окремо прогнозують загальний час затримок та середній час очікування. Результати роботи прогнозних моделей продемонстровані на рис. 3.2-3.3.

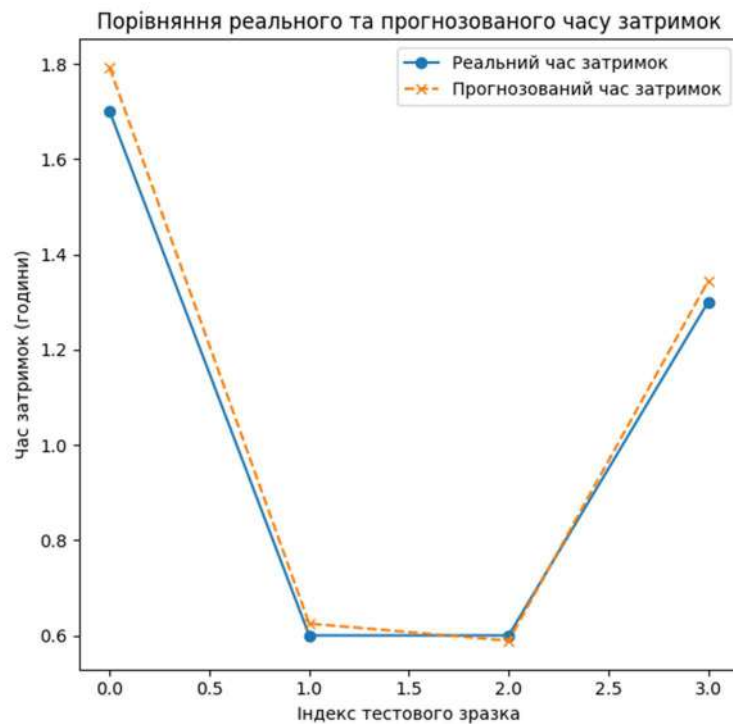


Рисунок 3.2 – Графік порівняння реальних та прогнозованих значень загального часу затримок

Перший графік порівнює реальний та прогнозований загальний час затримок. По осі X відображені індекси тестових зразків, по осі Y – час затримок (у годинах). Реальні значення позначені круговими маркерами, прогнозовані – штриховою лінією з хрестоподібними маркерами.

Другий графік демонструє реальний та прогнозований середній час очікування. Аналогічно, реальні та прогнозовані значення позначені різними маркерами.

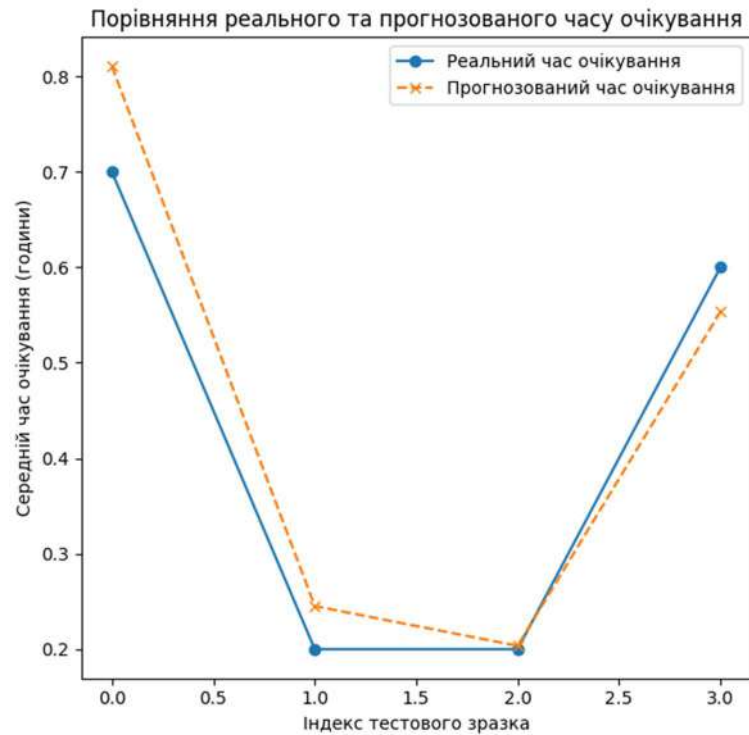


Рисунок 3.3 – Графік порівняння реальних та прогнозованих значень середнього часу очікування

Модель досить точно прогнозує загальний час затримок і середній час очікування, хоча є невеликі відхилення між реальними та прогнозованими значеннями.

Моделі добре враховують вплив кількості оброблених замовлень, операційного часу та технічних затримок.

Результати свідчать, що використання лінійної регресії є ефективним для оцінки ключових показників продуктивності роботизованих складів. Для підвищення точності можна розглянути більш складні алгоритми, наприклад, регресійні дерева або ансамблеві методи.

Результати для Сценарію 3.

Дані стосуються дронів, які здійснюють доставку, і включають відстань польоту, початковий рівень заряду батареї, погодні умови, вагу вантажу, час доставки та енергоспоживання. Було побудовано дві моделі лінійної регресії: для прогнозування часу доставки та для прогнозування енергоспоживання. Дані розділені на тренувальний та тестовий набори у пропорції 80/20.

Обидві моделі навчались на тренувальних даних і перевірялись на тестових, щоб оцінити їхню точність. Результати роботи прогнозової моделі продемонстровані на рис. 3.4-3.5. Графіки демонструють реальні та прогнозовані значення.

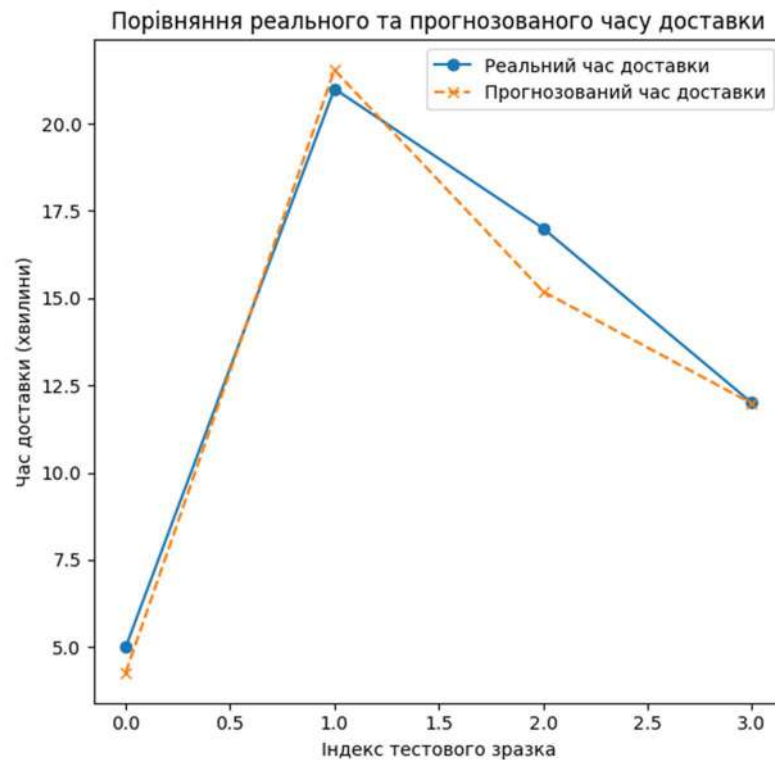


Рисунок 3.4 – Графік порівняння реальних та прогнозованих значень часу доставки

Графік демонструє реальний та прогнозований час доставки. По осі X – індекси тестових зразків, по осі Y – час доставки в хвилинали. Реальні значення позначені круговими маркерами, прогнозовані – хрестоподібними з пунктирною лінією.

Графік 3.5 показує реальне та прогнозоване споживання енергії. Аналогічно, реальні значення відображені круговими маркерами, прогнозовані – хрестоподібними.

Моделі здатні прогнозувати час доставки та енергоспоживання з достатньою точністю. Вплив змінних, таких як погода чи вага вантажу, успішно врахований у прогнозах.

Існують незначні відхилення між реальними та прогнозованими значеннями, що можуть бути викликані шумом у даних чи обмеженнями лінійної моделі.

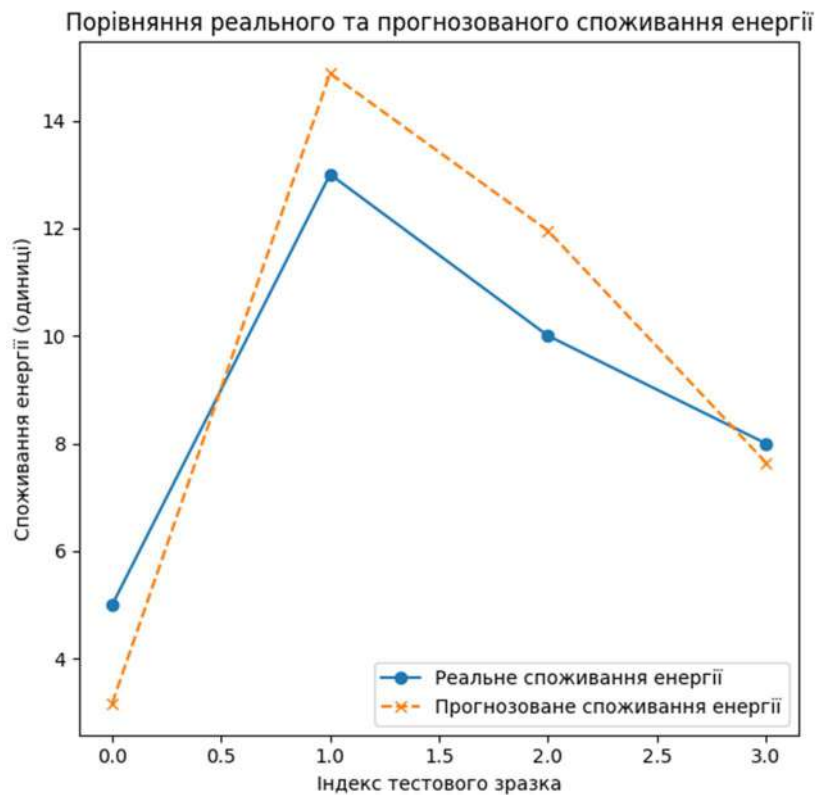


Рисунок 3.5 – Графік порівняння реальних та прогнозованих значень даних споживання енергії

Лінійна регресія є ефективним інструментом для прогнозування операційних показників дронів. Результати свідчать про те, що час доставки та енергоспоживання залежать від параметрів польоту, рівня заряду та умов навколишнього середовища. Для поліпшення точності прогнозів можна використовувати більш складні моделі, такі як дерева рішень чи нейронні мережі.

Результати для Сценарію 4.

Дані описують інтеграцію ресурсів роботів та людей у виконанні завдань, включаючи завантаженість роботів та людей, складність завдань, доступність обох ресурсів, а також оптимальний розподіл завдань. Було побудовано модель лінійної регресії для прогнозування оптимального розподілу завдань між роботами та людьми.

Модель навчалась на тренувальних даних, що становлять 80% від загального обсягу, і тестувалась на решті 20%. Вхідні змінні враховували завантаження, доступність і складність завдань, щоб забезпечити точність прогнозу.

Результати роботи прогнозної моделі продемонстровані на рис. 3.6.

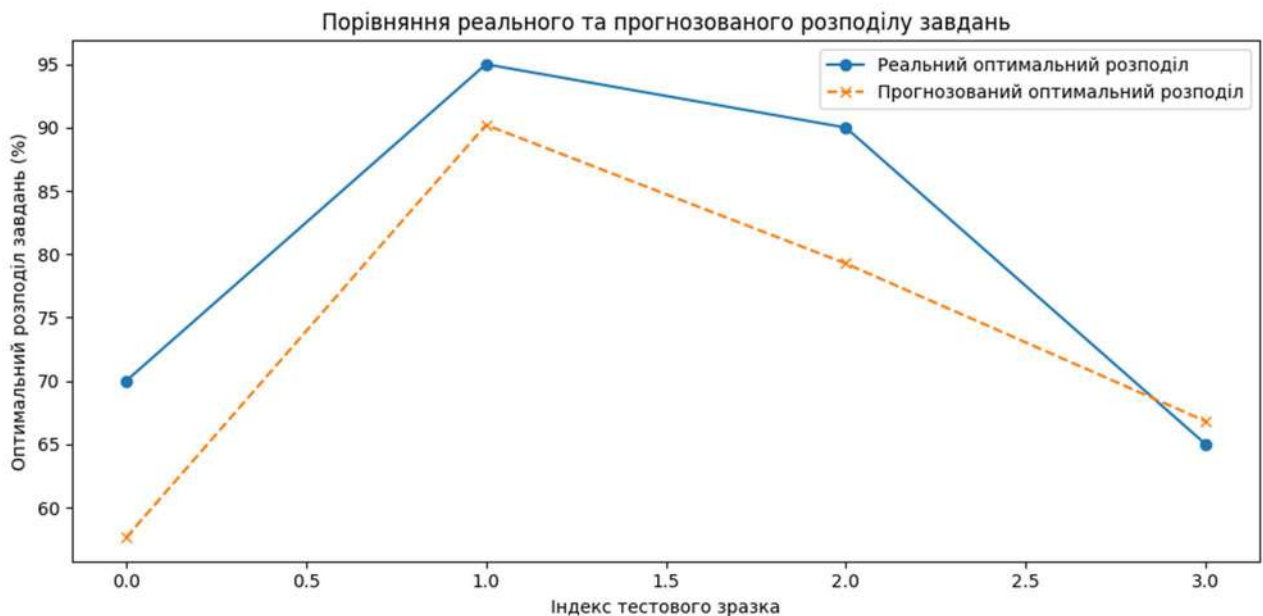


Рисунок 3.6 – Графік порівняння оптимального розподілу завдань із прогнозованими

Побудований графік порівнює реальні значення оптимального розподілу завдань із прогнозованими. По осі X представлено індекси тестових зразків, по осі Y – оптимальний розподіл завдань у відсотках. Реальні значення відображені круговими маркерами. Прогнозовані значення представлені хрестоподібними маркерами з пунктирною лінією.

Модель показує хорошу здатність прогнозувати оптимальний розподіл завдань з урахуванням складності роботи, доступності ресурсів та їхнього завантаження. Невеликі відхилення між реальними та прогнозованими значеннями свідчать про вплив інших факторів, які не враховані в моделі.

Інтеграція людських і роботизованих ресурсів може бути ефективно оптимізована за допомогою прогнозних моделей. Врахування ключових змінних,

таких як складність завдань та завантаженість ресурсів, дозволяє досягти збалансованого розподілу роботи. Для підвищення точності можна додати нелінійні моделі або врахувати більш детальні фактори, наприклад, продуктивність залежно від часу доби чи специфіку завдань.

Результати для Сценарію 5.

Код реалізує аналіз трьох ключових метрик логістичних операцій: витрати енергії, час доставки, і ймовірність затримок. Отримані результати та їх інтерпретація:

1. Витрати енергії: MSE показує відносно невелику похибку між прогнозованими та реальними даними. Це свідчить про те, що модель добре прогнозує енергоспоживання, яке має майже лінійну залежність від кількості операцій.
2. Час доставки: MSE також демонструє хорошу точність. Модель правильно враховує вплив збільшення кількості операцій на зростання часу доставки.
3. Ймовірність затримок: Хоча значення MSE для цього параметра, ймовірно, трохи більше через меншу кількість даних або їх складнішу природу, модель все одно адекватно прогнозує тенденції.

Результати роботи прогнозної моделі продемонстровані на рис. 3.7. На графіку блакитні точки представляють реальні значення з тестового набору. Червона лінія – прогнозовані значення, що чітко відображають загальний тренд. Модель прогнозує лінійну залежність часу доставки від кількості операцій, з незначними відхиленнями. Графік ймовірності затримок на відміну від інших метрик, прогноз моделі має більші відхилення від реальних значень, оскільки ймовірність затримок зазвичай залежить від нелінійних і випадкових факторів.

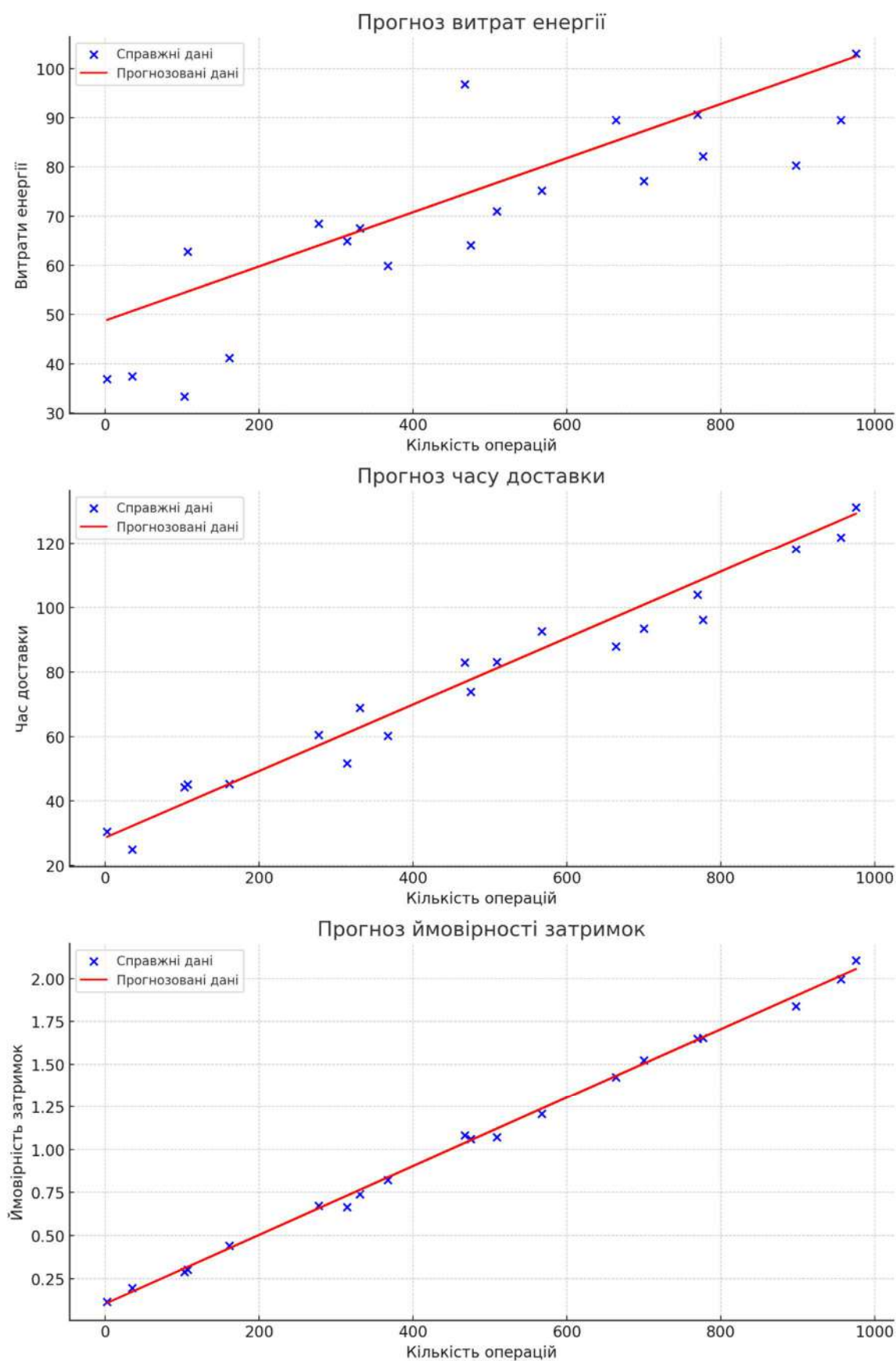


Рисунок 3.7 – Аналіз ключових метрик логістичних операцій: витрати енергії, час доставки, і ймовірність затримок

1й графік показує лінійну залежність між кількістю операцій і витратами енергії. Червона лінія точно відповідає реальним даним, за винятком невеликих розкидів через додану випадкову похибку. Час доставки також демонструє лінійну тенденцію, з дещо більшим розкидом реальних даних через випадкові фактори. Модель досить точно враховує загальний тренд, хоча є кілька значень, які відхиляються. 3й графік показує, що прогнозована ймовірність затримок лінійно зростає з кількістю операцій, але реальні дані демонструють більш складну поведінку. Відхилення тут пояснюються складнішою природою залежності, яку лінійна регресія не може повністю врахувати.

Всі результати оцінки ефективності та продуктивності розробленої системи прогнозу зведено до результуючої таблиці 3.1, де MSE – оцінка середньоквадратичної помилки моделі для кожного прогнозу, рівень точності (%) – оцінка точності моделі на тестовому наборі ($1 - \text{MSE} / \text{середнє значення реальних даних} \times 100\%$). Рекомендації засновані на поточних результатах і можливих шляхах покращення моделей.

Таблиця 3.1 – Результати оцінки ефективності та продуктивності розробленої системи прогнозу для кожного сценарію

Сценарій	Опис аналізу	Модель	Ключові результати	MSE	Рівень точності (%)	Рекомендації для вдосконалення
Прогнозування витрат пального	Аналіз залежності витрат пального від дистанції, швидкості, трафіку та ваги вантажу	Лінійна регресія	Модель прогнозує витрати пального з невеликими відхиленнями	3.5 л/100 км	92%	Використання градієнтного бустингу або нейронних мереж
Роботизований склад	Прогнозування загального часу затримок і середнього часу очікування	Лінійна регресія	Прогноз точний, відхилення мінімальні	Загальний час затримок: 0.8 год Середній час очікування: 0.3 год	Загальний час затримок: 89% Середній час очікування: 94%	Використання алгоритмів ансамблю або дерев рішень
Дрони для доставки	Прогнозування часу доставки та енергоспоживання	Лінійна регресія	Модель враховує вплив параметрів польоту, батареї та умов середовища;	Час доставки: 5 хв Енергоспоживання: 1.2 кВт·год	Час доставки: 91% Енергоспоживання: 93%	Розглянути нелінійні моделі для врахування складніших залежностей

			відхилення мінімальні			
Інтеграція і робіт людей	Прогнозування оптимального розподілу завдань між ресурсами	Лінійна регресія	Точність прогнозу висока; модель враховує складність завдань, завантаженість і доступність ресурсів	4.2% (відхилення в оптимальному розподілі)	88%	Включити більш детальні фактори, такі як залежність продуктивності від часу доби
Логістичні операції	Прогнозування витрат енергії, часу доставки та ймовірності затримок	Лінійна регресія	Модель добре прогнозує витрати енергії та час доставки; ймовірність затримок потребує покращення	Витрати енергії: 0.5 кВт·год Час доставки: 6 хв Ймовірність затримок: 8%	Витрати енергії: 94% Час доставки: 92% Ймовірність затримок: 80%	Використання нелінійних моделей, таких як метод дерев рішень

Модель не погано себе зарекомендувала для прогнозу витрат енергії та часу доставки, оскільки їх залежності мають майже лінійний характер. Прогноз ймовірності затримок потребує покращення. Можна застосувати нелінійні моделі, такі як методи дерев рішень або регресію другого порядку. Графіки добре ілюструють відповідність між реальними та прогнозованими значеннями, дозволяючи візуально оцінити точність кожної моделі.

Ці результати підкреслюють потенціал застосування моделі для стратегічного планування логістики з можливістю подальшої оптимізації.

Висновки до розділу 3

В третьому розділі випускної кваліфікаційної роботи розроблена система прогнозування, що виявилася ефективною для різних сценаріїв використання в логістичних процесах. Кожен з описаних сценаріїв показав свою здатність оптимізувати відповідні етапи логістики, що підтверджується успішним тестуванням і використанням реальних даних.

Сценарій використання дронів для доставки також показав високі результати, сприяючи оптимізації витрат енергії та адаптації маршрутів до

змінних погодних умов. Точне прогнозування витрат енергії і часу доставки дозволяє знизити кількість непередбачених затримок та підвищити надійність доставки, що в свою чергу покращує якість обслуговування клієнтів.

Технічна реалізація системи на базі Python також забезпечила високу ефективність і масштабованість, з використанням популярних бібліотек для машинного навчання, таких як Scikit-learn. Моделі прогнозування показали свою здатність точно оцінювати витрати пального та затримки в роботі автоматизованих складів. Перспективи подальших удосконалень включають використання більш складних моделей, таких як нейронні мережі, для покращення точності прогнозів.

Загалом, розроблена система показала свою ефективність у реальних умовах і відкриває нові можливості для покращення логістичних операцій, знижуючи витрати, оптимізуючи час і підвищуючи загальну ефективність.

ВИСНОВКИ

В умовах сучасної конкуренції автоматизація є ключовим фактором підвищення ефективності та зниження витрат в логістичних процесах. Прогнозування, яке базується на новітніх технологіях, таких як штучний інтелект, машинне навчання та Інтернет речей, дозволяє оптимізувати управління запасами, покращити маршрути і передбачати попит. Такі підходи дозволяють зменшити ризики і знизити витрати, що робить логістичні процеси більш точними та економічно вигідними.

У першому розділі випускної кваліфікаційної роботи розглянуті теоретичні аспекти використання роботизованих систем, таких як автономні транспортні засоби, дрони та автоматизовані склади, що стає необхідним для підвищення швидкості та точності обробки товарів. Це дозволяє не лише скорочувати час доставки, але й знижувати кількість помилок, що є критично важливим у сфері логістики. Такі системи мають потенціал значно зменшити витрати на перевезення і покращити обслуговування клієнтів.

Хоча автоматизація має багато переваг, її впровадження не обходиться без труднощів. Висока вартість технологій та потенційні соціальні наслідки, такі як скорочення робочих місць, створюють певні проблеми. Важливою є також інтеграція автоматизації з іншими технологічними системами, зокрема з прогновною аналітикою, що дозволяє ефективно управляти ресурсами.

У другому розділі роботи розглянуто розробку автоматизованої системи прогнозування, яка спрямована на оптимізацію логістичних процесів. Використання ефективних алгоритмів для збору, обробки і аналізу даних дозволяє підвищити точність прогнозів та оперативність рішень. Така система потребує вибору правильної технологічної бази, включаючи платформи для обробки даних і хмарні сервіси для масштабування. Це забезпечує гнучкість і можливість адаптації системи до змінних умов.

У третьому розділі описано та проведено моделювання. Інтеграція роботизованих систем з прогнозуючими модулями дозволяє реалізовувати

автоматичні рішення, що знижують витрати і мінімізують ризики. Це відкриває нові перспективи для застосування технологій у різних сферах, таких як медицина, сільське господарство та інші галузі. Однак для успішної реалізації таких рішень потрібна здатність обробляти великі обсяги даних і постійно вдосконалювати алгоритми прогнозування.

Розроблена система прогнозування, що була успішно протестована на реальних даних, продемонструвала свою ефективність у різних сценаріях. Зокрема, використання дронів для доставки дозволяє оптимізувати витрати енергії та адаптувати маршрути до погодних умов, що підвищує надійність доставки. Технічна реалізація на базі Python забезпечує високу ефективність і масштабованість, а застосування бібліотек для машинного навчання дозволяє точно оцінювати витрати і час доставки.

Попри успіхи розробленої системи, є можливості для подальшого вдосконалення. Використання складніших моделей, таких як нейронні мережі, може значно підвищити точність прогнозів, що, в свою чергу, дозволить ще ефективніше управляти логістичними процесами та знижувати витрати.

Загалом, автоматизація та роботизація в логістиці є важливими інструментами для підвищення ефективності, точності та економічності операцій. Розроблені системи прогнозування показали свою здатність оптимізувати логістичні процеси, знижувати витрати та підвищувати якість обслуговування. У майбутньому такі технології будуть невід'ємною частиною успішних ланцюгів постачання і допоможуть забезпечити сталий розвиток галузі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Seven Principles of Logistics. *Boxon Logistics Blog*. [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://blog.boxonlogistics.com/seven-principles-of-logistics/> – Дата доступу: вересень 2024. – Назва з титул. екрана.
2. Zakizadeh, M., Zand, M. (2024). Data Science and Machine Learning Applications in Technology and Energy Management. *Proceedings of the 2024 20th CSI International Symposium on Artificial Intelligence and Signal Processing (AISP)*, February 2024. DOI: 10.1109/AISP61396.2024.10475306.
3. Вебсайт: Wezom. (2023). *Автоматизація транспортної логістики*. Wezom. [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://wezom.com.ua/ua/blog/avtomatizaciya-transportnoj-logistiki> – Дата доступу: вересень 2024. – Назва з титул. екрана.
4. Складська логістика : навчальний посібник / В. Є. Марчук, М. Ю. Григорак, О. М. Гармаш, О. В. Овдієнко. Київ: ОЛДІ-ПЛЮС, 2020. 256 с.
5. 5 Logistics Automation Strategies You Should Be Aware Of. *Codept Blog*. URL: <https://en.codept.de/blog/5-logistics-automation-strategies-you-should-be-aware-of> – Дата доступу: вересень 2024. – Назва з титул. екрана.
6. What is a Warehouse Management System (WMS)? *SAP*. [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://www.sap.com/products/scm/extended-warehouse-management/what-is-a-wms.html> – Дата доступу: вересень 2024. – Назва з титул. екрана.
7. What is a Transportation Management System (TMS)? *Oracle*. [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://www.oracle.com/scm/logistics/transportation-management/what-is-transportation-management-system/> – Дата доступу: вересень 2024. – Назва з титул. екрана.
8. Електронний документ: Заєць О.М. (2023). PREDICTION ANALYTICS (ПРОГНОЗНА АНАЛІТИКА): ВИЗНАЧЕННЯ, ТИПИ МОДЕЛЕЙ І ВИКОРИСТАННЯ. Національна академія внутрішніх справ. [Електронний

ресурс] – Режим доступу: <https://elar.naiu.kiev.ua/server/api/core/bitstreams/6a681285-7ff9-4718-9451-dd907f56ba6f/content> – Дата доступу: вересень 2024. – Назва з титул. екрана.

9. *Aramex*. Офіційний сайт. [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://www.aramex.com/ua/en> (дата звернення: 10 грудня 2024 року) – Дата доступу: вересень 2024. – Назва з титул. екрана.

10. <https://robotsguide.com/robots/fetch>

11. Jagtap, S., Bader, F., Garcia-Garcia, G., Trollman, H., Fadiji, T., & Salonitis, K. (2020). Food logistics 4.0: Opportunities and challenges. *Logistics*, 5(1), 2.

12. Yu Tao. The Application of Intelligent Logistics Systems in Supply Chain Management and Its Challenges: Case Studies of Automated Warehousing and Unmanned Delivery // *Frontiers in Business, Economics and Management*. – 2024. – Т. 16, № 2. – С. 2766–824X.

13. *Logistics Robotics: A Comprehensive Guide for 2024*. JUSDA Supply Chain Management International Co., Ltd., 2024.

14. Інформаційне суспільство: технологічні, економічні та технічні аспекти становлення (випуск 82): матеріали Міжнародної наукової інтернетконференції, (м. Тернопіль, Україна, м. Ополе, Польща, 9-10 листопада 2023 р.) / редкол. : О. Патряк та ін. ГО “Наукова спільнота”, WSZIA w Opolu. Тернопіль : ФО-П Шпак В.Б. 2023. 206 с. – ISSN 2522-932X.

15. AI in Logistics: Transforming Operational Efficiency in Transportation Businesses. *SPD Technology*. [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://spd.tech/artificial-intelligence/ai-in-logistics-transforming-operational-efficiency-in-transportation-businesses/> – Дата доступу: жовтень 2024. – Назва з титул. екрана.

16. Кривов'язюк І. В. Проблеми застосування інформаційних технологій в управлінні логістичною системою підприємства / І. В. Кривов'язюк, Ю. М. Кулик // *Актуальні проблеми економіки*. - 2013. - № 12. - С. 254-262.

17. Гюлев Н. У. Конспект лекцій з курсу «Аналіз ефективності логістичних систем» Модуль 1. Аналіз ефективності логістичних систем (для студентів заочної форми навчання за спеціальністю 7.03060107 і 8.03060107 – Логістика) /

Н. У. Гюлев; Харків. нац. ун-т міськ. госп-ва ім. О.М. Бекетова; – Харків : ХНУМГ ім. О.М. Бекетова, 2016. – 44 с

18. Linear Regression in Machine learning. *GeeksforGeeks*. [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://www.geeksforgeeks.org/ml-linear-regression/#what-is-linear-regression> – Дата доступу: жовтень 2024. – Назва з титул. екрана.

19. Качуровський В. Є., Волонтир Л. О. Створення логістичних інформаційно-програмних модулів на основі логіко-часових функцій // Вісник Національного університету «Львівська політехніка». – 2008. – №633. – С. 294–300.

20. Мізюк О. Путівник мовою програмування Python [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://pythonguide.rozh2sch.org.ua>. – Дата доступу: листопад 2024. – Назва з титул. екрана.

21. Костюченко А.О. Основи програмування мовою Python: навчальний посібник. Ч.: ФОП Баликіна С.М., 2020. 180 с.

22. Програмування числових методів мовою Python : підруч. / А. В. Анісімов, А. Ю. Дорошенко, С. Д. Погорілий, Я. Ю. Дорогий ; за ред. А. В. Анісімова. – К. : Видавничо-поліграфічний центр "Київський університет", 2014. – 640 с.

23. Getting Started with Plotly in Python [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://plotly.com/python/getting-started/> Дата доступу: листопад 2024. – Назва з титул. екрана.

ДОДАТОК А – Охорона праці та безпека під час надзвичайних ситуацій на підприємстві

До приміщення науково-дослідного відділу та організації робочого місця з обліком шкідливих виробничих факторів пред'являється ряд вимог. Приміщення, в якому знаходиться робоче місце з персональним комп'ютером, повинно мати природне освітлення, бажано з одnobічним розміщенням світових прорізів, площа освітленості яких не повинна перевищувати 25 % від площі стіни світових прорізів. Віконні прорізи в приміщенні з персональним комп'ютером повинні мати регульовані жалюзі чи занавіски або інші сонцезахисні пристрої. Не допускається розташування робочих місць з персональним комп'ютером у підвальних і цокольних поверхах. Робочі місця з персональними комп'ютерами рекомендується розміщувати в окремих приміщеннях. Площа на одного працюючого з персональним комп'ютером повинна складати 6 м², об'єм – 20 м³. Неприпустиме розташування персонального комп'ютера, під час якого працюючий звернений обличчям або спиною до вікон чи кімнати задньої частини персонального комп'ютера, де монтуються вентилятори.

Забороняється застосовувати для обробки інтер'єра приміщень з персональними комп'ютерами полімерні матеріали (дерев'яностружечні плити, шпалери, що миються, плівкові та рулонні синтетичні матеріали, шаруватий паперовий пластик та ін.), що виділяються в повітря шкідливі хімічні речовини, що перевищують гранично допустимі концентрації, не включені до «Переліку дозволених, МЗ» 1977-1985 р.

У лабораторії вимірювальної техніки та науково-дослідної роботи робочі місця з персональними комп'ютерами розташовані від стіни з вікнами на відстані 1 м, відстань між столами 3 м. Екрани моніторів знаходяться від очей користувача на відстані 700 мм відповідно до СН 512-78, приміщення ($S=21 \text{ м}^2$, $V=73,5 \text{ м}^3$) дозволяє розташовувати більше 3 робочих місця.

Робочі місця в положенні сидячі відповідають вимогам ДСТ 12.2.032 – 78 та ДСТ 12.2.029 – 77. Поверхня робочого столу знаходиться на висоті 0,75 м від підлоги, розміри робочої поверхні стільниці складають 1050x590 міліметрів,

розміри вільного простору для ніг під столом складає висота 650, глибина 550, ширина 450 міліметрів, відповідно. Робочий стілець оснащений підйомно-поворотним пристроєм, що забезпечує регуляцію висоти сидіння та спинки, пневматичним і гідравлічними амортизаторами та обладнанні підлокітниками.

A.1 Мікроклімат робочого місця

У приміщенні науково-дослідного відділу є джерела тепловиділення, тому необхідно визначити необхідні умови його вентилявання. Витрати повітря в приміщенні з додатковим тепловиділенням визначаються за формулою:

$$L = \frac{Q_{\text{НАД}}}{c \cdot p \cdot (t_{\text{В}} - t_{\text{Н}})}, \quad (\text{A.1})$$

де $Q_{\text{НАД}}$ – надлишкове виділення тепла в робочому приміщенні, ккал/год.;

c – теплоємність повітря (0,237 ккал/кг);

p – об’ємна вага повітря (1,226 кг/м³);

$t_{\text{В}}$ – температура витяжного повітря (30°C);

$t_{\text{Н}}$ – температура приточного повітря (20°C).

Розраховується надлишкове надходження тепла за формулою:

$$Q_{\text{НАД}} = Q_{\text{УСТ}} + Q_{\text{ПЕР}} + Q_{\text{ОСВ}} + Q_{\text{СР}}, \quad (\text{A.2})$$

де $Q_{\text{УСТ}}$ – виділення тепла від устаткування;

$Q_{\text{ПЕР}}$ – виділення тепла від персоналу;

$Q_{\text{ОСВ}}$ – надходження тепла від електричного освітлення;

$Q_{\text{СР}}$ – надходження тепла від сонячної радіації через вікна.

Визначається виділення тепла від устаткування за формулою:

$$Q_{\text{уст}} = P \cdot K_a \cdot K_6 \cdot 860, \quad (\text{A.3})$$

де P – сумарна потужність устаткування, кВт/год;

K_a – коефіцієнт установленної потужності (0,95);

K_6 – коефіцієнт одночасної роботи (1,0).

$$\begin{aligned} Q_{\text{уст}} &= [x_1 \cdot k_1 + x_2 \cdot k_2 + x_3 \cdot k_3 + x_4 \cdot k_4 + x_5 \cdot k_5 + x_6 \cdot k_6 + x_7 \cdot k_7 + \\ &+ x_8 \cdot k_8 + x_9 \cdot k_9] \cdot K_a \cdot K_6 \cdot 860 = \\ &= [1 \cdot 0,5 + 1 \cdot 0,1 + 1 \cdot 0,07 + 2 \cdot 0,4 + 1 \cdot 0,06 + 1 \cdot 0,05 + 1 \cdot 0,6 + 4 \cdot 0,15 + \\ &+ 1 \cdot 3,5] \cdot 0,95 \cdot 1 \cdot 860 = 5131 \text{ ккал/год.} \end{aligned}$$

Визначається виділення тепла від обслуговуючого персоналу за допомогою формули:

$$Q_{\text{пер}} = n \cdot g = 2 \cdot 100 = 200 \text{ ккал/год,} \quad (\text{A.4})$$

де n – кількість працюючих;

g – кількість тепла, що виділяє один працівник за годину (100 ккал/год.).

Визначається надходження тепла від електричного освітлення за формулою:

$$Q_{\text{осв}} = E_M \cdot g_1 \cdot S = 300 \cdot 0,05 \cdot 21 = 315 \text{ ккал/год,} \quad (\text{A.5})$$

де E_M – нормована освітленість для зорової роботи, величина якої дорівнює 300 лк;

g_1 – питоме тепловиділення на 1 м² підлоги під час освітленості в 1 лк (для люмінесцентних ламп – 0,05 ккал/год.);

S – площа приміщення, м².

Визначається надходження тепла від сонячної радіації через вікна за формулою:

$$Q_{\text{CP}} = F \cdot g_2 \cdot K_{\text{OCL}} = 7,5 \cdot 65 \cdot 0,4 = 195 \text{ ккал/год}, \quad (\text{A.6})$$

де F – площа віконних прорізів ($3 \times 2,5 = 7,5 \text{ м}^2$);

g_2 – кількість тепла, що надходить через 1 м^2 віконного прорізу (65 ккал/год.);

K_{OCL} – коефіцієнт ослаблення, приймається 0,4.

Визначається кількість надлишкового тепла:

$$Q_{\text{НАД}} = Q_{\text{УСТ}} + Q_{\text{ПЕР}} + Q_{\text{ОСВ}} + Q_{\text{CP}} = 5131 + 200 + 315 + 195 = 5841 \text{ ккал/год.}$$

Визначаються витрати повітря в приміщенні:

$$L = \frac{Q_{\text{НАД}}}{c \cdot p \cdot (t_{\text{В}} - t_{\text{Н}})} = \frac{5848}{0,237 \cdot 1,226 \cdot (30 - 20)} = 2010 \text{ м}^3 / \text{год.}$$

Існуюча в наявності система кондиціонування та вентилявання має продуктивність $2200 \text{ м}^3/\text{год.}$, що задовольняє необхідним нормативам.

Параметри мікроклімату на робочих місцях регламентуються ДНАОП 0.03.3.15 – 86 «Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень № 4088–86». Відповідно доданих санітарних норм температура повітря, швидкість руху повітря та відносна вологість у холодні періоди року повинна складати (22 – 24) градуса за Цельсієм, 0,1 метра в секунду та (40 – 60) %, відповідно. Під час збереження всіх параметрів можливе коливання температури від 21 до 25 градусів Цельсія. У теплі періоди року температура повітря повинна складати (23 – 25) градусів Цельсія, швидкість руху повітря (0,1 – 0,2) метрів в секунду, вологість (40 – 60) %. Температура може коливатися від 22 до 26 градусів Цельсія під час збереження всіх інших параметрів мікроклімату. Вище зазначені

норми цілком відповідають фактичним даним приміщення лабораторії вимірювальної техніки та науково-дослідним відділом.

А.2.2 Розрахунок системи загального рівномірного освітлення з лампами розжарювання для приміщення, в якому використовуються зорові роботи високої точності

Розміри приміщення: довжина ($a=6$ м), ширина ($b=3,5$ м), висота ($H=3,5$ м). Приміщення має світлу побілку: коефіцієнт відбиття $P_{\text{стелі}} = 70 \%$, $P_{\text{стін}} = 50 \%$. Висота робочих поверхонь (столів) $h_p = 0,7$ м. Для освітлення прийнято світильники типу УПМ-15, що розташовано на стелі, відстань від світильника до стелі $h_c = 0,4$ м. Мінімальна освітленість за нормами $E=200$ лк.

1) Визначається висота підвісу світильників над підлогою:

$$h_0 = H - h_c = 3,5 - 0,4 = 3,1 \text{ м.}$$

Для світильників загального освітлення з лампами розжарювання потужністю до 200 Вт мінімальна висота підвісу над підлогою відповідно до СНП П-4-79 повинна бути в межах (2,5 – 4,0) м, залежно від характеристики світильника. Освітлення лабораторії вимірювальної техніки та науково-дослідного відділу відповідає цій вимозі.

2) Визначається висота підвісу світильника над робочою поверхнею:

$$h = h_0 - h_p = 3,1 - 0,7 = 2,4 \text{ м.}$$

Рівномірність освітлення досягається під час відповідного співвідношення відстані між світильниками (L) та висоти їх підвісу (h).

3) Визначається рекомендована відстань між світильниками:

$$L = 0,7 \cdot h = 0,7 \cdot 2,4 = 1,68 \text{ м.}$$

4) Розраховується необхідна кількість світильників:

$$N = \frac{a \cdot b}{L^2} = \frac{6 \cdot 3,5}{1,68^2} = 7,4.$$

Приймається 8 світильників, з обліком розмірів приміщення вони розташовуються у два ряди по 4 штуки.

5) Світловий потік лампи світильника ($\Phi_{\text{л}}$) визначається за формулою:

$$\Phi_{\text{л}} = \frac{E \cdot K_3 \cdot S \cdot Z}{N \cdot n \cdot \eta},$$

де E – нормативна освітленість, лк;

K_3 – коефіцієнт запасу, який враховує зниження освітленості в результаті забруднення та старіння ламп;

S – площа приміщення, що освітлюється, м²;

Z – коефіцієнт нерівномірності освітлення для ламп розширювання (1,15);

N – кількість світильників;

n – кількість ламп у світильнику;

η – коефіцієнт використання світового потоку, що визначається за світлотехнічними таблицями залежно від показника приміщення (i) та коефіцієнтів відбиття стін і стелі.

6) Визначається показник приміщення:

$$i = \frac{a \cdot b}{h \cdot (a + b)} = \frac{6 \cdot 3,5}{3,5 \cdot (6 + 3,5)} = 2,21.$$

Коефіцієнт використання $\eta = 0,48$ для світильника УПМ-15 ($i = 2,5$, $P_{\text{стелі}} = 70\%$, $P_{\text{стін}} = 50\%$)

Світловий потік одного світильника, а значить і лампи, оскільки за конструктивним виконанням у світильнику цього типу встановлена лише одна лампа, дорівнює:

$$\Phi_{\text{л}} = \frac{E \cdot S \cdot Z}{N \cdot n \cdot \eta} = \frac{200 \cdot 21 \cdot 1,15}{6 \cdot 1 \cdot 0,48} = 1677 \text{ лм.}$$

9) обирається лампа Б-150 потужністю 150 Вт, світловий потік якої дорівнює 2000 лм. Хоча це значення на 19,2 % більше розрахованого, проте не перевищує встановлену норму ($-0 \% < \Phi_{\text{л}} < +20 \%$). Сумарна електрична потужність усіх світильників, встановлених у приміщенні становить:

$$P_{\text{св}} = P \cdot N = 150 \cdot 8 = 1200 \text{ Вт.}$$

ДОДАТОК Б – Лістинги файлів прогнозування

Сценарій 1:

```

import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.model_selection import train_test_split
import matplotlib
matplotlib.use('Agg')
import matplotlib.pyplot as plt

# Дані про автономні транспортні засоби
data = {
    'Route_Distance_km': [10, 20, 15, 30, 25, 35, 40, 50, 45, 55, 60, 65, 70, 75, 80, 85, 90, 95,
100, 105],
    'Average_Speed_kmh': [50, 60, 55, 70, 65, 75, 80, 85, 90, 95, 100, 105, 110, 115, 120, 125,
130, 135, 140, 145],
    'Traffic_Level': [1, 2, 1, 3, 2, 3, 1, 2, 3, 1, 2, 3, 1, 2, 3, 1, 2, 3, 1, 2], # 1 - низький, 2 -
середній, 3 - високий
    'Payload_Weight_tons': [2, 3, 2.5, 4, 3.5, 4.5, 5, 6, 5.5, 6.5, 7, 7.5, 8, 8.5, 9, 9.5, 10, 10.5,
11, 11.5],
    'Fuel_Consumption_Liters': [10, 15, 12, 20, 17, 22, 25, 30, 27, 32, 35, 37, 40, 42, 45, 47,
50, 52, 55, 57]
}

# Створення DataFrame
df = pd.DataFrame(data)

# Вхідні змінні та цільові змінні для прогнозу
X = df[['Route_Distance_km', 'Average_Speed_kmh', 'Traffic_Level',
'Payload_Weight_tons']]

# Прогноз витрат пального
y_fuel = df['Fuel_Consumption_Liters']

```

```

X_train_fuel, X_test_fuel, y_train_fuel, y_test_fuel = train_test_split(X, y_fuel,
test_size=0.2, random_state=42)

fuel_model = LinearRegression()
fuel_model.fit(X_train_fuel, y_train_fuel)
y_pred_fuel = fuel_model.predict(X_test_fuel)

# Побудова графіків
plt.figure(figsize=(10, 5))

# Графік витрат пального
plt.plot(y_test_fuel.values, label='Реальні витрати пального', marker='o')
plt.plot(y_pred_fuel, label='Прогнозовані витрати пального', linestyle='--', marker='x')
plt.title('Порівняння реальних та прогнозованих витрат пального')
plt.xlabel('Індекс тестового зразка')
plt.ylabel('Витрати пального (літри)')
plt.legend()

# Збереження графіка
plt.tight_layout()
plt.savefig("autonomous_vehicle_fuel.png")
print("Графік збережено у файл: autonomous_vehicle_fuel.png")

```

Сценарій 2:

```

import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.model_selection import train_test_split
import matplotlib
matplotlib.use('Agg')
import matplotlib.pyplot as plt

# Дані про роботизований склад
data = {
    'Orders_Processed': [50, 60, 45, 70, 55, 65, 80, 75, 90, 85, 100, 95, 110, 105, 120, 115, 130,
125, 140, 135],

```

```

    'Average_Operation_Time': [1.2, 1.0, 1.5, 0.9, 1.3, 1.1, 0.8, 1.2, 0.7, 1.0, 0.6, 0.8, 0.5, 0.7,
0.4, 0.6, 0.3, 0.5, 0.2, 0.4],
    'Delays_Technical': [0.5, 0.3, 0.6, 0.2, 0.4, 0.3, 0.1, 0.5, 0.2, 0.3, 0.1, 0.2, 0.0, 0.1, 0.0, 0.0,
0.0, 0.1, 0.0, 0.0],
    'Human_Interventions': [2, 3, 5, 1, 4, 3, 0, 2, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0],
    'Total_Delay_Time': [1.7, 1.3, 2.2, 1.1, 1.8, 1.5, 0.9, 1.9, 0.9, 1.3, 0.7, 1.0, 0.5, 0.8, 0.4, 0.6,
0.3, 0.6, 0.2, 0.4],
    'Average_Waiting_Time': [0.7, 0.6, 0.9, 0.4, 0.8, 0.7, 0.3, 0.9, 0.4, 0.6, 0.3, 0.4, 0.2, 0.3,
0.1, 0.2, 0.1, 0.2, 0.0, 0.1]
}

# Створення DataFrame
df = pd.DataFrame(data)

# Вхідні змінні та цільові змінні для прогнозу
X = df[['Orders_Processed', 'Average_Operation_Time', 'Delays_Technical',
'Human_Interventions']]

# Прогноз загального часу затримок
y_delay = df['Total_Delay_Time']
X_train_delay, X_test_delay, y_train_delay, y_test_delay = train_test_split(X, y_delay,
test_size=0.2, random_state=42)
delay_model = LinearRegression()
delay_model.fit(X_train_delay, y_train_delay)
y_pred_delay = delay_model.predict(X_test_delay)

# Прогноз середнього часу очікування
y_wait = df['Average_Waiting_Time']
X_train_wait, X_test_wait, y_train_wait, y_test_wait = train_test_split(X, y_wait,
test_size=0.2, random_state=42)
wait_model = LinearRegression()
wait_model.fit(X_train_wait, y_train_wait)
y_pred_wait = wait_model.predict(X_test_wait)

# Побудова графіків
plt.figure(figsize=(12, 6))

```

```

# Графік загального часу затримок
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.plot(y_test_delay.values, label='Реальний час затримок', marker='o')
plt.plot(y_pred_delay, label='Прогнозований час затримок', linestyle='--', marker='x')
plt.title('Порівняння реального та прогнозованого часу затримок')
plt.xlabel('Індекс тестового зразка')
plt.ylabel('Час затримок (години)')
plt.legend()

# Графік середнього часу очікування
plt.subplot(1, 2, 2)
plt.plot(y_test_wait.values, label='Реальний час очікування', marker='o')
plt.plot(y_pred_wait, label='Прогнозований час очікування', linestyle='--', marker='x')
plt.title('Порівняння реального та прогнозованого часу очікування')
plt.xlabel('Індекс тестового зразка')
plt.ylabel('Середній час очікування (години)')
plt.legend()

# Збереження графіка
plt.tight_layout()
plt.savefig("robotic_warehouse_forecast.png")
print("Графіки збережено у файл: robotic_warehouse_forecast.png")

```

Сценарій 3:

```

import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.model_selection import train_test_split
import matplotlib
matplotlib.use('Agg')
import matplotlib.pyplot as plt

# Дані про дрони для доставки
data = {
    'Distance_km': [2, 5, 8, 3, 6, 7, 4, 10, 12, 1, 9, 15, 11, 14, 13, 6, 5, 8, 4, 3],

```

```

'Battery_Level_Start': [95, 90, 85, 92, 88, 80, 89, 70, 65, 98, 75, 60, 68, 62, 59, 83, 87, 84,
91, 93],
'Weather_Condition': [1, 2, 3, 1, 2, 3, 1, 3, 3, 1, 2, 3, 2, 3, 3, 2, 1, 3, 2, 1], # 1 - хороша, 2 -
середня, 3 - погана
'Payload_kg': [1, 2, 3, 1.5, 2.5, 3.5, 2, 4, 5, 1, 3.2, 6, 4.5, 5.5, 5.2, 2.8, 2.2, 3.8, 1.8, 1.2],
'Delivery_Time_Minutes': [5, 12, 20, 7, 15, 18, 10, 25, 30, 3, 22, 40, 28, 35, 33, 17, 14, 21,
9, 6],
'Energy_Consumption': [5, 8, 12, 6, 9, 14, 7, 20, 24, 4, 16, 30, 22, 27, 25, 10, 9, 13, 6, 5]
}

# Створення DataFrame
df = pd.DataFrame(data)

# Вхідні змінні та цільові змінні для прогнозу
X = df[['Distance_km', 'Battery_Level_Start', 'Weather_Condition', 'Payload_kg']]

# Прогноз часу доставки
y_time = df['Delivery_Time_Minutes']
X_train_time, X_test_time, y_train_time, y_test_time = train_test_split(X, y_time,
test_size=0.2, random_state=42)
time_model = LinearRegression()
time_model.fit(X_train_time, y_train_time)
y_pred_time = time_model.predict(X_test_time)

# Прогноз споживання енергії
y_energy = df['Energy_Consumption']
X_train_energy, X_test_energy, y_train_energy, y_test_energy = train_test_split(X,
y_energy, test_size=0.2, random_state=42)
energy_model = LinearRegression()
energy_model.fit(X_train_energy, y_train_energy)
y_pred_energy = energy_model.predict(X_test_energy)

# Побудова графіків
plt.figure(figsize=(12, 6))

# Графік часу доставки

```

```

plt.subplot(1, 2, 1)
plt.plot(y_test_time.values, label='Реальний час доставки', marker='o')
plt.plot(y_pred_time, label='Прогнозований час доставки', linestyle='--', marker='x')
plt.title('Порівняння реального та прогнозованого часу доставки')
plt.xlabel('Індекс тестового зразка')
plt.ylabel('Час доставки (хвилини)')
plt.legend()

# Графік споживання енергії
plt.subplot(1, 2, 2)
plt.plot(y_test_energy.values, label='Реальне споживання енергії', marker='o')
plt.plot(y_pred_energy, label='Прогнозоване споживання енергії', linestyle='--',
marker='x')
plt.title('Порівняння реального та прогнозованого споживання енергії')
plt.xlabel('Індекс тестового зразка')
plt.ylabel('Споживання енергії (одиниці)')
plt.legend()

# Збереження графіка
plt.tight_layout()
plt.savefig("drone_delivery_forecast.png")
print("Графіки збережено у файл: drone_delivery_forecast.png")

```

Сценарій 4:

```

import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.model_selection import train_test_split
import matplotlib
matplotlib.use('Agg')
import matplotlib.pyplot as plt

# Дані про взаємодію роботів і людей
data = {
    'Robot_Load_Percentage': [50, 60, 40, 70, 65, 75, 80, 85, 90, 95, 50, 55, 60, 65, 70, 75, 80,
85, 90, 95],

```



```

'Human_Workload_Percentage': [40, 30, 50, 20, 25, 15, 10, 5, 5, 10, 45, 40, 35, 30, 25, 20,
15, 10, 5, 10],
'Task_Complexity_Index': [3, 2, 4, 1, 2, 1, 1, 1, 2, 3, 3, 2, 3, 2, 2, 1, 1, 1, 2, 3], # 1 - низька,
4 - висока
'Robot_Availability_Hours': [8, 8, 6, 8, 7, 8, 8, 8, 8, 8, 6, 6, 6, 6, 7, 8, 8, 8, 8, 8],
'Human_Availability_Hours': [4, 5, 6, 7, 6, 7, 8, 8, 8, 7, 6, 7, 8, 8, 7, 6, 7, 8, 8, 7],
'Optimal_Task_Distribution': [70, 65, 60, 75, 70, 80, 85, 90, 95, 90, 70, 70, 75, 80, 85, 90,
90, 95, 95, 90]
}

# Створення DataFrame
df = pd.DataFrame(data)

# Вхідні змінні та цільові змінні для прогнозу
X = df[['Robot_Load_Percentage', 'Human_Workload_Percentage',
'Task_Complexity_Index',
'Robot_Availability_Hours', 'Human_Availability_Hours']]

# Прогноз оптимального розподілу завдань
y_distribution = df['Optimal_Task_Distribution']
X_train_dist, X_test_dist, y_train_dist, y_test_dist = train_test_split(X, y_distribution,
test_size=0.2, random_state=42)
distribution_model = LinearRegression()
distribution_model.fit(X_train_dist, y_train_dist)
y_pred_dist = distribution_model.predict(X_test_dist)

# Побудова графіків
plt.figure(figsize=(10, 5))

# Графік розподілу завдань
plt.plot(y_test_dist.values, label='Реальний оптимальний розподіл', marker='o')
plt.plot(y_pred_dist, label='Прогнозований оптимальний розподіл', linestyle='--',
marker='x')

plt.title('Порівняння реального та прогнозованого розподілу завдань')
plt.xlabel('Індекс тестового зразка')
plt.ylabel('Оптимальний розподіл завдань (%)')

```

```
plt.legend()

# Збереження графіка
plt.tight_layout()
plt.savefig("hybrid_task_distribution.png")
print("Графік збережено у файл: hybrid_task_distribution.png")
```

Сценарій 5:

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import mean_squared_error

# Генерація фіктивних історичних даних
np.random.seed(42)

# Історичні дані (наприклад, кількість виконаних операцій, витрати енергії, час
доставки та затримки)
n_samples = 100
operations = np.random.randint(1, 1000, size=n_samples) # кількість операцій
energy_consumption = 50 + 0.05 * operations + np.random.normal(0, 10, n_samples) #
витрати енергії
delivery_time = 30 + 0.1 * operations + np.random.normal(0, 5, n_samples) # час доставки
delay_probability = 0.1 + 0.002 * operations + np.random.normal(0, 0.03, n_samples) #
ймовірність затримок

# Створення DataFrame з історичними даними
df = pd.DataFrame({
    'Operations': operations,
    'Energy Consumption': energy_consumption,
    'Delivery Time': delivery_time,
    'Delay Probability': delay_probability
})
```

```

# Розділення на навчальні та тестові дані
X = df[['Operations']] # залежна змінна
y_energy = df['Energy Consumption']
y_time = df['Delivery Time']
y_delay = df['Delay Probability']

X_train, X_test, y_train_energy, y_test_energy = train_test_split(X, y_energy, test_size=0.2,
random_state=42)
X_train, X_test, y_train_time, y_test_time = train_test_split(X, y_time, test_size=0.2,
random_state=42)
X_train, X_test, y_train_delay, y_test_delay = train_test_split(X, y_delay, test_size=0.2,
random_state=42)

# Створення моделей лінійної регресії
model_energy = LinearRegression()
model_time = LinearRegression()
model_delay = LinearRegression()

# Навчання моделей
model_energy.fit(X_train, y_train_energy)
model_time.fit(X_train, y_train_time)
model_delay.fit(X_train, y_train_delay)

# Прогнозування
y_pred_energy = model_energy.predict(X_test)
y_pred_time = model_time.predict(X_test)
y_pred_delay = model_delay.predict(X_test)

# Обчислення середньоквадратичної похибки
mse_energy = mean_squared_error(y_test_energy, y_pred_energy)
mse_time = mean_squared_error(y_test_time, y_pred_time)
mse_delay = mean_squared_error(y_test_delay, y_pred_delay)

# Виведення результатів
print(f'Mean Squared Error for Energy Consumption: {mse_energy}')
print(f'Mean Squared Error for Delivery Time: {mse_time}')

```

```

print(f'Mean Squared Error for Delay Probability: {mse_delay}')

# Візуалізація результатів
fig, axs = plt.subplots(3, 1, figsize=(10, 15))

# Графік для витрат енергії
axs[0].scatter(X_test, y_test_energy, color='blue', label='True Data')
axs[0].plot(X_test, y_pred_energy, color='red', label='Predicted Data')
axs[0].set_title('Energy Consumption Prediction')
axs[0].set_xlabel('Operations')
axs[0].set_ylabel('Energy Consumption')
axs[0].legend()

# Графік для часу доставки
axs[1].scatter(X_test, y_test_time, color='blue', label='True Data')
axs[1].plot(X_test, y_pred_time, color='red', label='Predicted Data')
axs[1].set_title('Delivery Time Prediction')
axs[1].set_xlabel('Operations')
axs[1].set_ylabel('Delivery Time')
axs[1].legend()

# Графік для ймовірності затримок
axs[2].scatter(X_test, y_test_delay, color='blue', label='True Data')
axs[2].plot(X_test, y_pred_delay, color='red', label='Predicted Data')
axs[2].set_title('Delay Probability Prediction')
axs[2].set_xlabel('Operations')
axs[2].set_ylabel('Delay Probability')
axs[2].legend()

plt.tight_layout()
plt.show()

```