

Хмельницький національний університет  
Факультет інформаційних технологій  
Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

Галузь знань \_\_\_\_\_ 12 – Інформаційні технології \_\_\_\_\_

Спеціальність \_\_\_\_\_ 123 – Комп'ютерна інженерія \_\_\_\_\_

на тему «Метод та кіберфізична система управління складом на основі машинного зору»

КвРКІП. 23011.17.06.01 ПЗ

Виконав: студент 2 курсу, група КІ2м-23-1

  
Підпис

Євген ОСТАПЧУК  
Ім'я, прізвище

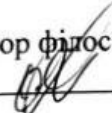
Керівник канд. техн. наук, доцент  
Науковий ступінь, вчене звання

  
Підпис

Катерина БЕРЕЗЬКА  
Ім'я, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КІС, доктор філософії, доцент

Ольга ПАВЛОВА 

19 05 2025 р.

Хмельницький, 2025

# ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Освітній рівень МАГІСТР

Галузь знань 12 ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

Спеціальність 123 КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ

Освітня програма ОСВІТНЬО-НАУКОВА ПРОГРАМА «КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ ТА ПРОГРАМУВАННЯ»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедри Ольга ПАВЛОВА



“ 01 ” 09 2024 р.

## ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Свєну ОСТАПЧУКУ

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Метод та кіберфізична система управління складом на основі машинного зору

Керівник проекту (роботи) Тетяна ГОВОРУЩЕНКО, д.т.н., професор

Прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, місце звання

Затверджена наказом ректора університету від 08.01.2025 №8

2. Строк подання студентом проекту (роботи) на кафедру 01.05.2025 р.

3. Вихідні дані до проекту (роботи) Завдання на дипломне проектування

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

Аналіз сучасних підходів до автоматизації управління складами

Розробка методу управління складом на основі машинного зору

Проектування кіберфізичної системи управління складом





Реалізація прототипу системи управління складом

5. Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслень)

Діаграма варіантів використання системи управління складом

Діаграма класів системи управління складом

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи магістра

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Нормоконтроль	Сергій ЛИСЕНКО, професор кафедри КПС		
Антиплагиат	Андрій НІЧЕПОРУК, доцент кафедри КПС		

7. Дата видачі завдання « 01 » 09 2024р.

**КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН**

№з/п	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи магістра	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примітки
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики КвРМ з керівником	01.09.2024	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю; формулювання мети та задач дослідження; визначення об'єкта та предмета дослідження	10.10.2024	виконано
3	Робота над розділом 1 – аналіз відомих моделей, методів за темою; постановка задачі	02.11.2024	виконано
4	Робота над розділом 2 – розробка моделей для вирішення поставленої задачі	22.12.2024	виконано
5	Робота над науковою статтею	03.02.2025	виконано
6	Робота над розділом 3 – розробка методів для вирішення поставленої задачі	15.02.2025	виконано
7	Робота над розділом 4 – проектування та розробка ПЗ для вирішення поставленої задачі, експериментальна частина	16.04.2025	виконано
8	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	22.04.2025	виконано
9	Попередній захист ДРМ	23.04.2025	виконано
10	Захист ДРМ на засіданні ЕК	До 15.05.2025	

Студент

  
Підпис

Сьген ОСТАПЧУК  
Ім'я, прізвище

Керівник роботи

  
Підпис

Катерина БЕРЕЗЬКА  
Ім'я, прізвище

## РЕФЕРАТ

Тема кваліфікаційної роботи магістра: Метод та кіберфізична система управління складом

Автор роботи: Євген ОСТАПЧУК

Керівник роботи: Катерина БЕРЕЗЬКА

Пояснювальна записка: 82 с., 32 рис., 2 табл., 4 дод., 80 джерел.

WMS, КІБЕРФІЗИЧНА СИСТЕМА, УПРАВЛІННЯ СКЛАДОМ, МАШИННИЙ ЗІР, МЕТОД ЗАПОВНЕННЯ ПОЛИЦЬ, YOLO, ДАТАСЕТ.

Об'єктом дослідження є процес автоматизованого управління складом.

Предметом дослідження є методи та засоби застосування машинного зору.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є автоматизація управління складом шляхом розроблення відповідної кіберфізичної системи на основі машинного зору.

Для розв'язання поставлених задач використовувалися методи машинного зору, машинного навчання, обробки зображень та аналізу даних із застосуванням нейронних мереж.

Наукова новизна отриманих результатів:

– набув подальшого розвитку метод автоматизованого аналізу заповненості складських полиць на основі машинного зору, який забезпечив високу точність виявлення товарів у режимі реального часу та адаптивність до різних конфігурацій полиць;

– набула подальшого розвитку кіберфізична система управління складом із використанням алгоритмів глибокого навчання, яка забезпечила інтеграцію з edge-пристроями для локальної обробки зображень, зменшення навантаження на мережу та оперативне прийняття рішень щодо логістичних дій..

На основі проведених досліджень розроблена архітектура і компоненти програмного забезпечення кіберфізичної системи управління складом, що включає модулі комп'ютерного зору для виявлення заповненості полиць, обробки зображень, передачі даних до обчислювального середовища та взаємодії з системами управління складом.

Практична значимість отриманих результатів полягає у впровадженні розробленої кіберфізичної системи управління складом на основі комп'ютерного зору в реальні логістичні процеси підприємств, що дозволяє автоматизувати контроль заповненості полиць, зменшити вплив людського фактора, підвищити точність обліку товарів.

У першому розділі проведено аналіз сучасного стану проблеми автоматизації складських процесів із використанням комп'ютерного зору. Розглянуто функціональні можливості та архітектури систем управління складом (WMS), класифіковано види камер машинного зору, досліджено їх технічні характеристики, а також окреслено переваги таких систем над традиційними методами контролю.

У другому розділі здійснено обґрунтування вибору методу виявлення об'єктів YOLO як найбільш придатного для завдань складської логістики. Розглянуто алгоритмічні основи аналізу зображень, методи підготовки даних для навчання моделі, включно з генерацією анотацій, аугментацією та нормалізацією. Описано процес побудови моделі для аналізу заповненості полиць та критерії оцінки її ефективності.

У третьому розділі розроблено архітектуру кіберфізичної системи управління складом. Визначено її рівні: фізичний (камери, сенсори), обчислювальний (edge-пристрої, сервери), мережевий (технології передачі даних), програмний (алгоритми, API, WMS). Побудовано UML-діаграми взаємодії, класів і використання системи. Описано принципи взаємодії фізичних і цифрових компонентів, включно з процесом оцифрування, обробки, аналізу та зворотного зв'язку.

У четвертому розділі наведено вибір технологічного стеку: Raspberry Pi, Ultralytics YOLO, PyTorch. Детально описано процес розгортання системи машинного зору на edge-пристрої Raspberry Pi, особливості роботи з даними у форматі CSV та підготовку до навчання моделі. Проведено тестування, продемонстровано результати та проаналізовано їх з погляду точності та швидкодії.

## ЗМІСТ

<b>СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ .....</b>	<b>5</b>
<b>ВСТУП.....</b>	<b>6</b>
<b>1. АНАЛІЗ СУЧАСНИХ ПІДХОДІВ ДО АВТОМАТИЗАЦІЇ УПРАВЛІННЯ СКЛАДАМИ.....</b>	<b>9</b>
1.1 Огляд сучасних систем управління складом.....	9
1.2 Основи використання кіберфізичних систем в логістиці .....	20
1.3 Аналіз предметної області і виявлення наявних проблем і завдань.....	31
1.4 Порівняльний аналіз переваг та недоліків існуючих рішень .....	32
1.5 Постановка задачі .....	33
1.6 Висновки.....	34
<b>2 РОЗРОБКА МЕТОДУ УПРАВЛІННЯ СКЛАДУ НА ОСНОВІ МАШИННОГО ЗОРУ .....</b>	<b>36</b>
2.1 Основні етапи обробки зображень для складської логістики .....	36
2.2 Вибір методів виявлення об'єктів на складі .....	46
2.3 Побудова моделі аналізу заповненості складських полиць .....	51
2.4 Висновки.....	57
<b>3 ПРОЄКТУВАННЯ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ СКЛАДОМ.....</b>	<b>59</b>
3.1 Вибір архітектури кіберфізичної системи.....	59
3.2 Принципи оцифрування фізичних подій: перетворення сигналів у цифрову інформацію.....	67
3.3 Діаграма варіантів використання системи управління складом .....	72
3.4 Діаграма класів і структура даних.....	75
3.5 Висновки .....	78

<b>4 РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОТОТИПУ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ</b> .....	79
4.1 Обрання технологічного стеку.....	79
4.2 Розгортання системи машинного зору на edge-пристрої Raspberry Pi.....	80
4.3 Створення та навчання моделі розпізнавання об'єктів .....	81
4.4 Аналіз результатів та порівняння з традиційними методами.....	83
4.5 Висновки .....	86
<b>ВИСНОВКИ</b> .....	87
<b>ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ</b> .....	89
<b>ДОДАТОК А.</b> Лістинг програмного забезпечення кіберфізичної системи .....	97
<b>ДОДАТОК Б.</b> Публікація у збірнику наукових праць за матеріалами всеукраїнської науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі» .....	102
<b>ДОДАТОК В.</b> Діаграма класів кіберфізичної системи .....	104
<b>ДОДАТОК Г.</b> Презентація .....	105

## СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

WMS (Warehouse Management System) – система управління складу.

ERP (Enterprise Resource Planning) – система планування ресурсів підприємства.

API (Application Programming Interface) – інтерфейс прикладного програмування.

YOLO – You Only Look Once – метод розпізнавання об'єктів в один прохід.

mAP – Mean Average Precision – середня точність.

PTZ-камера (Pan-Tilt-Zoom camera) – камера з панорамуванням, нахилом та зумом.

ПЗ – програмне забезпечення.

## ВСТУП

Логістика – це процес планування, організації та управління переміщенням товарів, послуг або інформації від місця їх виробництва до кінцевого споживача. Вона включає в себе все, що потрібно для того, щоб товар або ресурс опинився в потрібний час, у потрібному місці та в потрібній кількості з мінімальними витратами. Логістика охоплює такі етапи, як транспортування, зберігання, управління запасами та обробка замовлень.

Протягом останніх років автоматизація та цифрові технології відіграють дедалі важливішу роль у розвитку логістичних процесів. Особливо це помітно у сфері управління складськими системами, де застосування сучасних технічних рішень дає змогу підвищити ефективність обробки замовлень, зменшити витрати, мінімізувати вплив людського фактору та забезпечити високу точність контролю залишків.

Одним із провідних напрямів удосконалення складської логістики є впровадження кіберфізичних систем [3], які поєднують фізичні компоненти з цифровими технологіями аналізу даних і управління в реальному часі. У цьому контексті особливе значення має машинний зір [1] — технологія, що забезпечує автоматичне розпізнавання об'єктів, їх підрахунок, сортування та контроль якості без необхідності прямої участі оператора. Завдяки використанню камер, сенсорів та алгоритмів обробки зображень, такі системи дозволяють пришвидшити логістичні процеси та зменшити кількість помилок.

У сучасних умовах великі українські підприємства, зокрема торгові мережі "Rozetka" та "Епіцентр", експлуатують великі складські комплекси з високою щільністю товарних позицій, що вимагає впровадження ефективних систем автоматичного обліку та контролю. Тому розробка нових підходів до автоматизованого управління складом на основі машинного зору, є актуальним напрямом досліджень у сфері інформаційних технологій та логістики.

Актуальність роботи полягає у впровадженні автоматизованих рішень для управління складською логістикою, зокрема кіберфізичних систем на основі

комп'ютерного зору, що забезпечують високу точність контролю товарів, зменшення витрат і підвищення ефективності операцій.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є автоматизацією управління складом за допомогою кіберфізичної системи на основі машинного зору.

Поставлена мета досягається розв'язанням таких основних завдань:

- провести аналіз сучасних підходів до автоматизації управління складами, включаючи WMS-системи, кіберфізичні рішення та машинне бачення;
- дослідити можливості інтеграції машинного зору з існуючими складськими інформаційними системами;
- створити метод автоматичного розпізнавання товарів за зображеннями на основі глибокого навчання;
- розробити архітектуру кіберфізичної системи управління складом;
- реалізувати програмно-апаратний прототип системи з використанням Raspberry Pi, Ultralytics YOLOv8.

Об'єктом дослідження є процес управління складом.

Предметом дослідження є кіберфізична система управління складом на основі машинного зору.

Наукова новизна отриманих результатів:

- інтеграція сучасних методів глибокого навчання (YOLOv8) з апаратними рішеннями для створення адаптивної системи управління складом, яка функціонує в режимі реального часу та забезпечує автоматичне розпізнавання товарів за зображеннями.

На основі проведених досліджень розроблена архітектура і компоненти програмного забезпечення кіберфізичної системи управління складом, що включає модулі комп'ютерного зору для виявлення заповненості полиць, обробки зображень, передачі даних до обчислювального середовища та взаємодії з системами управління складом.

Практична значущість полягає у створенні прототипу системи, яка може бути використана в логістичних центрах для автоматизації контролю залишків,

спрощення інвентаризації та зниження навантаження на персонал. Система є масштабованою та може бути адаптована до різних складів і типів товарів.

Для розв'язання поставлених задач використовувалися алгоритми глибинного навчання для виявлення об'єктів на зображеннях (YOLOv8), тестування на основі навчання моделі на датасеті SKU110K та оцінки її точності в умовах, наближених до реального складського середовища.

За темою кваліфікаційної роботи опубліковано одну публікацію у Збірнику наукових праць за матеріалами Всеукраїнської науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі». (Хмельницький – 2025. – С. 69-70).

# 1. АНАЛІЗ СУЧАСНИХ ПІДХОДІВ ДО АВТОМАТИЗАЦІЇ УПРАВЛІННЯ СКЛАДАМИ

## 1.1 Огляд сучасних систем управління складом

WMS система (Warehouse Management System) [15] – це програмно-апаратна система для керування складом, яка забезпечує комплексну автоматизацію логістичних операцій бізнесу. До неї входить прийом товару чи матеріалів складу, їх упаковка, зберігання, переміщення, інвентаризація та інтеграція з іншими учасниками операційного процесу. Система приймає та аналізує дані щодо кожного з цих процесів, а потім використовує їх для створення звітів, які згодом може переглянути керуючий складом. Програмне забезпечення переймає на себе більшість важливих завдань, які раніше контролювали самі працівники. Ця система має своєрідну архітектуру:

1. Термінали збору даних (ТЗД) – мобільний міні комп'ютер із вбудованим сканером штрих кодів.
2. Засоби для розміщення ідентифікаторів. Це можуть бути принтери штрих-кодів або RFID-мітки.
3. Сканери штрих-кодів (провідні чи дистанційні).
4. Сервери, які обробляють та зберігають інформацію.
5. Саме програмне забезпечення, яке включає серверну і користувальницьку частини, а також базу даних.
6. Витратні матеріали: стрічки для друку етикеток, термоетикетки та інше

Система управління складом (Warehouse Management System, WMS) охоплює низку функціональних компонентів, які забезпечують ефективне управління всіма процесами, що відбуваються у межах складської інфраструктури. До напрямів складської діяльності такої системи належать управління трудовими ресурсами, що дає змогу планувати, розподіляти й контролювати роботу персоналу, а також підвищувати продуктивність праці. Важливу роль відіграє також управління ділянкою або двором, яке передбачає координацію логістичних потоків у зоні розвантаження й навантаження.

Одним з інструментів сучасних WMS є радіочастотна ідентифікація товарів (RFID), що забезпечує автоматизоване зчитування та фіксацію переміщення товарів. Це значно підвищує точність обліку й мінімізує вплив людського фактора. Крім того, у рамках WMS впроваджуються засоби взаємодії з партнерами, що дозволяє інтегрувати систему у загальний ланцюг постачання, оптимізуючи обмін інформацією з постачальниками, дистриб'юторами та іншими учасниками логістичного процесу. Не менш важливою є функція оптимізації розміщення на складі, яка дає змогу проаналізувати товаропотоки та раціонально організувати зони зберігання з урахуванням частоти обігу продукції, що в результаті скорочує час на обробку замовлень. На рисунку 1.1 [6] показано складові елементи управління складом.

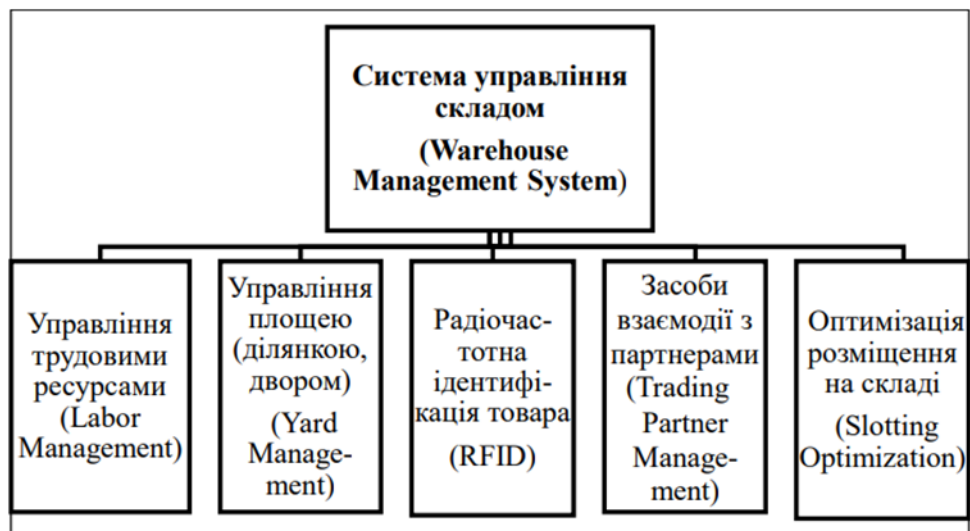


Рисунок 1.1 - Складові елементи управління складом [6]

Основними функціональними можливостями систем управління складом (WMS) є забезпечення раціонального розміщення продукції відповідно до її характеристик, а також оптимізація використання складських площ. WMS-системи сприяють ефективній організації процесів приймання, зберігання та відвантаження товарів, що дозволяє прискорити формування партій замовлень і знизити ризик помилок під час підготовки відвантажень.

Крім того, такі системи автоматизують документообіг, усуваючи малоефективні паперові процедури, і підвищують рівень прозорості та контрольованості діяльності персоналу. Завдяки використанню WMS стає можливим оперативне отримання достовірної інформації про кількість і місцезнаходження товарів на складі.

Також системи забезпечують ефективне управління товарами з обмеженим терміном придатності та значно скорочують обсяг робіт, пов'язаних із проведенням інвентаризації.

Впровадження системи управління складом має економічний сенс всюди, де здійснюється зберігання, облік і переміщення будь-яких одиниць зберігання: товарів, запасних частин, готової продукції. Як показує практика, застосування WMS-систем має сенс не тільки в великих логістичних центрах, але і в порівняно невеликих складських господарствах, розподільних центрах, на виробництві тощо.

Системи управління складом (Warehouse Management Systems, WMS) класифікуються за різними ознаками, зокрема за функціональністю, архітектурою реалізації та способом зберігання й обробки даних. Вибір конкретного типу системи залежить від потреб підприємства, обсягів товарообігу та рівня складності логістичних операцій.

З огляду на функціональність, WMS можуть бути реалізовані як у спрощеному форматі, так і з повною інтеграцією адресного зберігання [2]. У спрощеному варіанті система виконує базові облікові функції, забезпечуючи фіксацію надходжень і відвантажень товарів, а також формування первинної бухгалтерської документації. Натомість рішення з адресним зберіганням дають змогу точно визначати місцезнаходження кожної одиниці товару на складі, сприяють підвищенню точності логістичних процесів і дозволяють автоматизувати більш складні операції.

З технічної точки зору WMS-системи розрізняються за способом розміщення та зберігання даних. Автономні системи функціонують на локальних серверах або комп'ютерному обладнанні підприємства, що передбачає повний контроль над даними, але обмежує можливості масштабування та доступу. Хмарні рішення,

натомість, базуються на використанні віддалених серверів, що забезпечує доступ до інформації з будь-якої локації, а також спрощує процеси оновлення та розширення. Інтегровані системи, які є складовою частиною більших інформаційних платформ (зокрема ERP або SCM), дають змогу централізовано керувати всіма бізнес-процесами, включаючи логістичну діяльність, завдяки єдиній інформаційній екосистемі.

Особливого значення набуває модульна структура WMS, яка дозволяє адаптувати програмне забезпечення до конкретних умов функціонування підприємства. В залежності від масштабу діяльності, рівня автоматизації та складської інфраструктури, системи управління можуть відрізнятися за глибиною функціоналу. Базові рішення зазвичай орієнтовані на підприємства малого бізнесу з обмеженим асортиментом товарів. Стандартизовані (так звані коробкові) рішення використовуються на складах середнього розміру, але, як правило, не передбачають можливості індивідуального налаштування, що вимагає адаптації внутрішніх бізнес-процесів до логіки роботи системи. Водночас, для великих компаній доцільним є впровадження адаптованих або кастомізованих рішень, які розробляються з урахуванням специфіки товарообігу, мережевої структури складів та інших індивідуальних вимог. У випадку високої інтенсивності складських операцій доцільним є використання модульних WMS-систем, які дозволяють змінювати набір функціональних блоків відповідно до змін потреб підприємства.

Сучасні WMS-системи включають низку так званих острівних функцій - окремих логічних компонентів, які відповідають за автоматизацію та оптимізацію окремих етапів складських процесів. До таких функцій належать управління надходженням товарів, розміщенням у зонах зберігання, поповненням зон комплектації, комплектуванням та пакуванням, відвантаженням та інвентаризацією.

Функція автоматичної реєстрації надходження товарів у WMS-системі сприяє значному спрощенню та прискоренню процесу надходження продукції на склад [6]. Програмне забезпечення автоматично зчитує штрих-коди або RFID-мітки, що забезпечує точний облік товарів, які надходять. Потім система виконує

порівняння з відповідним замовленням постачальника, щоб перевірити кількість, асортимент і відповідність позицій. На основі результатів цієї перевірки WMS автоматично генерує первинні вхідні документи, зокрема, вхідні замовлення.

Крім облікових функцій, система також дозволяє фіксувати дефекти або пошкодження товарів, що надходять, тим самим допомагаючи підтримувати високий рівень якості складських операцій.

Функціонал розміщення товарів у зонах зберігання в рамках WMS-систем дозволяє оптимізувати просторове розташування продукції на складі. Програмне забезпечення використовує спеціальні алгоритми для визначення найбільш підходящого місця зберігання для кожної позиції з урахуванням її фізичних характеристик (вага, габарити, термін придатності) і наявного вільного простору.

Крім того, система враховує спеціальні вимоги до умов зберігання, включаючи температуру, вологість тощо. Для покращення пошуку та доступності відбору склад можна розділити на логічні зони відповідно до типів продукції, що зберігається [7].

Функція поповнення зон відбору є критично важливою для безперебійної роботи складу, особливо в умовах інтенсивного товарообігу. Система автоматично генерує завдання на поповнення, визначаючи товари, які необхідно перемістити в зону комплектації, щоб забезпечити виконання нових замовлень.

Окремим аспектом цієї функції є оптимізація маршрутів переміщення товарів на складі. WMS забезпечує мінімізацію відстаней для транспортних операцій, що дозволяє знизити навантаження на персонал і підвищити швидкість виконання завдань.

Однією з функцій сучасних систем управління складом є організація процесу відбору та пакування товарів [8]. WMS автоматизує створення завдань комплектації замовлень з урахуванням їх пріоритетності та термінів виконання. Для досягнення максимальної ефективності система оптимізує маршрути пересування персоналу, який виконує процес комплектації, таким чином мінімізуючи час, необхідний для проходження між стелажми.

Після того, як партія замовлення сформована, WMS контролює відповідність відібраних товарів сформованому замовленню. Паралельно система може підтримувати функцію автоматичного пакування, в якій задіяні системи зважування, принтери етикеток та інші периферійні пристрої, що забезпечують якісну підготовку товарів до транспортування.

Функція відвантаження охоплює завершальний етап складського циклу, система забезпечує автоматичну генерацію відвантажувальних документів, зокрема накладних і супровідних форм.

WMS відстежує процес завантаження і контролює виконання всіх етапів логістичного ланцюга до моменту доставки. Важливою є інтеграція з інформаційними системами транспортних компаній, що забезпечує оперативний обмін даними про статус перевезень та дозволяє інформувати клієнтів про етапи виконання їхніх замовлень.

Функціонал інвентаризації в рамках WMS дозволяє автоматизувати процес перевірки залишків запасів на складі. Система підтримує планування графіків інвентаризації та дозволяє контролювати їх виконання. Збір інформації здійснюється за допомогою мобільних терміналів або сканерів, що забезпечує швидке і точне зчитування даних [9].

На основі зібраної інформації система порівнює її з фактичними даними бухгалтерського обліку, виявляє можливі розбіжності та аналізує їх причини. Це допомагає підвищити точність обліку та мінімізувати ризик помилок у документації.

У сучасній логістиці та управлінні ланцюгами постачання WMS відіграють ключову роль у забезпеченні точності, оперативності та ефективності роботи складів. Проте, навіть найефективніша WMS не зможе повністю реалізувати свій потенціал без глибокої інтеграції з іншими корпоративними системами, передусім з ERP-системами (Enterprise Resource Planning) [16], а також зовнішніми цифровими платформами, такими як транспортні системи (TMS), маркетплейси, платформи електронної комерції та сервіси логістичних партнерів.

Інтеграція WMS з ERP-системами дозволяє об'єднати бізнес-процеси: закупівлі, облік запасів, управління замовленнями, фінансовий контроль і аналітику. Замість того щоб кожна система працювала окремо, інтеграція забезпечує спільне інформаційне середовище, у якому всі процеси синхронізовані. Наприклад, коли через ERP-систему надходить нове замовлення від клієнта, відповідні дані автоматично передаються в WMS, яка забезпечує відбір товару, пакування та його відвантаження. Зі свого боку, інформація про завершення обробки замовлення повертається в ERP для оновлення фінансових записів, аналітики та управління запасами [11].

Завдяки такій синхронізації досягається висока точність даних. Інформація про запаси, переміщення товарів, стан виконання замовлень і витрати оновлюється в реальному часі, що значно знижує ризики людських помилок і дублювання даних. Компанія отримує можливість оперативного прийняття управлінських рішень, базуючись на актуальній та достовірній інформації.

Інтеграція також дозволяє оптимізувати бізнес-процеси. Автоматизований обмін даними між системами значно скорочує час, необхідний на обробку операцій. Це позитивно впливає на швидкість обслуговування клієнтів, дозволяє краще прогнозувати потреби у поповненні запасів, планувати навантаження на персонал та транспорт, а також підвищити загальну продуктивність логістичних ланцюгів.

Ще один важливий аспект – прозорість та контроль. Коли всі системи працюють у зв'язці, менеджери отримують повну видимість операцій у реальному часі. Це стосується як внутрішніх процесів, так і взаємодії з зовнішніми партнерами. Наприклад, інтеграція WMS з транспортними платформами дозволяє в режимі онлайн відстежувати рух товарів, планувати маршрути доставки та прогнозувати час прибуття. А підключення до маркетплейсів чи e-commerce платформ забезпечує автоматичну обробку замовлень, що надходять онлайн, та їх негайну реалізацію в межах складу.

Інтегровані системи також вирізняються високою гнучкістю. Їх легко адаптувати до нових бізнес-умов або масштабувати разом із ростом компанії.

Залежно від потреб, можна підключати нові функціональні модулі або інтегруватися з новими партнерами – наприклад, із сервісами доставки, митними брокерами чи міжнародними платформами управління замовленнями.

Інтеграція WMS із ERP-системами та зовнішніми платформами є не лише технологічним викликом, а стратегічною інвестицією у майбутнє компанії. Вона дозволяє підвищити рівень автоматизації, зменшити витрати, забезпечити стабільну якість обслуговування клієнтів та зміцнити конкурентні позиції на ринку.

Інтеграція системи управління складом (WMS) з Oracle ERP Cloud або E-Business Suite є важливим етапом у забезпеченні ефективності бізнес-процесів. Відповідно до офіційної документації Oracle, інтеграція цих систем дозволяє організаціям оптимізувати управління запасами, покращити обробку замовлень та забезпечити точність даних.

Процес інтеграції починається з визначення вимог до даних, які необхідно обмінювати між WMS та ERP-системою. Це може включати інформацію про запаси, замовлення, постачальників та клієнтів. Важливо, щоб дані були узгоджені та актуальні, оскільки це вплине на загальну продуктивність бізнесу.

Наступним кроком є налаштування механізмів обміну даними. Oracle пропонує різноманітні інструменти та API, які дозволяють здійснювати інтеграцію. Використання Oracle Integration Cloud може спростити цей процес, надаючи готові шаблони та можливості для налаштування.

Після налаштування інтеграції, важливо провести тестування, щоб переконатися, що дані коректно передаються між системами. Це включає перевірку наявності помилок, а також верифікацію точності даних.

Завершальним етапом є моніторинг та підтримка інтеграції. Регулярний аналіз продуктивності та своєчасне оновлення системи допоможуть уникнути можливих проблем у майбутньому. Таким чином, інтеграція WMS з Oracle ERP Cloud або E-Business Suite є складним, але необхідним процесом для досягнення високої ефективності управління бізнесом.

Інтеграція систем є важливим аспектом сучасного бізнесу, оскільки вона дозволяє забезпечити безперервний обмін даними між різними платформами та

підвищити ефективність операцій. Існує кілька моделей інтеграції, кожна з яких має свої особливості та переваги.

Автономна інтеграція передбачає, що системи функціонують незалежно одна від одної, без прямого обміну даними. Вона може бути доцільною для малих підприємств або в ситуаціях, коли інтеграція не є критично важливою. Однак, автономна інтеграція може призвести до ізоляції даних та ускладнити управління інформацією.

У модульній інтеграції системи об'єднуються через модулі, які забезпечують певні функції. Це дозволяє підприємствам адаптувати інтеграцію відповідно до своїх потреб, додаючи або видаляючи модулі в залежності від змін у бізнес-процесах. Модульна інтеграція забезпечує гнучкість та масштабованість.

API-based інтеграція дозволяє системам взаємодіяти в реальному часі через використання інтерфейсів програмування додатків (API). Ця модель є однією з найпопулярніших завдяки своїй здатності забезпечувати швидкий та ефективний обмін даними. API-based інтеграція дозволяє підприємствам інтегрувати різні сервіси та платформи, що підвищує їхню конкурентоспроможність.

Інтеграція через EDI (електронний обмін даними) передбачає автоматизований обмін бізнес-документами між партнерами. EDI дозволяє зменшити кількість помилок, пов'язаних з ручним введенням даних, та прискорити процеси, такі як замовлення та виставлення рахунків. Це особливо корисно для великих підприємств, які працюють з численними постачальниками.

Інтеграція з ERP (системи управління ресурсами підприємства) забезпечує централізоване управління бізнес-процесами. Інтеграція з ERP дозволяє підприємствам отримувати цілісну картину своїх операцій, що сприяє кращому прийняттю рішень. Ця модель є особливо важливою для великих організацій, які потребують інтеграції різних функцій, таких як фінанси, виробництво та постачання.

Інтеграція з TMS потрібна для оптимізації логістичних процесів. Це дозволяє підприємствам ефективно управляти перевезеннями, знижувати витрати та

покращувати обслуговування клієнтів. Інтеграція з TMS є критично важливою для компаній, які залежать від транспортування товарів.

Програмне забезпечення SAP Extended Warehouse Management (SAP EWM) забезпечує комплексне рішення для управління складськими процесами. Впровадження цього програмного забезпечення в бізнес-середовищі продемонструвало, що воно підвищує операційну ефективність, тим самим зменшуючи витрати. Програмне забезпечення пропонує широкий спектр функцій, включаючи управління запасами, планування та виконання складських операцій, а також інтеграцію з іншими системами управління ланцюгами поставок. Адаптивність програмного забезпечення дозволяє налаштовувати його відповідно до конкретних вимог бізнесу, сприяючи досягненню високого рівня продуктивності та точності в управлінні складськими ресурсами. Використання SAP EWM (рисунок 1.2) покращує видимість запасів, скорочує час обробки замовлень та підвищує загальну ефективність складських процесів [18].

Del. Number	Date / Time	Route	TU	Carrier	Ship to	Door / Staging Area	Weight	No. of Items	Task Status	Picking Status
4500000001	Today 9:00	Berlin Wed.	6500000001	Mayer AG	RWE Wiesloch	D01 A01	1.5t	51	Created	100%
4500000002	Today 9:30	Daily	6500000001	Mayer AG	RWE Wiesloch	D02 A02	10t	120	Partially	66%
4500000003	Today 10:00	Berlin Wed.	6500000001	Mayer AG	RWE Wiesloch	- -	13t	60	Not created	
4500000004	Today 10:30	Mon., Fri.	6500000002	Müller GmbH	ALDUS	D01 A01	20t	120	Not created	
4500000005	Today 11:00	Daily	6500000002	Müller GmbH	LIDO	D01 A01	150t	300	Not created	
4500000006	Today 11:30	Daily	6500000002	Müller GmbH	RWE Wiesloch	- -	1.2t	20	Not created	
4500000007	Today 12:00	Berlin Wed.	6500000003	Müller GmbH	ALDUS	D02 A02	0.8t	12	Not created	
4500000008	Today 12:30	Daily	6500000003	Schmidt AG	ALDUS	- -	0.5t	15	Not created	
4500000009	Today 13:00	Berlin Wed.	6500000003	Schmidt AG	LIDO	D01 A01	0.2t	10	Not created	
4500000010	Today 13:30	Mon., Fri.	6500000003	Schmidt AG	LIDO	- -	1t	100	Not created	
<b>Total</b>							198,2t			

Рисунок 1.2 – ПЗ SAP WMS [18]

Oracle SCM Cloud, також відома як Oracle Supply Chain Management Cloud, - це комплексне рішення для управління складом, яке пропонує широкий спектр функцій для оптимізації бізнес-процесів. Програмне забезпечення інтегрує різні аспекти управління поставками, включаючи планування, виконання, управління запасами та логістичні операції.

Важливою перевагою Oracle SCM Cloud є її здатність до адаптації та масштабування, що дозволяє компаніям будь-якого розміру ефективно використовувати її функціональні можливості. Платформа підтримує автоматизацію процесів, що знижує ризик помилок і підвищує загальну продуктивність.

Платформа пропонує аналітичні інструменти, які полегшують вилучення цінної інформації з даних, що дозволяє приймати обґрунтовані рішення в бізнесі. Хмарна архітектура системи гарантує, що користувачі можуть отримати доступ до неї з будь-якої точки світу, забезпечуючи тим самим гнучкість і простоту використання.

Oracle SCM Cloud [20] (рисунок 1.3) інтегрується з іншими рішеннями Oracle, такими як Oracle ERP Cloud, створюючи єдину екосистему для управління бізнесом. Ця інтеграція забезпечує безперервність даних і знижує витрати на управління інформацією.

The screenshot displays two views within the Oracle SCM Cloud interface. The top view, titled 'At Risk Demands (9)', shows a table of demands with columns for Status, Order Number, Order Line Number, Order Type, Organization, Item, Suggested Due Date, Order Quantity, UOM, Order Value, Recommendations, Customer, and Customer 1. The bottom view, titled 'Recommendations View', shows a table of recommendations with columns for Status, Item Status, Organization, Item, Order Number, Order Type, Suggested Due Date, Expedite Date, Expedite Days, Order Quantity, UOM, and Supplier.

Status	Order Number	Order Line Number	Order Type	Organization	Item	Suggested Due Date	Order Quantity	UOM	Order Value	Recommendations	Customer	Customer 1
At Risk	23044	1-2	Sales Order	003	AS479209	11/16/15	4	Ex	4,300 USD	1	Computer Serv	1036
At Risk			Forecast	003	AD6647331	10/09/15	77	Ex	23,100.00 USD	9	Business World	1033
At Risk			Forecast	003	AD6647331	9/30/15	76	Ex	23,400.00 USD	10	Business World	1033
At Risk			Forecast	003	AD6647331	10/09/15	76	Ex	23,400.00 USD	10	Business World	1033
At Risk			Forecast	003	AD6647331	10/09/15	76	Ex	23,400.00 USD	10	Business World	1033
At Risk			Forecast	003	AD6647331	10/09/15	76	Ex	23,400.00 USD	10	Business World	1033
At Risk			Forecast	003	AD6647331	10/09/15	76	Ex	23,400.00 USD	10	Business World	1033
At Risk			Forecast	003	AD6647331	10/09/15	77	Ex	23,100.00 USD	10	Business World	1033
At Risk			Forecast	003	AD6647331	10/09/15	77	Ex	23,100.00 USD	10	Business World	1033

Status	Item Status	Organization	Item	Order Number	Order Type	Suggested Due Date	Expedite Date	Expedite Days	Order Quantity	UOM	Supplier
At Risk	Not Exp	003	CBK751113	21624	Planned order	7/25/15	10/23/15	0	897	Ex	Logix Systems

Рисунок 1.3 - ПЗ Oracle SCM Cloud [20]

ABM WMS (Warehouse Management System) є складовою частиною програмного забезпечення, розробленого компанією ABM Cloud, яке спрямоване на оптимізацію управління складськими процесами. Система ABM WMS забезпечує автоматизацію обліку товарів, управління запасами, а також контролю за рухом товарів на складі. Завдяки інтеграції з іншими бізнес-системами, такими як ERP, ABM WMS дозволяє підприємствам досягати високої ефективності в управлінні ресурсами.

Основними функціями ABM WMS є: управління прийомом і відвантаженням товарів, контроль за їх зберіганням, а також моніторинг запасів у реальному часі. Система також надає можливість здійснювати аналіз даних, що дозволяє приймати обґрунтовані рішення щодо оптимізації складських процесів.

ABM WMS підтримує різноманітні технології, такі як штрих-кодування та RFID, що сприяє підвищенню точності обліку та зменшенню ймовірності помилок. Завдяки гнучкості налаштувань, система може бути адаптована під специфічні потреби підприємства, що робить її універсальним інструментом для управління складськими операціями.

## 1.2 Основи використання кіберфізичних систем в логістиці

Кіберфізична система — це симбіоз обчислювальних пристроїв, мережевих сенсорів та фізичних об'єктів, які взаємодіють у режимі реального часу. Вони аналізують дані, ухвалюють рішення та виконують дії безпосередньо у фізичному середовищі. Кіберфізичні системи діють за принципом постійного обміну інформацією між фізичним та цифровим світом. Вони аналізують реальні процеси, ухвалюють рішення на основі зібраних даних і впливають на навколишнє середовище. Умовно це можна поділити на три етапи: збір даних, обробка та ухвалення рішень, виконання дій та зворотній зв'язок.

Датчики та сенсори розташовуються на фізичних об'єктах і безперервно реєструють параметри навколишнього середовища, такі як температура, тиск, рух, вологість тощо. У кіберфізичних системах ці дані збираються та аналізуються для

забезпечення інтеграції фізичних і віртуальних компонентів. Наприклад, у середовищі «розумного будинку» датчики температури не лише передають дані про умови в приміщенні, але й взаємодіють з іншими системами, такими як опалення, вентиляція та кондиціонування повітря (HVAC). Це дозволяє автоматично регулювати температуру в залежності від реальних потреб, що підвищує енергоефективність та комфорт. Крім того, дані з сенсорів можуть бути використані для прогнозування змін у навколишньому середовищі, що дозволяє системам адаптуватися до нових умов у реальному часі.

Зібрані дані передаються до обчислювального центру (локального контролера, сервера або хмарної платформи), де алгоритми аналізують інформацію, прогнозують ситуації та приймають оптимальні рішення. Процес обробки даних є критично важливим, оскільки він дозволяє не лише виявляти проблеми, але й формувати стратегії для їх вирішення. Наприклад, у системі управління виробництвом, яка використовує предиктивну аналітику, дані про роботу обладнання аналізуються в реальному часі. Це допомагає виявити потенційні відмови ще до їх виникнення та дає можливість своєчасно вжити заходів для запобігання простоям. Алгоритми можуть враховувати безліч факторів, таких як історичні дані, умови експлуатації та навіть зовнішні впливи, що робить ухвалення рішень більш обґрунтованим і ефективним.

Актuatorи (механізми, що виконують команди) змінюють стан фізичної системи відповідно до прийнятих рішень. Це може бути зміна обертів двигуна, регулювання температури в приміщенні або навіть автономний рух робота. Важливо відзначити, що всі дії фіксуються датчиками, тим самим запускаючи подальший цикл зворотного зв'язку. Виконання дій актуаторами не тільки забезпечує миттєву реакцію на команди, а й створює можливість для аналізу ефективності цих дій. Зворотний зв'язок, отриманий від датчиків, дозволяє системі адаптуватися до змін у навколишньому середовищі, коригуючи свої дії для досягнення оптимальних результатів.

Кіберфізичні системи відіграють ключову роль у трансформації логістичних процесів, оскільки забезпечують тісну інтеграцію фізичних операцій із цифровими

технологіями. Ці системи поєднують сенсори, виконавчі механізми, програмне забезпечення та мережеві технології в єдину інтелектуальну інфраструктуру. Це дозволяє створювати адаптивні, гнучкі та саморегульовані логістичні мережі, здатні в реальному часі реагувати на зміни та оптимізувати виконання операцій.

Завдяки кіберфізичним системам забезпечується безперервний обмін даними між фізичними об'єктами, такими як товари, транспортні засоби чи обладнання, та цифровими системами управління. Це дозволяє відстежувати переміщення вантажів у реальному часі, контролювати умови їх зберігання, а також миттєво реагувати на зміни в логістичному ланцюгу. Подібна інтеграція дає змогу підвищити точність управлінських рішень і зменшити ризики втрат чи затримок.

Кіберфізичні системи відіграють провідну роль в автоматизації складських операцій. Згідно з дослідженням McKinsey, застосування таких технологій на складах дозволяє значно підвищити продуктивність праці, зменшити витрати та знизити залежність від людського фактора. Прикладами є роботизовані системи, які сортують, пакують та переміщують товари, а також автоматичні конвеєри та крани, які зменшують час обробки замовлень і ймовірність помилок. Завдяки цим рішенням логістичні процеси стають більш швидкими, точними та економічно ефективними.

КФС суттєво впливають на ефективність логістичних процесів завдяки здатності аналізувати великі обсяги даних. Дані, зібрані з різноманітних сенсорів та цифрових джерел, обробляються і використовуються для прогнозування попиту, управління запасами, планування маршрутів доставки та розрахунку завантаження транспорту. Це дозволяє підприємствам ухвалювати обґрунтовані рішення, скорочувати витрати, уникати перевантажень та недовантажень, а також знижувати рівень простоїв.

Однією з важливих переваг систем є їхня гнучкість та здатність до адаптації. Вони дозволяють підприємствам швидко реагувати на зміни у зовнішньому середовищі, такі як коливання попиту, зміни в обсягах постачань або непередбачувані обставини. Завдяки цьому компанії можуть забезпечувати

стабільність логістичних процесів навіть за умов нестабільності на ринку або глобальних викликів, зберігаючи високий рівень обслуговування клієнтів.

Кіберфізичні системи підвищують безпеку та надійність логістичних операцій. Інтегровані системи моніторингу дозволяють у режимі реального часу виявляти потенційні загрози, такі як псування продукції, температурні відхилення чи несанкціонований доступ до приміщень. Це сприяє зменшенню втрат і забезпечує дотримання стандартів якості та безпеки на всіх етапах логістичного процесу.

Упровадження кіберфізичних систем у логістичну сферу покращує якість та ефективність операцій та створює основу для розвитку інноваційних бізнес-моделей. Зокрема, мова йде про логістику «на вимогу», автоматизовані склади, розумне планування доставки та інші рішення, що забезпечують підприємствам конкурентні переваги. У сучасних умовах цифрової трансформації ринку такі системи стають важливою складовою успішної логістики майбутнього.

Моніторинг у реальному часі є однією з важливих функцій кіберфізичних систем у логістиці, яка забезпечує прозорість, контроль та оперативність управлінських рішень на всіх етапах переміщення товарів. Завдяки інтеграції фізичних об'єктів із цифровими технологіями — сенсорами, RFID-мітками, автоматизованими системами управління — підприємства отримують можливість відстежувати всі логістичні процеси буквально в момент їх здійснення.

Згідно з даними, опублікованими в дослідженні McKinsey, саме моніторинг у реальному часі дозволяє компаніям істотно підвищити ефективність операцій. Наприклад, завдяки точному відстеженню місцезнаходження вантажів, стану товарів і рівня запасів, система миттєво повідомляє про відхилення, що дозволяє запобігати простоям, втратам та порушенню логістичного ланцюга. Також це знижує ймовірність помилок, пов'язаних із ручним введенням даних або затримками в комунікації між підрозділами.

Ефективність складських операцій багато в чому залежить від можливості контролювати процеси в режимі реального часу. Це стосується, зокрема, роботи автоматизованих конвеєрів, сортувальних систем і зон комплектації замовлень, де

затримка в кілька секунд може порушити всю послідовність обробки товарів. Реальний контроль дозволяє системі адаптувати дії залежно від ситуації — перенаправити потоки, перерозподілити ресурси або змінити маршрут доставки.

Крім складської логістики, моніторинг у реальному часі широко застосовується в управлінні транспортуванням. За допомогою GPS-трекерів та IoT-пристроїв оператори логістичних компаній можуть бачити не лише маршрут руху транспорту, а й оцінювати умови перевезення — температуру, вологість, вібрацію. Така інформація особливо важлива для перевезення продукції, яка потребує дотримання спеціальних умов зберігання, наприклад, продуктів харчування чи фармацевтичних препаратів.

Інструменти Business Intelligence (BI) є критично важливими для сучасного бізнесу, оскільки вони дозволяють організаціям збирати, аналізувати та інтерпретувати великі обсяги даних. Використовуючи BI, компанії можуть отримувати цінні інсайти, які допомагають у прийнятті обґрунтованих рішень. Наприклад, BI може допомогти в ідентифікації тенденцій у поведінці споживачів, аналізі ефективності маркетингових кампаній та оптимізації операційних процесів. Завдяки інтеграції з ERP і WMS-системами, інструменти BI забезпечують комплексний огляд логістичних процесів, що дозволяє виявляти слабкі місця, прогнозувати затримки та уникати надмірного навантаження на склад. Це підвищує ефективність управління ресурсами та знижує витрати.

Розумний склад (Smart Warehouse) — це високотехнологічна екосистема, яка інтегрує автоматизовані системи зберігання, роботизовані комплекси, сенсорні мережі та програмне забезпечення для управління логістичними процесами. Його мета — забезпечити безперервний потік товарів без затримок, помилок і надмірних витрат.

Компанія Bem Brasil, що спеціалізується на виробництві замороженої картоплі фри, зіткнулася з проблемою нестачі потужностей через стрімке зростання продажів. Для вирішення цієї проблеми було впроваджено систему зберігання високої щільності з понад 30 000 піддонів, інтегровану з краном-штабелером та автоматичним палетним човником. Це дозволило оптимізувати прийом і

відвантаження товарів, зменшити потребу в ручній праці та підвищити точність операцій завдяки системі управління складом Easy WMS.

У компанії Trumpler, яка працює в хімічній промисловості, виникла необхідність прискорити потік товарів за розумною ціною. Рішенням стало впровадження розумного складу, реалізованого компанією Mecalux. Це дозволило автоматизувати процеси зберігання та обробки товарів, зменшити витрати та підвищити ефективність логістичних операцій.

Компанія GKN Driveline, що виробляє автомобільні компоненти, зіткнулася з проблемою обмеженого простору та необхідністю підвищення продуктивності. Впровадження автоматизованої системи зберігання та пошуку (AS/RS) дозволило оптимізувати використання вертикального простору, зменшити час обробки замовлень та підвищити точність виконання операцій. На рисунку 1.4 показано AS/RS для коробок на силовій лінії GKN для інтелектуального зберігання даних [25].



Рисунок 1.4 - AS/RS для коробок на силовій лінії GKN для інтелектуального зберігання даних [25]

Впровадження розумних складів суттєво впливає на логістичні процеси підприємства. Завдяки автоматизації та інтеграції цифрових рішень значно підвищується ефективність і продуктивність, оскільки більшість рутинних операцій виконується без участі людини, що дозволяє обробляти більше замовлень за коротший час. Водночас зменшується кількість помилок, притаманних ручній праці, що також призводить до зниження операційних витрат. Автоматизовані системи дають змогу ефективніше використовувати простір — зокрема, завдяки вертикальному зберіганню — і краще керувати ресурсами, забезпечуючи точне розміщення й швидкий доступ до товарів. Також розумні склади забезпечують гнучкість і можливість масштабування логістичних операцій, що особливо важливо для компаній, які швидко розвиваються або працюють у динамічних ринкових умовах. Крім того, автоматизація покращує умови праці: зменшується фізичне навантаження на працівників, знижується ризик травматизму та підвищується загальний рівень безпеки на складі. Усі ці переваги роблять розумний склад ключовим компонентом сучасної логістики та підвищують конкурентоспроможність підприємства.

Впровадження AGV (Automated Ground Vehicles) — ідеальне рішення для оптимізації складської діяльності. Автоматизовані транспортні засоби, засновані на технології SLAM (одночасна локалізація та картографування), яка дозволяє машині «розпізнавати» свій маршрут і рухатися за встановленою траєкторією. Рух робочих і транспортування ними вантажів здійснюється в автоматичному режимі як у приміщенні, так і на відкритому повітрі з високою точністю локалізації за допомогою спеціальної системи лазерного позиціонування або магнітної стрічки, а також за вбудованим в підлогу джерелом енергії (проводах). Все це забезпечує чіткість руху за вказаним маршрутом. Навігаційні системи для AGV мають свої переваги та недоліки. Наприклад, при русі за проводкою, вмонтованою в підлогу, відпадає потреба в регулярній підзарядці, проте це обмежує мобільність при зміні траєкторії руху. Магнітна стрічка, що наклеюється на підлогу, з часом зношується, але цей метод не заважає проїзду інших транспортних засобів, забезпечуючи відмінні можливості для розвилок і поворотів, а також є більш економічно

вигідним. Для впровадження лазерної навігації AGV необхідно заздалегідь встановити мітки в приміщенні за допомогою тріангуляції, що є геодезичним методом побудови системи точок, які формують трикутники. Хоча цей метод навігації є дорожчим, він забезпечує значно вищу надійність, точність і мобільність AGV. Завдяки спеціалізованому програмному забезпеченню, промислові та логістичні компанії можуть ефективно управляти кількома AGV для індивідуальної або одночасної обробки вантажів. Існує багатоцільове рішення для управління AGV різних розмірів і ваги на основі модульних конструкцій. Таким чином, два або більше AGV можуть бути з'єднані для злагодженої роботи в мережі, що підвищує пропускну здатність і дозволяє обробляти як стандартні вантажі, такі як європіддони, так і нестандартні. Незважаючи на те, що рух за заданою траєкторією в автономному режимі відбувається без участі людини, AGV є надійними та безпечними, їх можна використовувати на складах, виробничих підприємствах, а також у місцях скупчення людей, не виключаючи небезпечні виробництва з закритими маршрутами.

Роботизовані системи обробки вантажів [22] забезпечують високий рівень автоматизації логістичних і виробничих процесів, підвищуючи ефективність та точність операцій. Ці системи призначені для виконання монотонних завдань переміщення вантажів, що дозволяє зменшити потребу в ручній праці та знизити ризик помилок. Ці роботи можуть бути інтегровані з конвеєрними системами, підйомним обладнанням та іншими елементами інфраструктури, що забезпечує гнучкість і масштабованість рішень.

Роботизовані системи від забезпечують високу швидкість та точність роботи, низькі операційні витрати, простоту експлуатації, високу ступінь надійності, високий рівень безпеки та економію людських ресурсів, що робить їх ефективним рішенням для автоматизації складських та виробничих процесів.

Машинний зір відіграє ключову роль в автоматизації складських процесів, забезпечуючи точну, швидку та безперебійну роботу систем обробки товарів. Це одна з основних технологій, що лежить в основі сучасних «розумних» складів, і дозволяє значно знизити людський фактор у процесах сортування, ідентифікації,

контролю якості та навігації роботизованих пристроїв. На рисунку 1.5 показано шестиосьового робота [22]



Рисунок 1.5 – Шестиосьовий робот [22]

Системи машинного зору використовують камери, датчики та алгоритми обробки зображень для розпізнавання об'єктів, зчитування штрихкодів, QR-кодів і навіть автоматичного визначення пошкоджень на упаковці чи продукції. Такі системи дозволяють в режимі реального часу аналізувати дані та приймати рішення, що критично важливо для високошвидкісних логістичних центрів.

Однією з переваг машинного зору є його здатність працювати в складних умовах – при різному освітленні, з великою кількістю різноманітних товарів та варіацій упаковки. У комбінації з роботизованими системами, машинний зір дозволяє здійснювати точне захоплення товарів, автоматичне розміщення їх на стелажах або підготовку до відвантаження. Такі технології вже активно використовуються в системах Pick&Place, автоматичного пакування, палетизації та інвентаризації.

Крім того, машинний зір інтегрується з WMS (Warehouse Management System) і ERP-системами, передаючи в них точні дані про розташування, кількість і стан товарів. Це забезпечує повну цифрову прозорість процесів і сприяє оптимізації логістичних потоків, скороченню витрат і зниженню кількості помилок.

У перспективі машинний зір у поєднанні з технологіями штучного інтелекту розширює можливості автономних складських роботів, дозволяючи їм самостійно адаптуватися до змін середовища, маршрутів або пріоритетів обробки замовлень.

Камери з машинним зором [10], що показана на рисунку 1.6, є невіддільним елементом сучасних систем автоматизації складських процесів. Вони відіграють ключову роль у зборі візуальних даних, які потім обробляються алгоритмами комп'ютерного зору для розпізнавання об'єктів, зчитування маркувань та контролю якості продукції.



Рисунок 1.6 - Камера з машинним зором [10]

Ці камери не лише фіксують зображення, як традиційні відеокамери, а й забезпечують аналіз візуальної інформації в реальному часі. У складських умовах їх застосовують для таких завдань, як автоматичне зчитування штрихкодів, QR-кодів та RFID-міток навіть у складних умовах (наприклад, при поганому освітленні

або пошкоджених етикетках); контроль точності укладання товарів у коробки та на палети; виявлення пошкоджених упаковок або неправильного маркування; відстеження та ідентифікація товарів у потоці на конвеєрах; контроль заповненості полиць та наявності вільного простору на стелажах.

Камери машинного зору часто поєднуються з алгоритмами штучного інтелекту та глибокого навчання. Це дозволяє їм не просто зчитувати інформацію, а й аналізувати її контекст – наприклад, визначати, чи є товар правильним за формою, кольором або розміром, або ж знаходити дефекти, які раніше могла виявити тільки людина. У таблиці 1.1 проведено порівняння камер машинного зору.

Таблиця 1.1 – Порівняльна характеристика камер машинного зору

Виробник	Модель / Серія	Переваги	Недоліки
Zebra Technologies	VS40, VS70	Простота інтеграції з WMS та ERP. Висока надійність у складних умовах	Вища вартість у порівнянні з простішими системами. Обмежене ПО для складних сценаріїв обробки зображень
Sick AG	InspectorP	Надійне позиціонування у площинах X/Y. Працює в умовах забруднень та відблисків.	Складність конфігурації для недосвідчених користувачів

Відомі виробники таких камер – Cognex, Keyence, Basler, Omron, а також індустріальні рішення Siemens, Zebra Technologies – пропонують комплексні системи з вбудованою аналітикою, які легко інтегруються у WMS, ERP чи SCADA-системи. Рішення Cognex In-Sight включають камери з вбудованим процесором, що дає змогу обробляти зображення без додаткового зовнішнього обладнання. У логістичних центрах і на складах «розумного типу» такі камери часто встановлюють на роботизованих візках, конвеєрних стрічках, дронах або стаціонарно над контрольними зонами. Завдяки цьому машинний зір сприяє не лише підвищенню точності та швидкості обробки замовлень, а й зниженню витрат, пов'язаних із помилками чи поверненням товарів.

### 1.3 Аналіз предметної області і виявлення наявних проблем і завдань

Аналіз предметної області показує, що автоматизація складських процесів стає критично важливою через зростаючий обсяг логістичних операцій та необхідність підвищення ефективності управління запасами. Традиційні методи організації складу часто базуються на ручному контролі, що призводить до значних витрат часу, підвищеного ризику людських помилок та неефективного використання складських площ. Використання сучасних технологій, таких як машинний зір, дозволяє автоматизувати процеси приймання, розподілу та відстеження товарів, значно скорочуючи операційні витрати.

Однією з основних проблем є недостатня швидкість і точність ідентифікації товарів у великих складських приміщеннях. Традиційні штрих-кодові системи вимагають безпосереднього сканування кожного об'єкта, що уповільнює процеси та обмежує можливості автоматичного аналізу. Інші підходи, такі як RFID-мітки, потребують додаткових витрат на обладнання та не завжди є зручними для інтеграції в існуючі логістичні процеси.

Застосування машинного зору у складських кіберфізичних системах відкриває нові можливості для безконтактного моніторингу товарних потоків. Автоматичне розпізнавання вантажів, їх місцезнаходження та стану дозволяє

мінімізувати людський фактор і підвищити точність обліку. Однак впровадження таких рішень потребує розробки ефективних алгоритмів обробки відеоданих, що враховують змінні умови освітлення, різноманітність форм і розмірів об'єктів, а також можливі перешкоди у вигляді часткового перекриття товарів.

#### 1.4 Порівняльний аналіз переваг та недоліків існуючих рішень

Системи машинного зору та штучного інтелекту активно впроваджуються у логістичні процеси, забезпечуючи автоматизацію та оптимізацію складських операцій, транспортування та міських логістичних систем. Порівняльний аналіз існуючих рішень дозволяє виокремити їхні переваги та недоліки.

Однією з переваг машинного зору є його здатність автоматизувати процеси ідентифікації вантажів, штрих-кодів та етикеток без необхідності ручного сканування. Такі системи суттєво знижують рівень помилок, пов'язаних з людським фактором, та підвищують швидкість операцій. Крім того, технології машинного зору дозволяють здійснювати контроль якості продукції та виявляти дефекти упаковки.

Використання штучного інтелекту у міських логістичних системах сприяє більш ефективному управлінню транспортними потоками та оптимізації маршрутів постачання. Завдяки аналізу великих масивів даних, алгоритми можуть передбачати затори та перерозподіляти транспортні потоки для підвищення ефективності перевезень. Автоматизовані логістичні системи, що використовують нейромережі, можуть забезпечувати розумне управління складськими запасами, передбачаючи попит та оптимізуючи рівень товарних залишків.

Попри значні переваги, існують і певні виклики у впровадженні таких технологій. Одним із головних недоліків є висока вартість обладнання та його інтеграції в існуючі логістичні системи. Необхідність розгортання потужної ІТ-інфраструктури та придбання високоякісних камер і серверів може бути фінансово непосильним для малих та середніх підприємств [5]. Крім того, ефективність таких

систем залежить від правильності налаштування алгоритмів розпізнавання, що потребує залучення висококваліфікованих спеціалістів.

Ще одним викликом є чутливість систем машинного зору до зовнішніх факторів, таких як освітлення, забруднення камер або пошкодження маркувань на упаковці. У випадку використання штучного інтелекту для транспортної логістики виникає питання щодо кібербезпеки та захисту персональних даних, оскільки алгоритми працюють із великими обсягами інформації про маршрути, вантажі та користувачів.

Впровадження систем машинного зору та штучного інтелекту у логістичну галузь має значний потенціал, проте вимагає комплексного підходу до вибору та налаштування технологій. Попри високі витрати на початковому етапі, довгострокові переваги у вигляді зниження витрат на персонал, підвищення точності обліку та ефективності управління логістичними потоками роблять такі системи перспективними для масштабного впровадження.

## 1.5 Постановка задачі

Швидкий розвиток технологій машинного зору, штучного інтелекту та автоматизованих систем управління відкриває нові можливості для підвищення ефективності логістичних процесів. Впровадження машинного зору у сферу складського управління дозволяє зменшити витрати часу на ідентифікацію, сортування та контроль товарів, а також підвищити точність і надійність операцій. Сучасні системи здатні здійснювати аналіз великих обсягів даних у реальному часі, виявляючи помилки у комплектації, відстежуючи рух вантажів та автоматично оновлюючи інформацію в базах даних.

Традиційні методи контролю складських операцій, що базуються на ручному введенні даних, штрих-кодовому скануванні або RFID-технологіях, мають певні обмеження. Вони можуть бути повільними, схильними до людських помилок та вимагати значних витрат на підтримку та оновлення обладнання. Своєю чергою, технології машинного зору дозволяють автоматизувати процеси за допомогою

камер та алгоритмів розпізнавання об'єктів, що значно підвищує швидкість і точність операцій.

Машинний зір у складських системах може використовуватися для ідентифікації вантажів, перевірки їх цілісності, аналізу заповненості стелажів, а також контролю за переміщенням техніки та персоналу. Інтеграція таких технологій із системами управління складом (WMS) дозволяє досягти повної автоматизації та оптимізації логістичних процесів. Наприклад, алгоритми можуть визначати місцезнаходження товару, аналізувати його відповідність замовленню та формувати звіти про виконання операцій.

Однак використання машинного зору в логістиці також пов'язане з певними викликами. Серед основних – необхідність обробки великої кількості відеоданих у реальному часі, впровадження точних алгоритмів розпізнавання, а також інтеграція таких рішень із наявною інфраструктурою складів. Крім того, важливими аспектами є захист даних та забезпечення стабільної роботи систем за умов змінного освітлення, різноманіття товарних форм та можливих перешкод у складському просторі.

З огляду на зазначене, основним завданням дослідження є розробка методу та програмно-апаратної системи управління складськими процесами на основі машинного зору. Це включає створення алгоритмів аналізу зображень для ідентифікації та класифікації товарів, розробку підходів до інтеграції таких алгоритмів у існуючі складські інформаційні системи та забезпечення ефективної взаємодії між програмним забезпеченням та технічними компонентами.

Очікуваним результатом роботи є підвищення точності і швидкості виконання складських операцій, зменшення витрат на інвентаризацію та зниження кількості помилок при обліку товарів. Розроблене рішення також сприятиме автоматизації логістичних процесів та підвищенню загальної продуктивності складських комплексів.

## 1.6 Висновки

У першому розділі було проведено детальний аналіз сучасних підходів до автоматизації управління складськими процесами. Розглянуто функціональні особливості традиційних систем WMS та їх взаємодію з іншими підсистемами логістики. Встановлено, що ключовими елементами сучасного складу є програмно-апаратні комплекси, здатні забезпечувати високий рівень обліку, контролю та аналітики, а також зменшувати вплив людського фактора.

Окрему увагу приділено перспективам впровадження кіберфізичних систем і технологій машинного зору, які забезпечують якісно новий рівень автоматизації. Проаналізовано переваги таких підходів у порівнянні з класичними методами: зменшення часу на виконання операцій, підвищення точності розпізнавання товарів, можливість цілодобового моніторингу та покращення об'єктивності інвентаризації.

Виявлено актуальні проблеми у сфері автоматизації логістики, зокрема: недостатню гнучкість традиційних систем, обмеження у швидкості та масштабуванні, а також високу залежність від людської участі. Це обґрунтовує доцільність пошуку нових рішень, заснованих на використанні алгоритмів комп'ютерного зору та інтеграції з інтелектуальними обчислювальними платформами.

Проведено дослідження предметної області та технологічного ландшафту автоматизованих складських систем підтвердило актуальність обраної тематики та необхідність розробки інноваційного підходу до управління складом на основі машинного зору та елементів кіберфізичних систем.

## **2 РОЗРОБКА МЕТОДУ УПРАВЛІННЯ СКЛАДУ НА ОСНОВІ МАШИННОГО ЗОРУ**

### **2.1 Основні етапи обробки зображень для складської логістики**

У сучасній логістиці аналіз зображень, який реалізується через технології машинного та комп'ютерного зору, відіграє ключову роль в автоматизації складських операцій і управлінні товарними потоками. Він дозволяє здійснювати моніторинг і контроль процесів у режимі реального часу без потреби в людському втручанні. Цифрові системи здатні зчитувати та обробляти візуальні дані з камер і сенсорів для ідентифікації товарів, відстеження їх розміщення на полицях, перевірки цілісності упаковок, а також автоматизації операцій відбору та пакування.

Запровадження цифрових технологій, до яких належать інтелектуальні системи розпізнавання образів, дозволяє підвищити ефективність внутрішніх логістичних операцій, таких як зберігання, транспортування, пакування та інвентаризація. Автори наголошують на важливості використання штучного інтелекту у зв'язку з його здатністю обробляти великі обсяги візуальної інформації, що генерується в процесі логістичних операцій. Це забезпечує можливість гнучкого та адаптивного управління ресурсами, а також оперативного прийняття рішень на основі візуального аналізу.

Значення аналізу зображень зростає у зв'язку з поширенням технологій Індустрії 4.0, де цифровізація і автоматизація стають базовими принципами організації логістичних процесів. Завдяки цьому підприємства можуть не лише мінімізувати витрати й знизити ризики людських помилок, а й підвищити швидкість та точність логістичних операцій, що особливо важливо в умовах високої конкуренції та потреби у швидкому реагуванні на зміни ринку.

Аналіз зображень підтримує взаємодію з іншими цифровими технологіями, зокрема WMS (системами управління складом), ERP-системами та хмарними платформами. Це дозволяє досягти комплексної автоматизації на всіх рівнях логістичного ланцюга, від надходження вантажу до його кінцевої доставки.

Інтеграція подібних рішень підсилює інформаційну прозорість, планування ресурсів та координацію між підрозділами підприємства. На рисунку 2.1 показано використання цифрових технологій та засобів автоматизації в управлінні логістичними процесами [4].

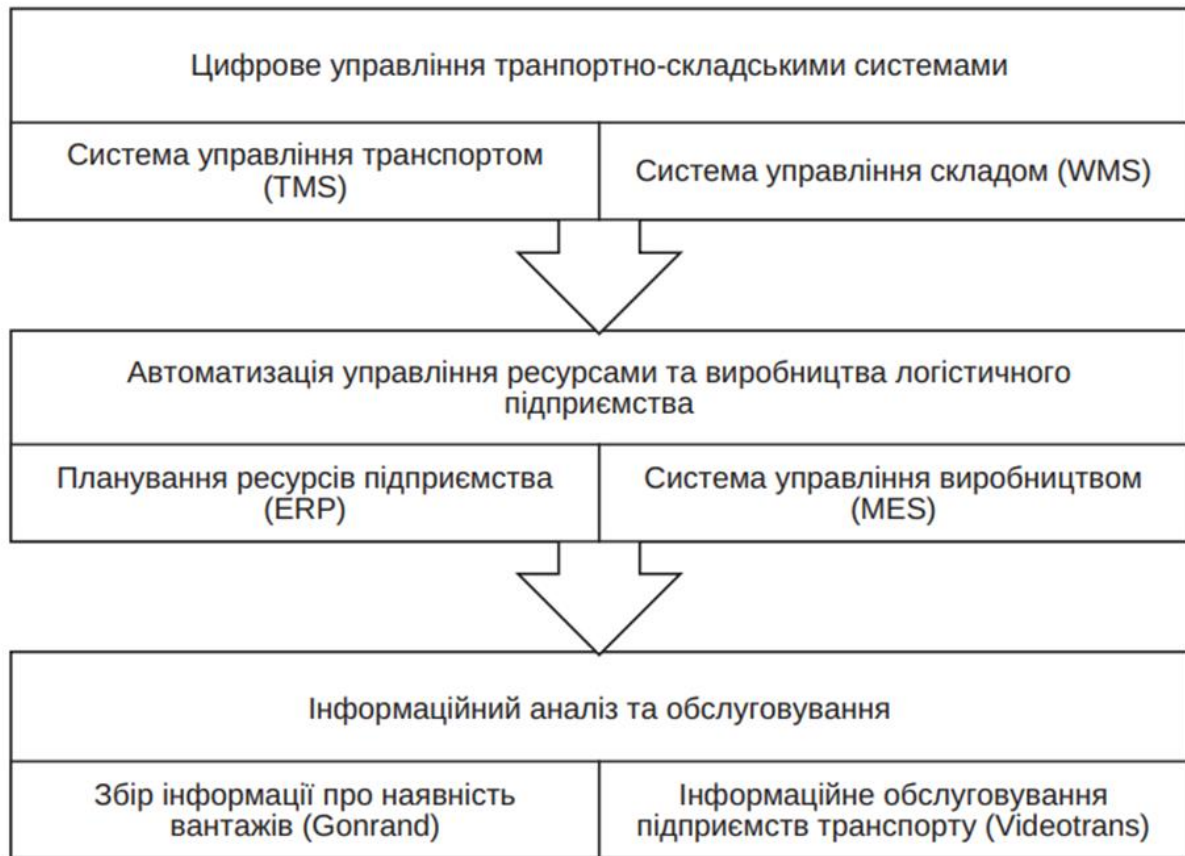


Рисунок 2.1 – Використання цифрових технологій та засобів автоматизації в управлінні логістичними процесами [4]

Машинний зір значною мірою усуває обмеження, пов'язані з людським фактором. У ситуаціях, де необхідний високий рівень точності при перевірці великої кількості об'єктів, візуальна оцінка оператором може бути суб'єктивною та залежати від індивідуальних фізіологічних особливостей. Системи машинного зору забезпечують стабільну, об'єктивну й повторювану якість контролю, що особливо важливо для автоматизації масових операцій.

На відміну від ручного огляду або простого зчитування штрихкодів, машинний зір здатен не лише фіксувати зображення, а й аналізувати його в

реальному часі. Розумні камери з вбудованими модулями обробки зображення виконують попередню аналітику й формують керуючі сигнали для виробничих або складських систем без участі людини. Така інтеграція дозволяє оперативно виявляти дефекти упаковки, порушення в маркуванні або відхилення від нормативних параметрів, що традиційні методи не завжди можуть забезпечити.

Висока швидкодія таких систем базується на використанні спеціалізованих цифрових процесорів (DSP) або програмованих логічних інтегральних схем (FPGA), які оптимізовані під виконання конкретних алгоритмів обробки зображень. Це забезпечує швидке прийняття рішень навіть у потоці великої кількості продукції. На рисунку 2.2 показана типова структурна схема побудови розумних камер [11].



Рисунок 2.2 – Типова структурна схема побудови розумних камер [11]

Технологічна гнучкість також є важливою перевагою. Системи машинного зору дозволяють легко масштабуватися й адаптуватися до умов різних виробництв, завдяки широкому вибору камер (лінійних, площинних), типів сенсорів (ПЗЗ, КМОН), лінз та фільтрів. Це дає змогу налаштовувати систему під специфічні умови, такі як запиленість, нестабільне освітлення чи різноманітність форм продукції.

Традиційні засоби — сканери, ручна перевірка або навіть RFID — не забезпечують такого рівня адаптивності, швидкості та глибини аналізу. Машинний зір дозволяє інтегрувати функції розпізнавання, сортування, контролю якості та

відбракування в єдину автоматизовану систему, що підвищує загальну продуктивність та точність логістичних процесів.

У складській логістиці використовуються різні типи камер для забезпечення безпеки, контролю якості та автоматизації процесів. Bullet камери, відомі своєю витягнутою формою, є важливим елементом сучасних систем відеоспостереження. Вони зазвичай встановлюються на стінах або стелі, що дозволяє їм забезпечувати оптимальне охоплення спостережуваної території. Ці камери здатні передавати високоякісне зображення на значних відстанях, що робить їх ідеальними для використання в умовах, де необхідно контролювати великі площі. Проте Bullet камери мають вузьке поле зору, що може обмежувати їх ефективність у деяких ситуаціях. Вони особливо підходять для спостереження за периметром будівлі, зонами завантаження та паркування, де важливо фіксувати деталі та забезпечувати безпеку. Завдяки своїй конструкції та можливостям, Bullet камери стають незамінними у забезпеченні безпеки об'єктів різного призначення. На рисунку 2.3 зображена Bullet камера [24].



Рисунок 2.3 – Bullet камера [24]

Купольні камери встановлюються на стелі, що дозволяє забезпечити оптимальне покриття простору. Завдяки своїй конструкції, купольні камери забезпечують широкий кут огляду, що робить їх особливо ефективними для моніторингу великих площ, таких як складські приміщення, торгові зали та інші комерційні об'єкти. Їхня форма робить їх менш помітними, що може бути перевагою в контексті безпеки, оскільки зменшує ймовірність того, що

зловмисники звернуть увагу на камеру. Сучасні купольні камери (рисунок 2.4) також можуть бути оснащені різноманітними функціями, такими як нічне бачення, детекція руху та можливість підключення до мережі, що підвищує їхню ефективність у забезпеченні безпеки [28].



Рисунок 2.4 - Купольна камера [28]

PTZ-камери, або камери з можливістю панорамування, нахилу та зуму, є важливим інструментом у сучасних системах відеоспостереження. Вони дозволяють оператору дистанційно керувати напрямком та масштабом зображення, що забезпечує гнучкість у моніторингу різних об'єктів. Ці камери ідеально підходять для великих складських приміщень, де необхідно детально оглядати різні зони, оскільки їх функціональність дозволяє охоплювати великі площі без необхідності встановлення кількох статичних камер. Завдяки своїй здатності змінювати кут огляду та зумувати, PTZ-камери забезпечують високу якість зображення та можливість фіксації деталей, що є критично важливим для забезпечення безпеки та контролю за діяльністю в таких великих просторах. Крім того, сучасні моделі PTZ-камер оснащені додатковими функціями, такими як автоматичне відстеження об'єктів, що підвищує їх ефективність у реальному часі.

Розумні камери (рисунок 2.5) мають вбудовану обробку зображень, що дозволяє їм самостійно аналізувати та реагувати на події без потреби в зовнішньому обчислювальному обладнанні. Ці пристрої використовуються для автоматичного виявлення дефектів, підрахунку об'єктів та виконання інших завдань, що вимагають високої точності та швидкості. Завдяки інтеграції штучного інтелекту та алгоритмів машинного навчання, розумні камери здатні адаптуватися до змінюваних умов навколишнього середовища, що робить їх надзвичайно ефективними у виконанні складних завдань. Вони також можуть забезпечувати реальний моніторинг та аналіз даних, що сприяє підвищенню продуктивності та зниженню витрат у різних галузях [29].



Рисунок 2.5 - Розумна камера [29]

Щоб ефективно організувати відеоспостереження на складі, камери потрібно розміщувати так, аби покривати ділянки без утворення «мертвих зон». Важливо, щоб розташування камер забезпечувало максимальне охоплення території, що дозволяє зменшити ймовірність пропуску важливих моментів.

Камери з широким кутом огляду краще підходять для загального моніторингу коридорів та зон комплектування, оскільки вони здатні охоплювати великі площі, що є критично важливим для виявлення потенційних загроз.

Камери, що мають вузький кут і високу роздільну здатність, є ідеальними для контролю завантаження чи ідентифікації людей, оскільки вони забезпечують детальне зображення, що дозволяє точно розпізнавати об'єкти та осіб.

Освітлення має бути рівномірним і не створювати тіней або засвітів у полі зору камер, оскільки це може суттєво знизити якість зображення та ускладнити аналіз відео. Рекомендується використовувати додаткові джерела світла, які можуть компенсувати природне освітлення, особливо в умовах недостатньої видимості. Слід враховувати також пилозахист, вологозахист і температурну витривалість обладнання, оскільки ці фактори безпосередньо впливають на надійність та тривалість експлуатації системи відеоспостереження.

У комп'ютерному зорі та цифровій обробці зображень попередня обробка відіграє ключову роль у забезпеченні якості вхідних даних для подальшого аналізу. Основними етапами цієї обробки є усунення шумів, нормалізація освітлення та підвищення контрастності. Ці процеси спрямовані на покращення візуальної якості зображень та підвищення точності автоматичних систем розпізнавання. Шуми в цифрових зображеннях можуть виникати через різні фактори, такі як електронні перешкоди, низька освітленість або помилки передачі даних. Існують кілька методів для їх усунення: просторові фільтри, методи в частотній області та методи на основі глибокого навчання.

Просторові фільтри базуються на обробці пікселів у просторі зображення. До них належать середньоарифметичні, медіанні та гаусівські фільтри. Ці методи ефективні для зменшення шуму, але можуть розмивати деталі зображення.

Методи в частотній області використовують перетворення Фур'є або вейвлет-перетворення для фільтрації шуму в частотному домені. Це дозволяє зберегти більше деталей, але вимагає складніших обчислень.

Методи на основі глибокого навчання: використовують нейронні мережі для навчання моделей, здатних ефективно видаляти шум, зберігаючи при цьому важливі деталі зображення. Ці методи показують високі результати, але потребують великої кількості навчальних даних.

Нерівномірне освітлення може значно вплинути на якість зображення та ускладнити подальший аналіз. Для нормалізації освітлення застосовують локальну нормалізацію, глобальну нормалізацію та методи на основі глибокого навчання.

Локальна нормалізація – це розділення зображення на області та корекція освітлення в кожній з них окремо. Це дозволяє ефективно боротися з локальними змінами освітлення.

Глобальна нормалізація – це використання моделей, що враховують загальне освітлення сцени, для корекції всього зображення. Це може включати використання моделей відбиття світла або інших фізичних моделей освітлення.

Методи на основі глибокого навчання використовують нейронні мережі для навчання моделей, здатних адаптуватися до різних умов освітлення та ефективно нормалізувати зображення.

Підвищення контрастності зображень є проміжним етапом у комп'ютерному зорі та цифровій обробці зображень, спрямованим на покращення візуального сприйняття та точності подальшого аналізу.

Гістограмне вирівнювання перерозподіляє інтенсивності пікселів зображення, щоб досягти рівномірного розподілу яскравості. Це дозволяє покращити контрастність, особливо в зображеннях з низьким динамічним діапазоном. Проте, він може призвести до надмірного підсилення шумів у однорідних областях зображення.

Адаптивне гістограмне вирівнювання розділяє зображення на невеликі області (тайли) та застосовує гістограмне вирівнювання до кожної з них окремо. Це дозволяє покращити локальний контраст, але може призвести до підсилення шумів. Для вирішення цієї проблеми використовується обмежене адаптивне гістограмне вирівнювання (CLAHE), яке обмежує підсилення контрасту в однорідних областях, зменшуючи ризик підсилення шумів.

Гамма-корекція застосовує нелінійне перетворення яскравості пікселів, що дозволяє покращити контрастність в темних або світлих областях зображення. Значення гамма менше 1 підсилює темні області, тоді як значення більше 1 підсилює світлі області. Гамма-корекція широко використовується для адаптації зображень до характеристик відображення на екранах та в системах машинного зору.

Лінійне розтягування контрасту розтягує діапазон інтенсивностей пікселів зображення до повного доступного діапазону, що дозволяє покращити контрастність. Існують різні варіації цього методу, включаючи мінімаксне розтягування та розтягування на основі середнього значення та стандартного відхилення.

Сегментне лінійне розтягування контрасту розділяє діапазон інтенсивностей на кілька сегментів та застосовує різні лінійні перетворення до кожного з них. Це дозволяє більш точно налаштувати контрастність в різних частинах зображення.

Перетворення зображень для подальшого аналізу є ключовим етапом у комп'ютерному зорі та машинному навчанні. Цей процес включає низку методів, спрямованих на покращення якості зображень, виділення важливих ознак та підвищення ефективності алгоритмів обробки.

Перетворення кольору змінює колірний простір зображення для полегшення аналізу. Наприклад, перетворення RGB у відтінки сірого або в колірні простори HSV або Lab.

Вирівнювання та реєстрація зображень необхідне при аналізі серій зображень або при порівнянні зразків. Методи включають афінні перетворення та методи на основі ознак.

Сегментація зображень розділяє зображення на області, що відповідають різним об'єктам або структурам. Основні методи включають порогову сегментацію, методи на основі ознак, активні контури та методи на основі глибоких нейронних мереж. Опис ознак є важливим етапом для подальшого класифікаційного аналізу. Методи включають виділення контурів, гістограму орієнтованих градієнтів (HOG) та точки з дескрипторами.

На основі зібраних ознак можна здійснювати класифікацію зображень або об'єктів. Класичні методи включають методи на основі опорних векторів (SVM) та нейронні мережі, зокрема згорткові нейронні мережі (CNN), що дозволяють автоматично витягувати релевантні ознаки та класифікувати зображення з високою точністю.

Датасети (англ. datasets) є невід'ємною складовою глибокого навчання, оскільки саме на їх основі нейронні мережі навчаються виявляти закономірності, класифікувати об'єкти або виконувати інші аналітичні завдання. У контексті комп'ютерного зору датасети зазвичай містять великі обсяги зображень з анотованими об'єктами, що дозволяє моделям навчатися розпізнаванню об'єктів у реальному середовищі.

Однією з особливостей глибокого навчання є його залежність від якісних, структурованих та репрезентативних даних. Хороший датасет повинен охоплювати різноманітність ситуацій, об'єктів, ракурсів, освітлення та фонових шумів. Це дозволяє моделі краще узагальнювати нові приклади під час інференсу. Саме тому наукова спільнота активно публікує відкриті датасети для досліджень і змагань, зокрема на таких платформах, як Kaggle, OpenML або Papers with Code.

Яскравим прикладом галузевого датасету є SKU-110K, спеціально створений для задач розпізнавання об'єктів у щільно заповнених сценах, таких як полиці супермаркетів. Цей датасет містить понад 11 тис. зображень з анотаціями більше ніж на 1 млн товарів. Він став основою для низки досліджень, пов'язаних із точним розпізнаванням у складних умовах, де класичні методи або менш адаптовані моделі демонструють нижчу точність.

Розпізнавання образів із застосуванням методів штучного інтелекту передбачає процес виявлення, ідентифікації та класифікації об'єктів або закономірностей на зображеннях і візуальних даних. У цьому процесі використовуються алгоритми машинного та глибокого навчання, які аналізують великі обсяги даних і виявляють характерні ознаки вхідного візуального контенту. Застосування штучного інтелекту дозволяє значно скоротити час обробки візуальної інформації, підвищити точність та автоматизувати рутинні завдання, які раніше виконувалися вручну.

Ціль розпізнавання образів полягає у класифікації зображень відповідно до наперед заданих категорій, що досягається шляхом аналізу візуального вмісту. Наприклад, правильно навчена модель може точно ідентифікувати об'єкти на зображенні, такі як обличчя, транспортні засоби або окремі деталі продукції.

Функціональна структура системи розпізнавання образів передбачає кілька етапів. Спочатку система здійснює сприйняття вхідного сигналу (наприклад, зображення), який представляється у вигляді вектору цифрових ознак. Далі, за допомогою механізмів класифікації, відбувається порівняння цього вектору з еталонними векторами, що зберігаються у базі знань системи, з метою визначення найближчої відповідності. На основі результату система приймає рішення — або генерує відповідний керуючий сигнал, або передає інформацію іншим модулям для подальшої обробки, архівації чи дії.

Процес розпізнавання зображень реалізується через використання навчальних даних із мітками, які дозволяють моделі машинного навчання поступово формувати точні уявлення про те, як виглядають об'єкти певних категорій. Основним технічним засобом для цього є аналіз піксельної структури зображень із метою виявлення значущих ознак.

## 2.2 Вибір методів виявлення об'єктів на складі

YOLO — це алгоритм глибокого навчання для виявлення об'єктів, який використовує єдину згорткову нейронну мережу для передбачення меж об'єктів та їхніх класів на зображенні. На відміну від двоетапних методів, таких як Faster R-CNN, YOLO об'єднує виявлення та класифікацію в одному етапі, що значно підвищує швидкість обробки.

Алгоритм здатен обробляти зображення в реальному часі, що є критичним для складських систем, де необхідно швидко реагувати на зміни в середовищі. Згідно з дослідженнями, YOLO значно перевершує двоетапні методи за швидкістю обробки, що робить його придатним для застосувань, де важлива оперативність.

Також він забезпечує конкурентну точність виявлення об'єктів. У складських умовах, де об'єкти можуть бути розташовані щільно або частково перекриватися, модифікації YOLO, такі як YOLOv8-RSS, демонструють покращену точність завдяки використанню нових архітектурних рішень.

YOLO є легким у впровадженні та не вимагає значних обчислювальних ресурсів, що дозволяє використовувати його на пристроях з обмеженими можливостями, таких як вбудовані системи в складських роботах або камерах відеоспостереження. Він легко адаптується до різних сценаріїв завдяки можливості навчання на спеціалізованих наборах даних. Це дозволяє налаштувати модель для виявлення специфічних об'єктів, характерних для конкретного складу або логістичної системи.

Faster R-CNN (Faster Region-based Convolutional Neural Network) — це двоетапна архітектура для виявлення об'єктів, яка поєднує точність глибоких згорткових мереж із ефективністю генерації регіонів інтересу. Цей підхід є еволюційним розвитком попередніх моделей R-CNN та Fast R-CNN, і він значно покращує швидкість та точність виявлення об'єктів.

Архітектура Faster R-CNN (рисунок 2.6) є глибокою конволюційною моделлю, призначеною для високоточного виявлення об'єктів. Вона поєднує в собі функціональність витягу ознак, генерації регіонів інтересу (proposals) та класифікації об'єктів, що дозволяє забезпечити не лише точність, а й відносно високу продуктивність [32].

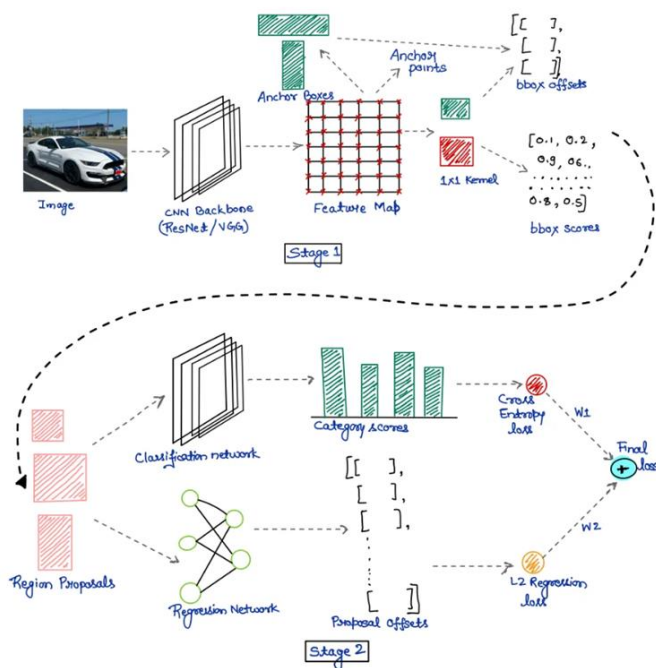


Рисунок 2.6 – Архітектура Faster R-CNN [32]

Перший етап — це згорткова нейронна мережа (зазвичай VGG16 або ResNet), яка приймає зображення як вхідні дані та генерує карту ознак. Ця карта є багатовимірним тензором, у якому кожна позиція містить інформацію про локальні патерни з оригінального зображення. Всі подальші обчислення виконуються саме на цій карті ознак, що значно скорочує обчислювальні витрати.

Далі карта ознак надходить до регіональної пропозиційної мережі (Region Proposal Network, RPN), яка є важливою інновацією Faster R-CNN. На відміну від попередніх моделей, де регіони інтересу генерувалися окремими алгоритмами (наприклад, Selective Search), RPN є навчуваною мережею, яка вивчає, де на зображенні ймовірніше за все розташовані об'єкти. RPN проходить по карті ознак сіткою, у кожному осередку генерує декілька прив'язок (анкорів) різного масштабу й пропорцій і прогнозує, чи містить кожна з них об'єкт. Вона також виконує регресію для уточнення координат меж.

Після цього відібрані регіони (зазвичай з найвищою ймовірністю) надсилаються до модуля Faster R-CNN, який обробляє кожен з них окремо. Використовуючи ROI Pooling (а в сучасніших реалізаціях — ROI Align), модель нормалізує розмір вхідного регіону, дозволяючи подавати його у повнозв'язну мережу. Цей етап виконує дві задачі: класифікує об'єкт, який міститься в регіоні (або визначає, що він належить до фону), і уточнює межі об'єкта шляхом регресії координат.

Інтеграція RPN і Faster R-CNN в єдину архітектуру дозволяє виконувати виявлення об'єктів значно швидше, ніж попередні методи, що використовували окремий процес генерації регіонів. Крім того, спільне навчання всієї моделі дозволяє підвищити якість регіональних пропозицій і кінцеву точність класифікації.

У кваліфікаційній роботі обираємо саме YOLO [33], тому що він обробляє зображення цілком за один прогін нейронної мережі. YOLO ділить вхідне зображення на сітку (наприклад,  $13 \times 13$ ) і для кожної комірки прогнозує межі об'єкта, клас та ймовірність його присутності. Усі ці обчислення виконуються одночасно, у рамках однієї згорткової нейронної мережі. Завдяки цьому

досягається надзвичайно висока швидкість, яка робить YOLO придатним для роботи в режимі реального часу. Мережа оптимізується таким чином, щоб мінімізувати втрати за координатами об'єктів і класами, зберігаючи при цьому компактність моделі. На рисунку 2.7 зображена архітектура виявлення об'єктів на основі методу YOLO

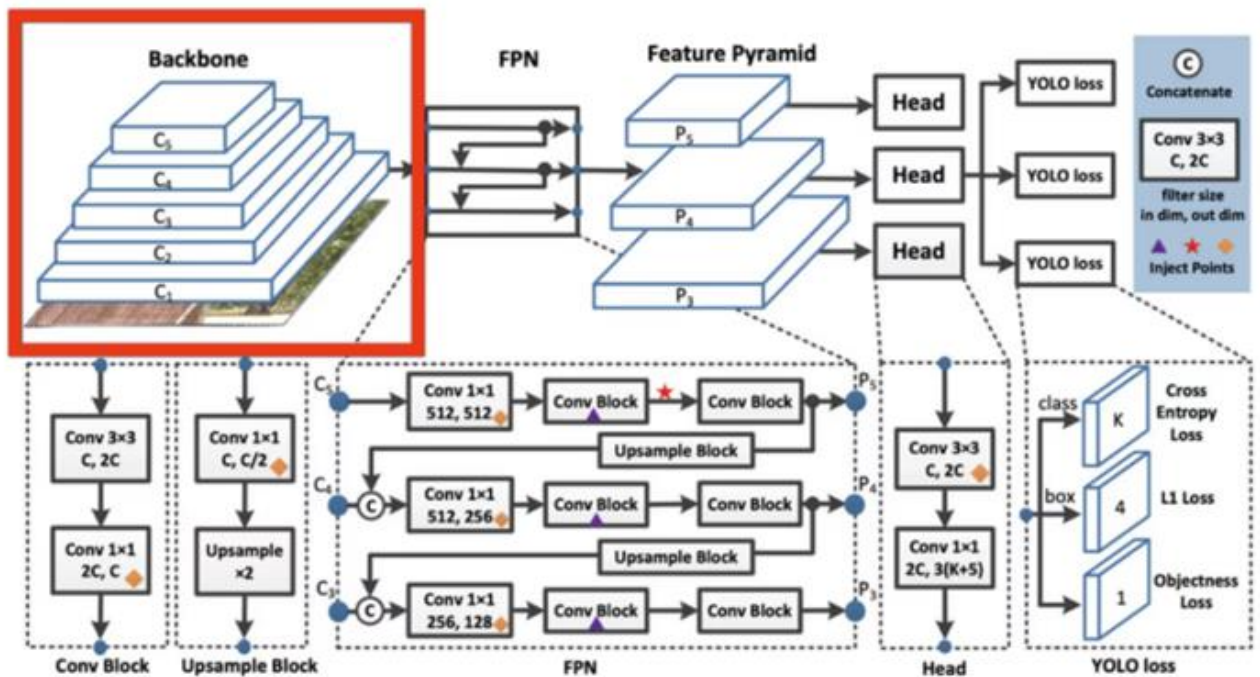


Рисунок 2.7 – Архітектура виявлення об'єктів на основі методу YOLO [32]

Архітектура умовно поділяється на три компоненти: Backbone, Feature Pyramid Network (FPN) та Head.

Початковий етап – Backbone – відповідає за екстракцію ознак із вхідного зображення. На рисунку цей модуль виділений червоним прямокутником і містить декілька рівнів згорток ( $C_1$ – $C_5$ ), які формують багаторівневі ознаки (features) для подальшого аналізу. Як правило, у ролі бекбону виступає глибока згорткова нейронна мережа (наприклад, CSPDarknet або ResNet), що дозволяє отримати представлення зображення на різних масштабах.

Отримані ознаки передаються до Feature Pyramid Network (FPN) – проміжного модуля, що здійснює агрегацію інформації з кількох рівнів, завдяки

чому можливо детектувати об'єкти різного розміру. Мережа об'єднує ознаки зверху вниз і знизу вверху, використовуючи блочну архітектуру, що складається з операцій згортки, транспонованої згортки (upsample block) та конкатенації (об'єднання каналів).

Завершальним етапом є Head, який виконує передбачення: координат об'єктів (bounding boxes), класів і ступеня впевненості. Для цього використовуються додаткові згортки (3×3), які на основі об'єднаних ознак генерують вихідні тензори для кожного рівня просторової сітки. Далі ці дані передаються до блоку обчислення функцій втрат – YOLO Loss. Тут включено три типи втрат: крос-ентропію для класифікації, L1 або L2 втрату для регресії координат та об'єктну втрату (objectness loss) – оцінку наявності об'єкта в комірці.

Архітектура особливо ефективна для застосування у сфері складської логістики, де критично важливими є швидкість обробки відеопотоку з камер і точність локалізації дрібних і великих об'єктів у складських приміщеннях. Можливість мультискейл-детекції (через FPN), паралельне опрацювання та відносна простота інтеграції роблять цю модель однією з найбільш придатних для реального використання на підприємствах.

Обґрунтування вибору YOLO для розробки системи управління складом базується на низці технічних та економічних аргументів, що роблять цей алгоритм привабливим для реального застосування в умовах складської логістики.

YOLO забезпечує обробку в режимі реального часу, що є критичним для систем, де швидкість реакції на зміну ситуації впливає на ефективність роботи. Реальний час дозволяє системі миттєво виявляти об'єкти на зображеннях і направляти сигнал до приймальних модулів для подальшої обробки. Це особливо важливо на складах, де ходить безліч товарів і кожна секунда може мати значення при організації логістичних процесів.

Алгоритм YOLO добре оптимізований для роботи на edge-пристроях. Його компактність і ефективність дозволяють розгорнути систему на пристроях із обмеженими обчислювальними ресурсами, що сприяє розробці розумних складських рішень із локальним аналізом даних. Така можливість зменшує потребу

у потужних серверах і дозволяє витратити менше фінансових ресурсів на інфраструктуру, що дає економічну вигідність при впровадженні технологій у бізнес-процеси.

Доступність попередньо натренованих моделей є ще одним значущим аргументом. Попередньо натреновані моделі YOLO забезпечують можливість швидкого адаптування алгоритму до конкретних умов без необхідності проводити тривале навчання на великих наборах даних. Це скорочує час впровадження системи, полегшує її налаштування й знижує витрати на розробку. Системи, що базуються на такого роду моделях, можуть бути оперативно інтегровані в існуючу інфраструктуру підприємства.

Висока адаптивність YOLO робить його універсальним рішенням для різноманітних задач у сфері складської логістики. Алгоритм здатний працювати з об'єктами різного розміру і форми, що важливо в умовах, коли на складі одночасно зберігаються як великі піддони, так і дрібні пакування. Можливість адаптації моделі до специфічних даних конкретного підприємства сприяє підвищенню точності розпізнавання і забезпечує стабільне функціонування системи навіть за умов змін у навколишньому середовищі.

### 2.3 Побудова моделі аналізу заповненості складських полиць

У контексті складської логістики ефективне управління запасами передбачає постійний моніторинг стану заповненості полиць. Традиційні методи перевірки, що базуються на ручному обліку, є трудомісткими, повільними та схильними до помилок. З огляду на це, виникає потреба у впровадженні автоматизованої системи контролю, що здатна своєчасно фіксувати нестачу продукції на полицях та передавати інформацію до систем обліку або персоналу.

Модель для аналізу заповненості має відповідати кільком вимогам: вона повинна працювати в режимі реального часу, що дозволить оперативно реагувати на зміну стану полиць та запобігати затримкам у постачанні, а також максимально точно виявляти об'єкти, як на рівні присутності чи відсутності товару, так і при

розпізнаванні його типу або кількості. Модель має бути адаптивною до різноманітних конфігурацій стелажів, освітлення, розмірів упаковок і перспективних спотворень, що зустрічаються в реальних умовах складу.

Сучасні системи на базі комп'ютерного зору, зокрема ті, що застосовуються в комерційних рішеннях на зразок Eocortex Shelf Monitoring [23], демонструють доцільність автоматичного аналізу заповненості. Вони здатні не лише фіксувати відсутність товарів, а й автоматично формувати сповіщення, інтегруватися з ERP-системами та скорочувати витрати на інвентаризацію. Такий підхід значно підвищує ефективність управління запасами та покращує загальну логістику на складі. На рисунку 2.8 зображений план складського приміщення з позначенням зон розміщення товарів на полицях [23].

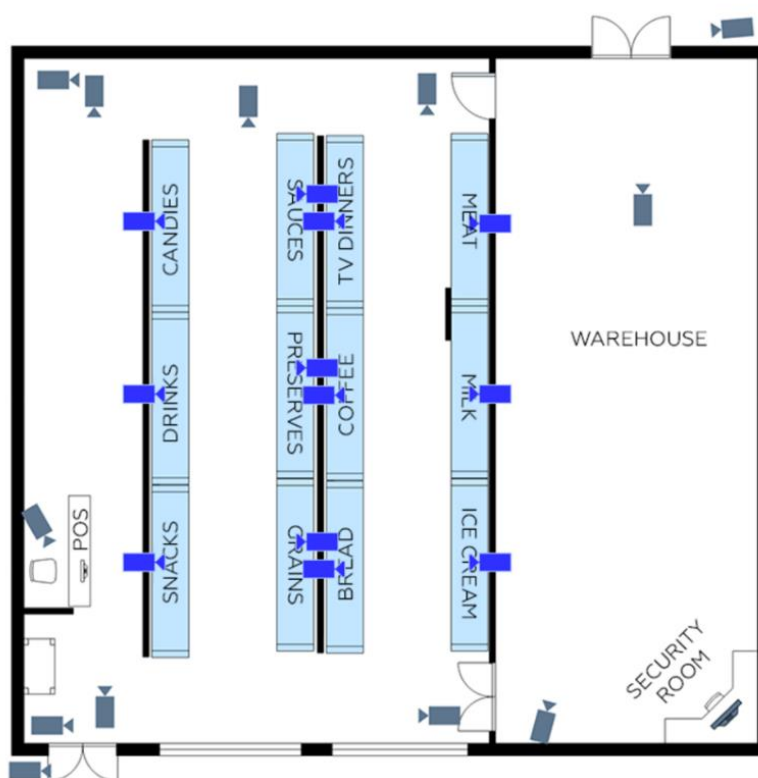


Рисунок 2.8 – План складського приміщення з позначенням зон розміщення товарів на полицях [23].

Камери розміщено так, що дозволяє охопити кожен ряд товарів, а також зону складу та приміщення охорони. Така конфігурація забезпечує повноцінне візуальне

покриття й оптимізує роботу системи машинного зору, яка має на меті автоматично аналізувати наявність товару на полицях у реальному часі.

Підготовка навчальних даних є основним етапом розробки систем машинного зору, оскільки від якості вихідного набору даних залежить ефективність роботи всієї моделі. Процес підготовки включає кілька кроків: збір зображень полиць, анотацію даних із розміткою bounding box, нормалізацію зображень, а також аугментацію даних для підвищення стійкості моделі.

Першим етапом є збір зображень, який здійснюється за допомогою камер, встановлених на складі у різних умовах освітлення та з різних кутів огляду. Отримані зображення повинні відображати різні конфігурації полиць, різноманітність товарів і умов експлуатації. Формально, якщо позначити набір зображень як  $\{I_1, I_2, \dots, I_N\}$ , то кожне зображення  $I_i$  є матрицею розмірів  $H \times W \times C$ , де  $H$  – висота,  $W$  – ширина, а  $C$  – кількість каналів (наприклад, 3 для RGB).

Наступним кроком є анотація даних, що полягає у ручному або автоматизованому розміченні кожного зображення за допомогою bounding box. Кожен bounding box описується координатами  $(x_{min}, y_{min}, x_{max}, y_{max})$  об'єкта, що має бути виявлений. Ці дані зберігаються у форматах Pascal VOC або COCO, що дозволяє використовувати їх для навчання нейронних мереж.

Формально, для кожного зображення  $I_i$  створюється набір анотацій:  $\{B_{i1}, B_{i2}, \dots, B_{ik}\}$ , де кожен  $B_{ij} = (x_{min}, y_{min}, x_{max}, y_{max}, c)$ , а  $c$  позначає клас об'єкта. Нормалізація зображень проводиться для того, щоб привести піксельні значення до єдиного діапазону, що сприяє стабільності навчання моделі. Наприклад, стандартним підходом є масштабування піксельних значень до діапазону  $[0,1]$  за допомогою формули:  $I_{norm} = \frac{I - I_{min}}{I_{max} - I_{min}}$ , де  $I$  – вхідне зображення,  $I_{min}$  і  $I_{max}$  – мінімальне та максимальне значення пікселя відповідно. Іншим підходом є стандартизація, яка передбачає віднімання середнього значення та ділення на стандартне відхилення:  $I_{std} = \frac{I - \mu}{\sigma}$ , де  $\mu$  – середнє значення пікселів, а  $\sigma$  – стандартне відхилення. Такі методи допомагають зменшити вплив змін умов освітлення та підвищують стабільність навчання. Аугментація даних

використовується для штучного збільшення розміру навчальної вибірки і покращення стійкості моделі до змін у вхідних даних. Серед популярних методів аугментації – обертання, зсув, масштабування, віддзеркалення та зміна яскравості зображень. Формально, нехай  $I$  – початкове зображення, тоді аугментоване зображення можна отримати за допомогою операцій  $T$ , які можуть бути представлені як композиція перетворень:  $I' = T_n \circ T_{n-1} \circ \dots \circ T_1(I)$ , де кожен  $T_k$  є окремим перетворенням (наприклад, обертання на заданий кут, випадкове обрізання або зміна контрастності). Ці операції допомагають моделі вивчити інваріантність відносно мінімальних змін, що часто трапляються у виробничих умовах.

Вибір гіперпараметрів, функції втрат і оптимізатора для моделі YOLOv8, адаптованої для аналізу заповненості складських полиць, є критично важливим для досягнення високої точності розпізнавання та оперативного реагування системи. Цей вибір впливає на швидкість навчання, стабільність збіжності моделі та її здатність узагальнювати інформацію з зображень, отриманих у складських умовах.

Для побудови моделі, яка здійснюватиме аналіз заповненості полиць, необхідно оптимально підібрати такі гіперпараметри, як коефіцієнт навчання, розмір пакету, кількість епох, а також розмір вхідних зображень. Коефіцієнт навчання визначає швидкість оновлення ваг мережі під час оптимізації. Наприклад, початкове значення в діапазоні 0.001–0.01 можна використовувати як відправну точку, а подальше зниження (за допомогою алгоритмів адаптивного зниження) допоможе більш точно знайти глобальний мінімум функції втрат. Розмір пакету, скажімо, 16 чи 32 зображення, вибирається, щоб забезпечити збалансовану роботу між використанням апаратних ресурсів і точністю оцінки градієнтів, тоді як кількість епох залежить від розміру набору даних і може варіюватися від 50 до 200 – з метою досягнення збіжності моделі без перенавчання.

Функція втрат у YOLOv8 зазвичай є сумою трьох компонент: функції втрат для регресії координат (bounding box regression loss), функції втрат для класифікації об'єктів (classification loss) та функції втрат для об'єктності (objectness loss). Для регресії координат можуть використовуватися варіанти L1 або L2 втрат або

спеціальні функції, такі як Complete Intersection over Union (CIoU) loss, що враховують не тільки відстань між центрами прогнозованого і реального об'єкта, але й їх перекриття та відношення сторін. Вибір оптимізатора також має суттєвий вплив на стабільність навчання моделі. Сучасні моделі YOLOv8 часто використовують Adam або його варіанти (AdamW) завдяки їх здатності адаптувати коефіцієнт навчання для кожного параметра окремо, що сприяє більш швидкому збіженню.

Алгоритм оптимізації Adam (Adaptive Moment Estimation) є одним із сучасних методів, що широко використовується для навчання нейронних мереж завдяки своїй здатності адаптивно налаштовувати швидкість навчання для кожного параметра окремо. Він поєднує ідеї методів моменту та адаптивного коригування коефіцієнта навчання, що робить його ефективним інструментом для досягнення стійкого та швидкого збіження моделі.

У контексті побудови моделі для аналізу заповненості складських полиць система повинна мати високу точність та стабільність навчання. Модель повинна адаптуватися до умов, що можуть змінюватися під час роботи (наприклад, різні конфігурації полиць, зміни умов освітлення або варіативність пакетів товарів). Використання оптимізатора Adam допомагає стабілізувати процес оптимізації, підвищує швидкість збіжності нейронної мережі, що дозволяє ефективно обробляти великі набори даних із зображеннями. Адаптивна природа алгоритму дозволяє зменшити потребу в тонкому налаштуванні початкових гіперпараметрів, що є критичним при навчанні моделі на умовах змінного оточення склада.

Процес навчання моделі складається з кількох послідовних етапів, починаючи з підготовки даних і закінчуючи оцінкою кінцевої точності моделі. Спершу здійснюється збір зображень із застосуванням камер, розташованих у різних зонах складу, що дозволяє охопити типові конфігурації полиць і варіації умов освітлення. Отримані зображення проходять попередню обробку, яка включає нормалізацію піксельних значень та аугментацію для розширення навчальної вибірки й підвищення стійкості моделі до змін у вхідних даних.

Далі дані розміщуються у три частини: навчальна вибірка, валідаційна вибірка та тестова вибірка. Рекомендованим розподілом є приблизно 70% даних для навчання, 20% для валідації та 10% для тестування. Навчальна вибірка використовується для навчання моделі, валідаційна слугує для налаштування гіперпараметрів і моніторингу процесу навчання, а тестова дозволяє об'єктивно оцінити здатність моделі узагальнювати отримані знання на нових даних.

Для розробки моделі заповненості складських полиць ми обираємо використання платформи Ultralytics YOLOv8 [34], яка побудована на базі PyTorch. Це програмне забезпечення відзначається високою продуктивністю, оптимізованістю для роботи у режимі реального часу, а також активною підтримкою спільноти розробників, що знижує витрати на адаптацію і впровадження. Використання попередньо натренованих моделей YOLOv8 дозволяє скоротити час на навчання, адже базові ваги вже оптимізовані для виявлення об'єктів, що спрощує адаптацію моделі до специфічних умов логістики. Також можливість розгортання моделі на edge-пристроях підвищує економічну ефективність системи, оскільки зменшує потребу у потужних хмарних обчисленнях.

Процес навчання моделі проводиться з використанням адаптивного оптимізатора Adam, який за допомогою експоненціального згладжування градієнтів дозволяє швидко та стабільно знаходити оптимальні ваги мережі. Гіперпараметри, зокрема коефіцієнт навчання (початкове значення в діапазоні 0.001–0.01), розмір пакету (наприклад, 16-32 зображення) та кількість епох (від 50 до 200, залежно від розміру вибірки), налаштовуються шляхом експериментального тестування і моніторингу метрик, таких як середня точність (mAP), precision та recall. Цей підхід дозволяє оптимізувати процес навчання та отримати модель, здатну працювати в умовах реального часу при зниженні кількості помилок, що є критично важливим у логістиці.



Рисунок 2.9 – Ultralytics YOLOv8 [34].

## 2.4 Висновки

У другому розділі було запропоновано та обґрунтовано метод управління складськими процесами на основі технологій машинного зору. Аналіз існуючих практик і методик виявив переваги використання візуальної інформації в автоматизованому управлінні логістичними операціями.

Було окреслено основні етапи обробки зображень для потреб складської логістики, зокрема процеси ідентифікації об'єктів, виявлення відсутніх товарів, моніторинг полиць і формування подій розпізнавання. Розроблена модель інформаційної взаємодії між кіберфізичними компонентами системи дозволила інтегрувати різноманітні елементи — від пристроїв збору даних на периферії до центральної системи управління WMS.

Завдяки структуризації класів, реалізованій у вигляді єдиної інформаційної моделі, було забезпечено гнучкість у масштабуванні системи та її адаптації до змін складської інфраструктури. Розроблена модель передбачає фіксацію не лише основних подій (розпізнавання товару, відсутність продукту, оновлення ERP), а й

включає взаємодію з операторами, роботизованими платформами та зовнішніми системами планування ресурсів.

У даному розділі було закладено теоретичні та структурні основи для подальшої реалізації системи на практиці, що включає навчання моделі розпізнавання об'єктів та її інтеграцію у програмно-апаратну архітектуру автоматизованого складу.

### 3 ПРОЄКТУВАННЯ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ СКЛАДОМ

#### 3.1 Вибір архітектури кіберфізичної системи

У процесі побудови кіберфізичної системи управління складом на основі машинного зору одним із першочергових завдань є формалізація вимог до її функціональності. Враховуючи специфіку складської логістики, особливу увагу необхідно приділити швидкості обробки даних, точності виявлення об'єктів, здатності системи до масштабування, а також її сумісності з уже впровадженими ІТ-рішеннями.

Швидкість обробки даних є критичним параметром для забезпечення роботи системи в режимі реального часу. Затримки в аналізі відеопотоку можуть призводити до збою в операціях сортування, ускладнень при обліку товарів або затримок у відвантаженні. Зокрема, система має реагувати на події в межах 200–500 мс, що вимагає застосування високопродуктивних обчислювальних модулів, таких як edge-комп'ютери (Jetson, Coral), здатних забезпечувати локальну обробку зображень без надмірної залежності від хмарної інфраструктури.

Точність виявлення об'єктів визначає надійність розпізнавання товарів на полицях, детекції їх відсутності чи неправильного розміщення. З огляду на це, модель має демонструвати середню точність (mAP) не менше ніж 0.85. Особливої актуальності набуває здатність алгоритмів адаптуватися до візуально схожих об'єктів, зміни освітлення, перспективи огляду та часткового перекриття товарів.

Масштабованість системи передбачає можливість додавання нових камер, збільшення кількості зон моніторингу або інтеграцію з додатковими сенсорами без необхідності суттєвого перепроектування всієї архітектури. У випадку розширення складу або автоматизації нових ділянок, обрана система має дозволяти інсталяцію нових вузлів без втрати продуктивності та порушення стабільності роботи.

Інтеграція з наявною ІТ-інфраструктурою потрібна, тому що більшість підприємств уже використовують системи управління складом (WMS), планування ресурсів (ERP) або системи аналітики. Кіберфізична система повинна бути здатною

передавати результати детекції, зокрема координати об'єктів, статус полиць або сигнали тривоги, у формі, зручній для взаємодії з іншими компонентами, наприклад, через REST API, MQTT чи OPC UA. Це забезпечує безперервність логістичних процесів, мінімізує дублювання функціоналу та сприяє зниженню витрат на підтримку кількох паралельних систем.

На основі проведеного аналізу визначено, що функціональні вимоги до системи є взаємопов'язаними. Висока точність і швидкодія не можуть бути досягнуті без обґрунтованого вибору обчислювальних модулів і методів обробки даних, тоді як масштабованість та інтеграція є запорукою адаптивності і стійкості системи в довгостроковій перспективі.

Фізичний рівень кіберфізичної системи є фундаментальним елементом, оскільки саме на цьому етапі відбувається безпосередня взаємодія з фізичним середовищем складу. Цей рівень виконує критично важливу функцію збору первинних даних, які далі передаються для обробки та аналізу на обчислювальному та програмному рівнях. До складу фізичного рівня входять різноманітні пристрої виявлення, фіксації та передачі візуальної інформації, такі як камери, сенсори та інші технологічні засоби, які забезпечують точність і надійність збору даних. Фізичний рівень включає виконавчі пристрої, які забезпечують контроль за умовами знімання, що є важливим для підтримки стабільності та ефективності роботи системи. Взаємодія між цими компонентами дозволяє створити інтегровану платформу, здатну адаптуватися до змін у навколишньому середовищі, що підвищує загальну продуктивність та функціональність.

У системі передбачається встановлення цифрових відеокамер із роздільною здатністю не нижче 1920×1080 пікселів (формат Full HD). Камери розташовуються таким чином, щоб забезпечити повне охоплення зон із полицями для зберігання товарів. Важливими характеристиками камер є підтримка широкого динамічного діапазону, можливість роботи при недостатньому освітленні (нічний режим) та автоматичне фокусування. Камери забезпечують безперервне надсилання відеопотоку в режимі реального часу до пристроїв обробки.

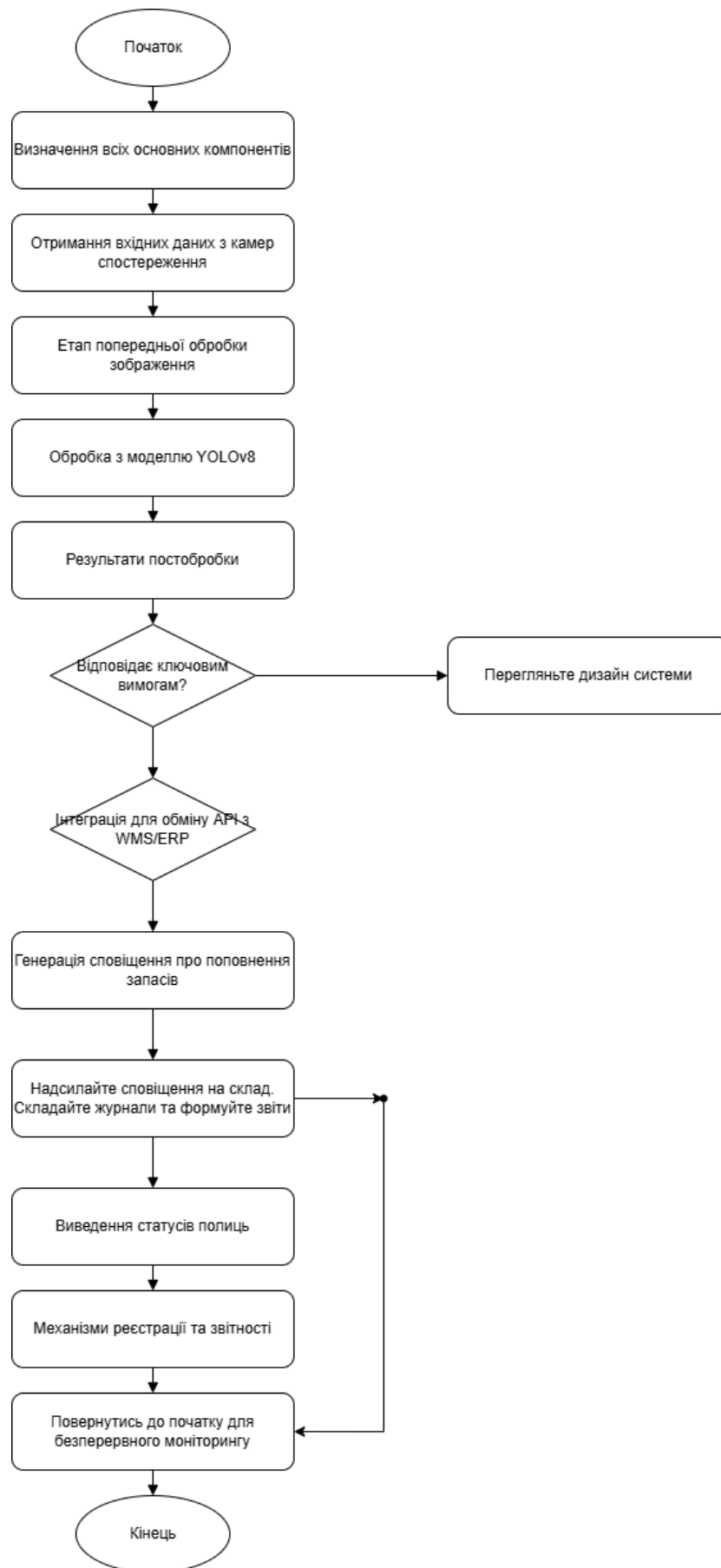


Рисунок 3.1 – Аналіз вимог до функціональності системи

Для забезпечення стабільної якості зображень у різних умовах освітлення використовуються світлодіодні освітлювальні прилади зі змінною інтенсивністю. Наявність інтелектуального керування дозволяє підтримувати оптимальний рівень яскравості в залежності від часу доби та інтенсивності природного освітлення. Це дозволяє підвищити точність аналізу відеозображень, зокрема — виявлення рівня заповненості полиць.

У разі потреби додаткової оптимізації використання відеоресурсів можливе впровадження інфрачервоних датчиків руху або сенсорів присутності. Вони можуть використовуватись як тригери для активації відеофіксації або інтенсивнішого аналізу у моменти, коли в зоні полиць фіксується активність персоналу або переміщення товару.

Обчислювальний рівень кіберфізичної системи виконує функцію трансформації зібраних на фізичному рівні даних у корисну аналітичну інформацію. На цьому етапі відбувається обробка відеопотоків, виконання алгоритмів комп'ютерного зору, збереження результатів, а також їх подальша передача до програмного рівня для візуалізації, інтерпретації та прийняття рішень. Структура цього рівня передбачає використання обчислювальних пристроїв локального (периферійного) і централізованого (серверного або хмарного) типу, що забезпечує баланс між швидкістю, точністю й масштабованістю системи.

Основною складовою цього рівня є пристрої з локальними обчислювальними можливостями, що розташовані безпосередньо біля камер і здійснюють первинну обробку відеосигналів. До таких пристроїв належать високопродуктивні одноплатні комп'ютери або міні-сервери з графічними процесорами, такі як Raspberry Pi 5. Він дає змогу реалізовувати обробку зображень у реальному часі, зменшуючи затримки, пов'язані з передачею даних до віддалених серверів. Завдяки цьому пристрій може безпосередньо підключатися до цифрових камер, отримувати відеопотік, виконувати попередню обробку зображень (наприклад, згорткові операції, нормалізацію або детекцію за допомогою оптимізованої моделі YOLO), а потім передавати результати до центрального WMS-сервера.

Використання Raspberry Pi у складі системи також дозволяє знизити енергоспоживання, забезпечити автономність роботи на периферії мережі та реалізувати модульну архітектуру, що особливо важливо для масштабованих і розподілених кіберфізичних систем управління складом.

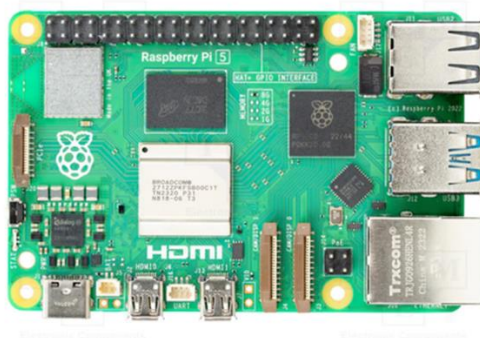


Рисунок 3.2 – Мікрокомп'ютер Raspberry Pi 5 [35]

Локальна обробка дозволяє відсікати зайву інформацію, зберігати лише релевантні результати (наприклад, координати виявлених об'єктів або зміну стану полиці), тим самим зменшуючи навантаження на мережу та підвищуючи загальну продуктивність системи.

Для зберігання історичних даних, тренування та перенавчання моделей штучного інтелекту, ведення журналів подій, а також генерації звітів застосовуються централізовані сервери. Це можуть бути як фізичні сервери в межах складу, так і віддалені хмарні обчислювальні платформи – Microsoft Azure, яка забезпечує масштабоване середовище для побудови, розгортання та управління складними кіберфізичними рішеннями. На рисунку 3.3 показано архітектуру Microsoft Azure.

Microsoft Azure надає широкий спектр сервісів, що є критично важливими для реалізації складських інформаційних систем. Зокрема, для потреб зберігання й аналітики даних активно використовуються Azure Blob Storage для збереження великих обсягів неструктурованих даних, таких як зображення або відео з камер, а також Azure SQL Database або Cosmos DB для збереження метаданих та журналів подій. Для тренування та розгортання моделей машинного навчання

доступний сервіс Azure Machine Learning, який підтримує розподілене обчислення, автоматичний підбір гіперпараметрів, інструменти для моніторингу продуктивності моделей та повторного навчання в реальному часі.

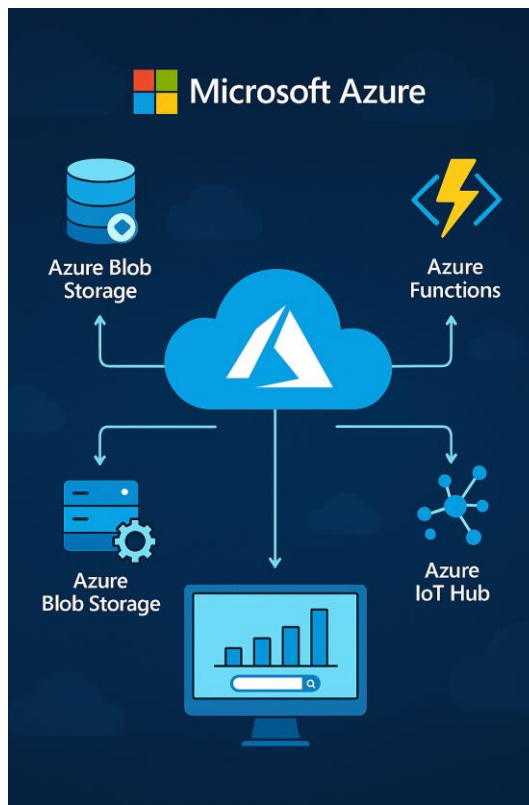


Рисунок 3.3 - Архітектура Microsoft Azure [70]

Крім того, для реалізації безперервного збору телеметрії з edge-пристроїв, таких як Raspberry Pi, може використовуватися Azure IoT Hub, що дозволяє надійно передавати дані між пристроями та хмарною інфраструктурою, контролювати стан периферійних модулів, а також масштабувати систему при розширенні складу.

Централізований компонент також забезпечує координацію між кількома edge-пристроями, зберігання навчальних вибірок і результатів розмітки, а також контроль версій програмного забезпечення, що розгорнуте на локальних вузлах.

Обчислювальний рівень побудований на принципах розподіленої обробки та адаптивної передачі навантаження. Пристрої edge-типу виконують основну обробку (наприклад, застосування нейронної мережі YOLOv8 для виявлення об'єктів), а сервери зберігають та аналізують агреговані дані.

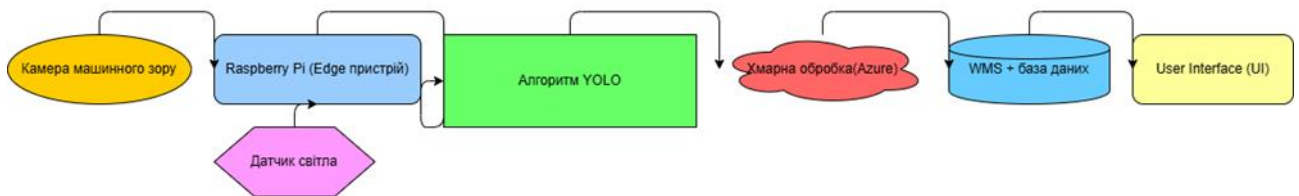


Рисунок 3.4 – Структура кіберфізичної системи управління складом

Основне призначення мережевого рівня полягає в організації ефективної, безпечної та масштабованої передачі інформації між різнорівневими елементами системи. Мережевий рівень об'єднує камери, сенсори, периферійні комп'ютери, сервери, пристрої збереження даних і хмарні платформи у єдину інфраструктуру, що працює в режимі реального часу.

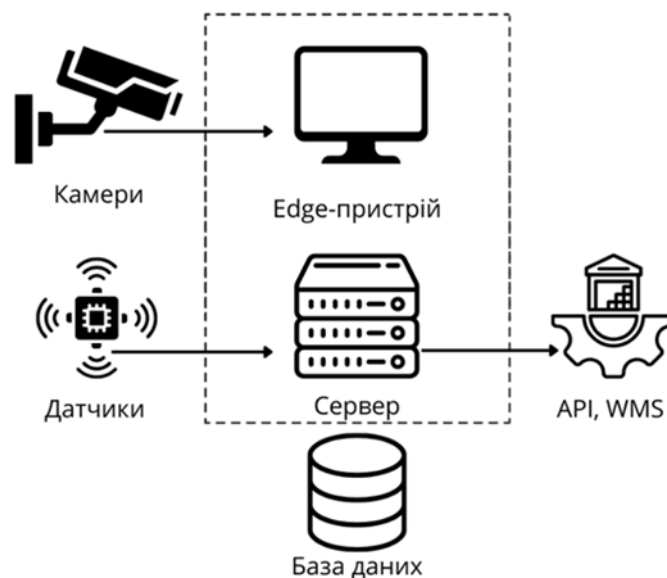


Рисунок 3.5 – Топологія мережі кіберфізичної системи

Для передавання відеоданих з камер до edge-пристроїв, а також із edge-пристроїв до серверів або хмарних сховищ використовуються локальні мережі з високою швидкістю передачі (Gigabit Ethernet або 10 Gigabit Ethernet). Для резервного та менш вимогливого трафіку можуть застосовуватись бездротові технології — Wi-Fi або промислові рішення на базі протоколу ZigBee, особливо у випадках передачі метаданих, сигналів від сенсорів чи команд управління виконавчими механізмами.

У межах інфраструктури, де передбачається взаємодія з системами управління складом (WMS) або з корпоративною ERP-системою, використовуються інтерфейси REST API або GraphQL, які дозволяють налагодити двосторонню інтеграцію даних у режимі реального часу. Усі протоколи передбачають захищене шифрування даних за допомогою TLS або SSL, щоб забезпечити інформаційну безпеку та відповідність сучасним вимогам до конфіденційності.

Логічна структура мережевого рівня організована за моделлю клієнт-сервер або з використанням концепції edge computing. Відеокамери та сенсори виступають джерелами даних, які передають інформацію до локальних обчислювальних вузлів (edge-комп'ютерів), що виконують попередній аналіз. Оброблені результати надсилаються далі до централізованого сервера або хмари, де відбувається архівація, візуалізація, формування звітів і взаємодія з операційним персоналом. Така структура дозволяє мінімізувати навантаження на центральні канали зв'язку та скорочує затримку прийняття рішень.

Програмний рівень поєднує в собі алгоритмічне ядро, програмні інтерфейси взаємодії з іншими інформаційними системами, інструменти візуалізації та модулі прийняття рішень.

Алгоритмічна частина програмного рівня включає модель глибокого навчання для виявлення і класифікації об'єктів на зображеннях складських полиць. У системі використовується архітектура YOLOv8 (You Only Look Once версія 8), яка є ефективною у режимі реального часу та забезпечує високу точність розпізнавання товарів. Модель навчається на розміченому наборі даних, який містить зображення полиць із відповідними позначеннями об'єктів. На основі результатів розпізнавання програмний рівень обчислює ступінь заповненості кожної полиці, що дозволяє формувати аналітичні звіти та попередження про нестачу товару.

Інтерфейси прикладного програмування (API) забезпечують інтеграцію з іншими програмними продуктами, зокрема з системою управління складом. Через ці інтерфейси система може передавати інформацію про наявність або відсутність

товарів, генерувати сповіщення для персоналу складу, а також взаємодіяти з модулями автоматичного поповнення запасів.

Інформаційно-аналітичний модуль забезпечує візуалізацію результатів роботи моделі у вигляді графіків, таблиць, теплових карт тощо. Це дозволяє користувачам оперативно аналізувати стан полиць та приймати обґрунтовані управлінські рішення.

Модуль управління подіями виконує логіку реагування на критичні ситуації: наприклад, коли полиця тривалий час залишається порожньою, система може автоматично ініціювати запит на переміщення товарів зі складу або повідомити відповідального працівника.

### 3.2 Принципи оцифрування фізичних подій: перетворення сигналів у цифрову інформацію

Оцифрування фізичних подій у контексті управління складськими процесами полягає в перетворенні конкретних фізичних характеристик об'єктів — таких як наявність товару на полиці, його форма, розмір чи положення — у цифрові сигнали, придатні для обробки алгоритмами комп'ютерного зору та логістичними інформаційними системами. У межах таких систем фізичні об'єкти — товари на полицях, переміщення контейнерів, наявність вільного простору, освітленість робочих зон — мають бути подані у формі, що придатна для машинної обробки. Цей процес реалізується через сенсорні модулі, що перетворюють фізичні величини у сигнали, які далі квантуються, дискретизуються та оцифровуються.

Ключовим компонентом системи, що виконує функцію первинного збору інформації, є відеокамери машинного зору. Вони фіксують візуальні характеристики середовища у вигляді аналогового або цифрового зображення, яке потім обробляється цифровими пристроями. Якщо камера є аналоговою, сигнал передається на пристрій оцифрування, наприклад, на відеозахоплювальну карту, де відбувається перетворення аналогового потоку в цифровий формат. Якщо камера цифрова (наприклад, USB, Ethernet, Camera Link), вона безпосередньо генерує

цифрові зображення, які зчитуються комп'ютером або edge-пристроєм для подальшої обробки.

Оцифровані зображення проходять фазу попередньої обробки, під час якої застосовуються алгоритми нормалізації освітлення, підвищення контрастності, усунення шумів і вирівнювання геометрії. Таке перетворення дозволяє забезпечити стабільність вхідних даних, що є критично важливим для подальшого використання алгоритмів глибокого навчання. Наприклад, згладжування освітлення дозволяє зменшити вплив тіней або перевищення яскравості в кадрі, що може спричинити хибне розпізнавання об'єктів.

Після перетворення зображення у нормалізований цифровий формат воно передається до системи комп'ютерного зору, яка за допомогою попередньо навчених нейронних мереж здійснює виявлення та ідентифікацію об'єктів на полицях. Результати цього аналізу — координати об'єктів, тип товару, його розмір або навіть вага (за маркуванням або класифікацією) — також є цифровими даними, які зберігаються у базах даних або передаються в систему управління складом (WMS).

Принцип оцифрування у системі полягає в побудові безперервного циклу перетворення фізичних характеристик об'єктів на складі у цифрові сигнали, які обробляються аналітичними алгоритмами та використовуються для прийняття рішень. Це забезпечує можливість гнучкого реагування системи на зміни у фізичному середовищі в режимі реального часу. Такий підхід є визначальним для ефективного функціонування сучасних кіберфізичних систем у логістичних центрах і складах.

Передача даних до обчислювального середовища у кіберфізичній системі управління складом виконує функцію з'єднувальної ланки між фізичним рівнем, який забезпечує збір інформації, та обчислювальним рівнем, відповідальним за її аналіз. Після того як відеокамери або сенсори фіксують зміни у фізичному середовищі — наприклад, появу або зникнення товару на полиці — сформовані цифрові дані повинні бути передані до обчислювальних пристроїв, таких як edge-комп'ютери або центральні сервери, для подальшої обробки. Якість та стабільність

цього процесу визначають здатність системи функціонувати в режимі реального часу.

Передача зображень і метаданих найчастіше відбувається за допомогою стандартних мережевих протоколів, серед яких домінують RTSP (Real Time Streaming Protocol) для відеопотоку, HTTP/HTTPS для передачі одиничних кадрів або JSON/XML-пакетів, а також MQTT та AMQP у разі необхідності організації обміну повідомленнями між edge-пристроями та хмарними обчислювальними сервісами. Для систем, де важлива низька затримка та висока частота оновлення, застосовуються протоколи WebSocket, які дозволяють реалізувати постійне з'єднання між клієнтом і сервером та забезпечити надсилання подій без затримок.

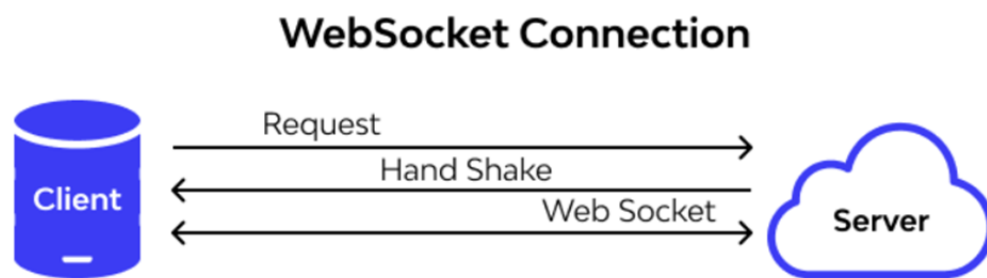


Рисунок 3.6 – Принцип роботи протоколу WebSocket [36]

Що стосується форматів передавання зображень, то стандартними є JPEG або PNG у випадку з окремими кадрами, а для відеопотоку — H.264 або H.265. Обидва кодеки мають високу ступінь стиснення, зберігаючи при цьому достатню якість зображення для задач комп'ютерного зору. Важливою також є можливість використання необроблених кадрів у форматах типу RAW, якщо обробка зображень потребує максимальної точності, наприклад, при роботі в умовах поганого освітлення або великої кількості візуальних перешкод.

Частота оновлення даних, яку має підтримувати система, залежить від сценарію використання. Для статичних об'єктів, таких як товари на полицях, достатньо 1–5 кадрів за секунду. У випадках, де йдеться про виявлення переміщення товару, наприклад на конвеєрі, частота має бути вищою — від 15 до

30 кадрів за секунду. Також важливо враховувати затримку передачі (latency) і її вплив на здатність системи функціонувати у межах допустимого часу реагування.

Уся передана інформація додатково супроводжується метаданими — мітками часу, ідентифікаторами камер, координатами зон інтересу. Ці метадані допомагають синхронізувати інформацію з іншими цифровими компонентами системи, такими як база даних складських позицій або система управління замовленнями.

Цифрова обробка даних у межах кіберфізичної системи управління складом на основі машинного зору є центральним етапом функціонального циклу, на якому відбувається трансформація оцифрованої візуальної інформації у структуровані управлінські рішення. Цей процес охоплює кілька взаємопов'язаних компонентів: алгоритми аналізу зображень, обчислювальні платформи, на яких виконується обробка, та бази даних, що забезпечують зберігання, запит і синхронізацію результатів аналізу.

Алгоритмічна обробка отриманих зображень передбачає застосування методів комп'ютерного зору, зокрема глибоких згорткових нейронних мереж, для виявлення, локалізації та класифікації об'єктів на складських полицях.

Модель YOLO вирізняється високою швидкістю роботи та точністю при обробці відеопотоків у режимі реального часу, що є критично важливим у динамічному середовищі складу. Ці алгоритми дозволяють аналізувати кожен кадр окремо або в потоці, здійснюючи виявлення меж об'єктів, ідентифікацію їх класу, підрахунок кількості одиниць товару, виявлення відсутніх позицій або перевантаження полиць.

Обчислювальні платформи, на яких реалізуються ці алгоритми, можуть бути як централізованими (сервери з графічними процесорами, високопродуктивні кластерні системи), так і децентралізованими (edge-пристрої, вбудовані системи з обчислювальними модулями). У контексті складської логістики дедалі більшого поширення набуває використання edge-пристроїв, які дозволяють обробляти зображення безпосередньо на місці збору даних — на складі, поряд з камерами або навіть на самих розумних камерах. Це значно зменшує затримки при передаванні

даних до серверів, підвищує надійність системи та дозволяє функціонувати автономно у разі втрати з'єднання з основною інформаційною мережею.

Результати алгоритмічного аналізу структуруються та зберігаються у базах даних, які інтегровані з іншими модулями складської інформаційної системи, зокрема з системами управління складом (Warehouse Management System), управління поставками (Supply Chain Management) або планування ресурсів підприємства (Enterprise Resource Planning). Для обробки таких даних можуть застосовуватись як реляційні бази даних (наприклад, PostgreSQL, MySQL), так і документо-орієнтовані NoSQL-рішення (MongoDB, Redis) — залежно від обсягу, структури та швидкості оновлення інформації. Зокрема, структуровані дані про кількість товарів, часові мітки, координати виявлених об'єктів, статус полиць і відповідні зображення зберігаються та оновлюються у режимі, що дозволяє проводити як миттєвий аналіз, так і довгострокову аналітику.

Зворотний зв'язок у структурі кіберфізичної системи управління складом на основі машинного зору виконує ключову функцію замикаючого ланцюга між аналізом цифрових даних та фізичними діями в середовищі складу. Його суть полягає у перетворенні результатів обробки зображень і виявлених подій на конкретні керуючі команди, які спрямовуються до виконавчих пристроїв системи або до інформаційних систем вищого рівня з метою реалізації управлінських рішень.

Після виконання алгоритмів комп'ютерного зору, що здійснюють аналіз заповненості полиць, виявлення нестач, ідентифікацію товарів або визначення аномалій у розміщенні, система формує структурований набір інструкцій. Ці інструкції можуть мати різну природу залежно від контексту. Наприклад, при виявленні відсутності товару на конкретній полиці система може ініціювати завдання на поповнення через систему управління складом (WMS), яка далі генерує маршрутне завдання для персоналу або автономного мобільного робота. Якщо зафіксовано переповнення полиці або порушення норм розміщення (наприклад, небезпечне навантаження), система може сповістити відповідального оператора або тимчасово заблокувати нові дії в цій зоні, очікуючи підтвердження.

Формування зворотного зв'язку можливе як у прямій, так і в адаптивній формі. У першому випадку — система просто реагує на певні тригери (наприклад, відсутність товару викликає команду на поповнення). У другому — система аналізує попередній досвід, контекстні дані (сезонність, графік надходжень) і формує рішення з урахуванням змінних параметрів. Така адаптивна поведінка реалізується за допомогою інтеграції модулів штучного інтелекту, які навчаються на історичних даних і прогнозують найоптимальніші дії.

Команди, сформовані на основі результатів аналізу, передаються через захищені протоколи (наприклад, MQTT, OPC UA або REST API), що забезпечує їх цілісність, швидкодію та сумісність з різними компонентами інфраструктури — від WMS до апаратних модулів управління. У свою чергу, реалізація цих команд постійно супроводжується телеметрією з боку виконавчих пристроїв, яка дозволяє здійснювати двосторонній контроль і підтвердження виконання дії, що ще більше підвищує надійність системи.

Механізм зворотного зв'язку забезпечує кіберфізичній системі замкнутий цикл дій — від виявлення змін у фізичному середовищі до впливу на нього. Завдяки цьому система стає здатною не лише до фіксації стану, але й до автономного прийняття рішень та активного управління логістичними процесами на складі.

### 3.3 Діаграма варіантів використання системи управління складом

У контексті системи управління складом на основі машинного зору, актори відіграють ключову роль у забезпеченні функціональної взаємодії між фізичними пристроями, цифровими модулями та користувачами. Всі учасники процесу мають визначені функції, які обумовлюють їхню участь у життєвому циклі системи та її елементів.

Оператор складу є одним із найважливіших акторів у системі управління складськими процесами, оскільки він безпосередньо взаємодіє з фізичними компонентами, такими як камери, пристрої збору зображень та термінали управління. Основні обов'язки оператора включають візуальний контроль роботи

системи, підтвердження завдань на відбір, поповнення та інвентаризацію товару, а також виконання операцій у разі збоїв або необхідності ручного втручання. Оператор виступає основним користувачем інтерфейсу системи, що дозволяє йому узгоджувати фізичні дії із запропонованими цифровими сценаріями.

Система машинного зору, в свою чергу, є технічним і логічним актором, що виконує автоматизоване спостереження, розпізнавання та аналіз зображень полиць складу. До її складу входять камери, сенсори та програмне забезпечення для аналізу відеопотоку та ідентифікації об'єктів. Цей компонент здатний розпізнавати заповненість полиць, визначати наявність або відсутність товару, виявляти помилки у викладенні, а також надсилати структуровані дані на обчислювальні пристрої для подальшої обробки.

Edge-пристрій, як обчислювальний модуль, забезпечує попередню локальну обробку даних, отриманих від системи машинного зору. Завдяки технології edge computing, зменшується навантаження на центральний сервер, що, в свою чергу, прискорює час реакції системи. Edge-пристрої виконують операції первинної обробки, нормалізації та фільтрації відеоданих, а також можуть містити моделі машинного навчання для виконання локальної інференції.

Система управління складом (WMS) є цифровим актором, відповідальним за облік, зберігання, логістику та моніторинг товарів у межах складу. Вона отримує інформацію від системи машинного зору через edge-пристрої про зміни у заповненості, створює завдання на відбір, поповнення або інвентаризацію, оновлює записи в базі даних та забезпечує контроль за виконанням логістичних операцій. WMS взаємодіє з іншими підсистемами через API або внутрішні сервіси.

Роботизована система складається з автоматизованих механізмів, таких як конвеєри, маніпулятори та автоматизовані візки, які виконують фізичні дії відповідно до завдань, сформованих WMS або отриманих через логіку кіберфізичної взаємодії. Вони реагують на команди, сформовані внаслідок аналізу відеопотоку, та здійснюють фізичне переміщення товарів, їхнє складання або розміщення у визначені позиції.

ERP-система, як зовнішній інформаційний актор, відповідає за облік усього підприємства, включаючи логістику, закупівлі, продаж, фінанси та виробництво. Вона інтегрується з WMS і отримує узагальнену інформацію про запаси, статус виконання логістичних процесів та результати інвентаризації. ERP-система дозволяє вищому менеджменту приймати стратегічні рішення на основі поточної операційної інформації зі складу.

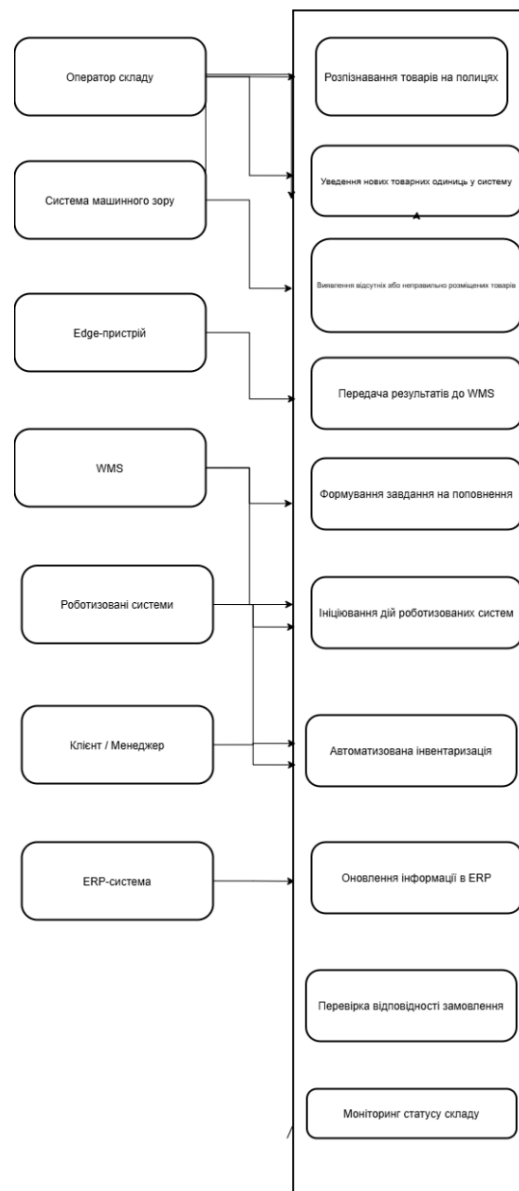


Рисунок 3.7 – Діаграма варіантів використання системи управління складом

Клієнт або менеджер, хоча й не завжди взаємодіє із системою безпосередньо, є кінцевим бенефіціаром її функціонування. Менеджер переглядає звіти, отримує

повідомлення про критичні стани, такі як нестача товару або невідповідність даних, а також може формувати завдання на зміну логістичних маршрутів або замовлення поповнення. У ряді випадків клієнт, як внутрішній, так і зовнішній, може використовувати інтерфейс WMS для моніторингу статусу замовлення.

Актори системи виконують взаємопов'язані функції, що охоплюють усі етапи циклу – від виявлення змін на фізичному рівні до формування рішень і ініціювання дій.

### 3.4 Діаграма класів і структура даних

Діаграма класів для системи управління складом відображає структуру даних та взаємозв'язки між різними компонентами системи.

Структура класів є результатом детального проектування інформаційної моделі системи управління складом із використанням кіберфізичних компонентів. Вона охоплює як апаратні, так і програмні елементи, включно з інтерфейсами до зовнішніх підсистем та ключовими учасниками процесу.

У центрі моделі розміщений клас «wms», який відповідає за базову конфігурацію системи управління складом. Він містить такі атрибути: ідентифікатор системи, назву, версію програмного забезпечення та поточний статус. Цей клас пов'язаний із багатьма іншими класами, що відповідають за функціональні підсистеми або дії, які виконує система.

Клас «edge\_devices» представляє фізичні пристрої, розміщені на периферії системи, які здійснюють первинний збір або обробку даних. Його атрибути включають унікальний ідентифікатор, тип пристрою, модель, а також місце встановлення. Кожен пристрій має асоційований клас «edge\_device\_results», який зберігає результати обробки, що включають посилання на сам пристрій і відповідну систему «wms», позначку часу, а також зміст результатів у вигляді структурованих даних.

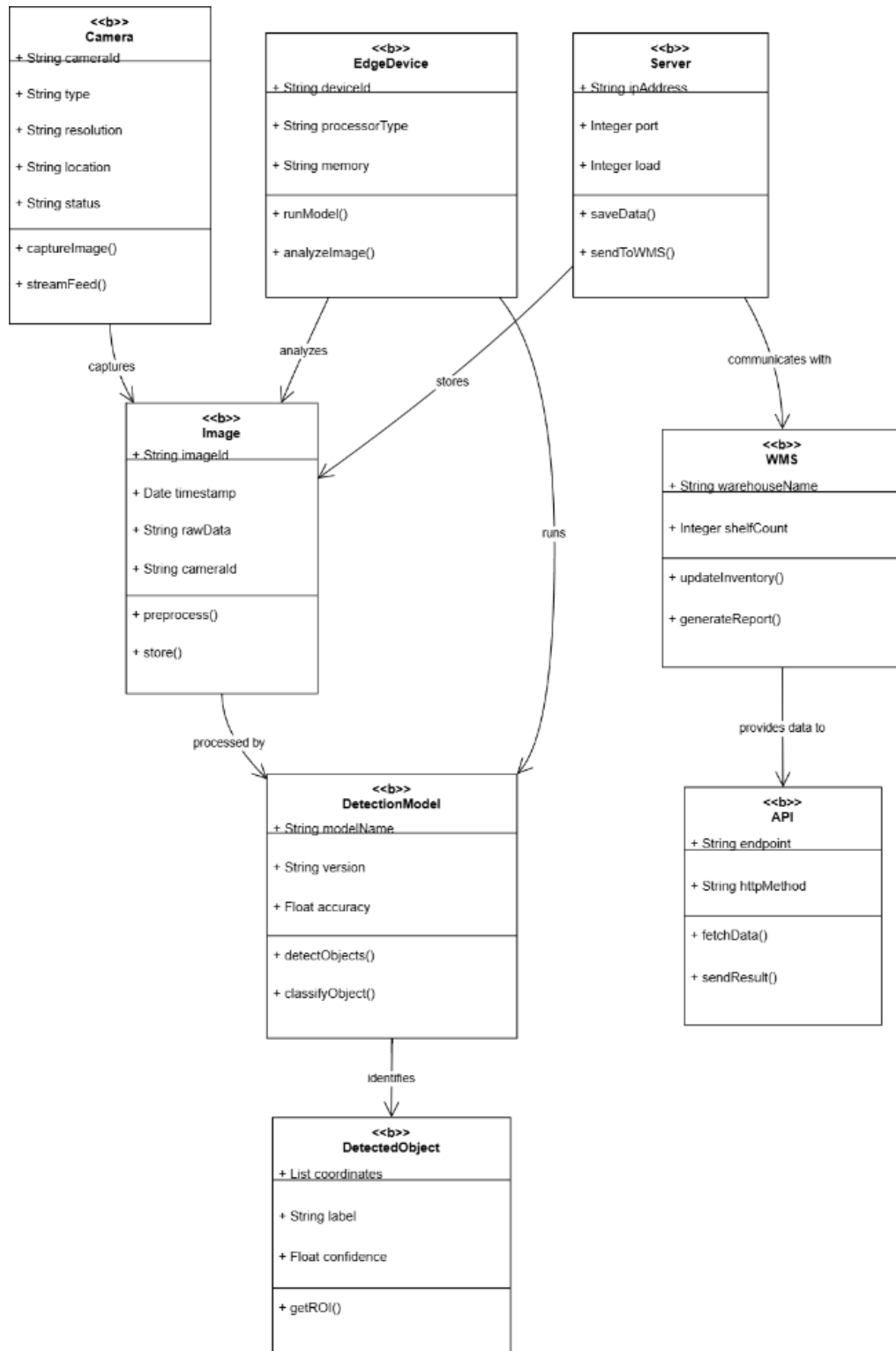


Рисунок 3.8 – Діаграма класів кіберфізичної системи

Клас «computer\_vision\_systems» описує візуальні підсистеми, що використовують камери для ідентифікації об'єктів. До його атрибутів належать назва системи, кількість камер, місце розташування та ідентифікатор. Події, пов'язані з роботою цих систем, зберігаються у класі «product\_recognition\_events»,

який містить інформацію про розпізнані продукти, час спостереження та розташування полиць. Додатково, у класі «missing\_product\_events» фіксуються ситуації виявлення відсутності товарів.

Клас «robotic\_systems» представляє автономні або напівавтономні механізовані комплекси, які виконують фізичні дії на складі. Він включає назву, тип, статус та унікальний ідентифікатор. Пов'язані дії описані у класі «robotic\_actions», який містить тип дії, час ініціації, статус та зв'язок з відповідною системою wms.

Клас «erp\_systems» відображає зовнішні або вбудовані системи планування ресурсів підприємства. Він містить атрибути: назва, версія, статус і унікальний ідентифікатор. Клас «erp\_updates» фіксує події оновлення інформації між системою управління складом і ERP-системами, включаючи тип оновлення, час оновлення та відповідні зв'язки.

Клас «restocking\_tasks» відповідає за завдання поповнення запасів, де зберігається інформація про продукт, кількість, статус завдання та час створення. Клас «inventory\_management\_events» зберігає події управління запасами, включаючи тип події, її деталі та час виникнення.

Клас «clients\_managers» описує осіб, відповідальних за взаємодію із замовниками або клієнтами. У ньому зберігаються ім'я, роль, електронна адреса та унікальний ідентифікатор. Події, що стосуються моніторингу стану складу для клієнтів, відображені у класі «warehouse\_status\_monitors», який включає звіт про стан, дату моніторингу та зв'язок з відповідним менеджером і системою «wms».

Клас «warehouse\_operators» визначає співробітників, які виконують дії на складі вручну або за допомогою автоматизованих систем. Їхні дії описані у класах «order\_verifications» — для перевірки замовлень, і «new\_item\_entries» — для додавання нових товарів у систему. У кожному випадку фіксується час події, її результат та відповідні атрибути, пов'язані з ідентифікацією товару або замовлення.

### 3.5 Висновки

У результаті проектування кіберфізичної системи управління складом було обґрунтовано вибір архітектури, що поєднує розподілену обробку даних на edge-пристроях та централізовану аналітику на хмарних або локальних серверах. Такий підхід забезпечує високу швидкість, гнучкість масштабування та можливість автономної роботи системи в режимі реального часу.

Було детально описано принципи взаємодії між фізичним, обчислювальним і мережевим рівнями системи, а також інтеграцію з зовнішніми WMS- та ERP-системами. Це дозволяє створити замкнений контур керування, що охоплює виявлення подій, їх обробку, формування рішень та ініціювання відповідних дій, включно з передачею команд виконавчим механізмам.

Візуалізація структури системи у вигляді діаграм класів та варіантів використання показала високий рівень взаємопов'язаності між компонентами. Це забезпечує адаптивність і масштабованість розробленої архітектури, що є критично важливим для ефективного управління складськими процесами в умовах змінного навантаження.

## 4 РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОТОТИПУ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ

### 4.1 Обрання технологічного стеку

У процесі розроблення прототипу системи управління складом із застосуванням комп'ютерного зору та елементів штучного інтелекту було обрано технологічний стек, що забезпечує ефективну інтеграцію між апаратними і програмними компонентами, а також підтримує масштабованість, гнучкість і доступність для дослідницьких та освітніх цілей. Основу обчислювального середовища на фізичному рівні становить одноплатний комп'ютер Raspberry Pi 5. Це рішення обумовлено низкою переваг, зокрема компактністю, енергоефективністю, доступною вартістю та широкою підтримкою з боку спільноти розробників. Raspberry Pi забезпечує можливість розміщення безпосередньо на краю мережі, виконуючи функції первинного збору та попередньої обробки вхідних сигналів із камер спостереження або сенсорних пристроїв.

Для реалізації задач комп'ютерного зору та виявлення об'єктів у кадрі обрано фреймворк Ultralytics YOLOv8 (You Only Look Once). Цей інструмент демонструє високу продуктивність у реальному часі, дозволяє досягати високої точності розпізнавання навіть за обмежених апаратних ресурсів, а також має зручний інтерфейс для налаштування моделей і виведення результатів у вигляді структурованих даних. Ultralytics YOLO використовується в тандемі з бібліотекою PyTorch, яка надає інструменти для створення, навчання і тестування нейронних мереж. Його обрано через його гнучкість у проектуванні моделей, підтримку динамічних обчислювальних графів і сумісність з популярними інструментами аналізу даних.

Хмарна платформа Microsoft Azure виступає основою для централізованого зберігання, обробки та візуалізації даних. Служби Azure, такі як Azure Blob Storage, Azure Functions і Azure IoT Hub, дозволяють будувати розподілену архітектуру з можливістю масштабування обчислень і швидкої взаємодії між компонентами системи. Зокрема, Azure забезпечує середовище для збору результатів з edge-

пристроїв, їх подальшого аналізу в хмарі, а також управління потоками даних між різними рівнями системи. У межах проєкту Microsoft Azure також може бути використано для зберігання баз даних, хостингу API, візуалізації результатів і модулів авторизації для користувачів системи.

Обраний стек технологій забезпечує необхідну функціональність для створення повноцінного прототипу кіберфізичної системи управління складом із застосуванням засобів комп'ютерного зору, підтримує роботу в умовах обмежених ресурсів, дозволяє ефективно обробляти дані на краю мережі та у хмарі, а також інтегрує компоненти в єдину цифрову кіберфізичну систему.

#### 4.2 Розгортання системи машинного зору на edge-пристрої Raspberry Pi

Розгортання системи комп'ютерного зору на edge-пристрої Raspberry Pi є ключовим етапом реалізації децентралізованої архітектури управління складом. Такий підхід дозволяє здійснювати обробку відеопотоків і аналіз зображень без постійного підключення до хмарної інфраструктури, що забезпечує низьку затримку, зменшує навантаження на мережу та гарантує стабільність роботи навіть за умов нестабільного інтернет-з'єднання.

Перед розгортанням необхідно виконати базову підготовку системи:

1. Інсталяція операційної системи Raspberry Pi OS;
2. Оновлення системних пакетів: `sudo apt update && sudo apt upgrade -y`;
3. Встановлення Python і pip: `sudo apt install python3 python3-pip -y`.

Для запуску моделі комп'ютерного зору використовується фреймворк Ultralytics YOLOv8, що базується на PyTorch. Оскільки Raspberry Pi має ARM-архітектуру, рекомендовано використовувати попередньо зібрані пакунки:

```
pip3 install torch torchvision torchaudio
```

```
pip3 install ultralytics
```

Додатково інсталюються бібліотеки для роботи з зображеннями, відео та обробки даних:

```
pip3 install opencv-python pillow numpy pandas
```

Після встановлення всіх залежностей, модель YOLO можна завантажити та використати для розпізнавання об'єктів:

```
model = YOLO("yolov8n.pt")
```

Модель «yolov8n.pt» обрана через її невеликий розмір і оптимізацію під пристрої з обмеженими ресурсами.

Для збереження безперервної роботи після перезавантаження системи рекомендується створити systemd-сервіс або додати запуск скрипта в crontab.

### 4.3 Створення та навчання моделі розпізнавання об'єктів

Для навчання системи машинного зору було використано публічний датасет SKU-110K, який містить 11 762 високоякісних зображення полиць супермаркетів з великою кількістю щільно розміщених товарів. Цей набір даних є релевантним до поставлених задач, оскільки моделює реальні умови роботи складської системи, зокрема — щільне розміщення об'єктів, накладення одного товару на інший та неоднорідне освітлення. Дані в датасеті супроводжуються координатами об'єктів у форматі .csv, які містять поля: назва зображення, координати прямокутника об'єкта (x1, y1, x2, y2), клас об'єкта, ширина та висота зображення. Ці дані були конвертовані у формат YOLO (txt-файли з нормалізованими координатами), який використовується у бібліотеці Ultralytics для тренування моделей. Для цього було реалізовано спеціальний скрипт на Python, що обробляє кожен рядок .csv, групує об'єкти за зображеннями та зберігає відповідні .txt-файли у директоріях labels/train, labels/val, згідно з прийнятими стандартами YOLO.

Структура каталогів датасету була відповідно підготовлена: усі зображення були розподілені на три підмножини — train, val та test — з урахуванням балансу між кількістю прикладів та різноманітністю сцен. Зображення розміщено у папках images/train, images/val тощо. Також було створено файл SKU-110K.yaml, який описує розташування зображень та міток, а також кількість класів. Оскільки система в поточному проекті фокусується на виявленні об'єктів одного типу (товарів), кількість класів було встановлено рівною 1.

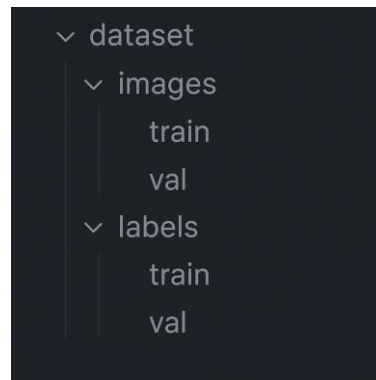


Рисунок 4.1 - Ієрархія директорій датасету YOLO

Для реалізації етапу навчання моделі розпізнавання об'єктів у межах запропонованої кіберфізичної системи було обрано архітектуру YOLOv8n (You Only Look Once version 8 — nano-модифікація), яка на сьогоднішній день є однією з найсучасніших і найбільш оптимізованих серед моделей об'єктного детектування реального часу. Модифікація YOLOv8n характеризується зменшеним числом параметрів і глибиною мережі, що забезпечує високу швидкодію при мінімальному навантаженні на обчислювальні ресурси, зокрема на edge-пристрої, такі як Raspberry Pi 5, які виступають компонентом у розподіленій інфраструктурі автоматизованих складських систем.

Ця архітектура підтримується розробниками Ultralytics як частина єдиної платформи з інтегрованою обробкою тренувальних циклів, валідації, логування результатів, побудови графіків та експорту моделей у різні формати (TorchScript, ONNX, CoreML тощо). YOLOv8n зберігає сумісність з попередніми версіями розмітки у форматі YOLO, що дозволяє швидко адаптувати моделі до наявних датасетів без потреби додаткових конверсій або трансформацій розмітки. Вона орієнтована на використання у реальному часі в умовах обмеженої енергетичної та обчислювальної потужності, що є типовим для застосування в індустріальному середовищі.

Процес навчання було реалізовано за допомогою бібліотеки Ultralytics, яка надає високорівневі інструменти для побудови моделей, керування конфігураціями, розгортання тренувальних сесій та обробки результатів. Середовище виконання було розгорнуте у рамках інтерпретатора Python 3.12, з

використанням PyTorch 2.6 як основного бекенду для глибокого навчання. Обчислення здійснювались із залученням графічного процесора NVIDIA GeForce GTX 1650 з підтримкою CUDA, що забезпечило паралельну обробку тензорних операцій і скоротило час тренування моделі.

Навчена модель була збережена у вигляді артефакту `best.pt` у директорії `runs/detect/skull10k_yolov8n/weights/`, що дозволяє її використання для подальшої інференції в режимі реального часу. Проведена підготовка датасету, структура директорій, обробка пошкоджених зображень, а також результати навчання демонструють високу гнучкість і практичну ефективність сучасних підходів до машинного зору в умовах кіберфізичної складської системи.

#### 4.4 Аналіз результатів та порівняння з традиційними методами

Після завершення процесу навчання моделі було отримано такі основні кількісні показники якості розпізнавання:

1. Точність – 0.91;
2. Повнота – 0.87;
3. Середнє значення точності при пороговому значенні 0.5– 0.89;
4. Середнє значення точності при інтервалі порогових значень від 0.5 до 0.95 з кроком 0.05 ( $\text{map}@0.5:0.95$ ) – 0.63.

Отримані значення метрик свідчать про високу ефективність функціонування моделі. Зокрема, показник  $\text{mAP}@0.5 = 0.89$  демонструє високу здатність моделі правильно ідентифікувати об'єкти при базовому рівні точності.

Для перевірки узагальнюючої здатності моделі було проведено тестування на зображеннях, які не використовувалися в процесі навчання. Результати експерименту показали, що модель стабільно ідентифікує об'єкти, включно зі складними ситуаціями – наприклад, за умов часткового перекриття товарів або недостатнього рівня освітлення.

У контексті розробки та оцінювання моделі машинного зору для автоматичного розпізнавання об'єктів на зображеннях складських полиць, метрики

точність (Precision) та повнота (Recall), що на рисунку 4.2 виступають базовими критеріями якості класифікації.

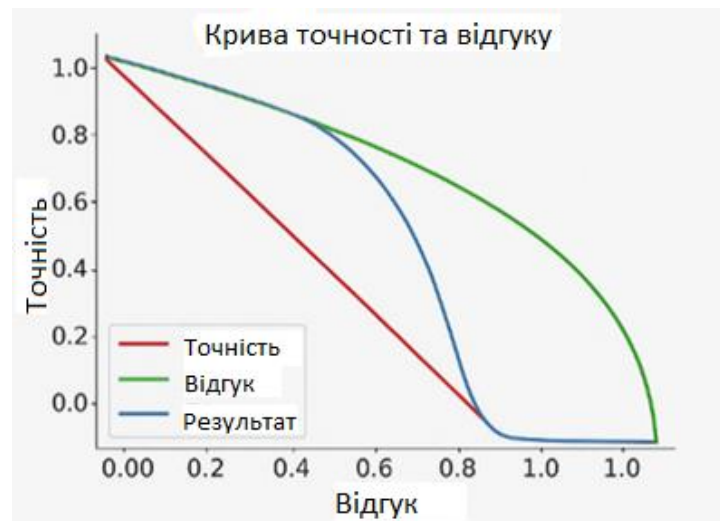


Рисунок 4.2 – Крива точності та відгуку



Рисунок 4.3 – Виявлення товарів на полиці

Точність визначає відсоткове співвідношення правильно класифікованих об'єктів до загальної кількості об'єктів, які були ідентифіковані моделлю як позитивні. Ця метрика відображає ймовірність того, що об'єкт, розпізнаний як певний клас, дійсно належить до цього класу. У задачах складської логістики

висока точність є важливою, оскільки зменшує кількість помилкових ідентифікацій, наприклад, коли система неправильно визначає вміст полиці.

Повнота характеризує здатність моделі виявляти всі релевантні об'єкти певного класу на зображенні. Це співвідношення кількості правильно розпізнаних об'єктів до загальної кількості об'єктів класу, які насправді присутні в сцені. Висока повнота означає, що система не пропускає важливі об'єкти, що особливо актуально у випадках контролю залишків товарів або виявлення порожніх осередків.

Оцінка ефективності запропонованої системи розпізнавання товарів також передбачає її порівняння з класичними підходами, що застосовуються в сучасних складських логістичних рішеннях. У традиційних системах значна частина часу витрачається на ручне сканування штрихкодів, перевірку товарів та звірку із системою обліку. Автоматизована система на базі YOLO виконує розпізнавання зображень у реальному часі, що суттєво зменшує часові витрати.

Звичайні підходи вимагають постійної присутності працівників, які здійснюють контроль. Натомість автоматизована система, що на рисунку 4.3 може працювати самостійно або з мінімальним втручанням людини. Класичні методи вимагають послідовного огляду кожної позиції.

Розпізнавання через камеру дозволяє охопити десятки товарів за лічені секунди. Людський фактор — одна з основних причин помилок в інвентаризації. Комп'ютерний зір мінімізує кількість помилок за рахунок алгоритмів точного позиціонування об'єктів.

У таблиці 4.1 було проведено детальний аналіз, в якому порівнюються переваги запропонованої системи над традиційними складськими методами.

Дослідження виявило, що нова система не лише підвищує ефективність управління запасами, але й знижує витрати, пов'язані з обробкою товарів, що в свою чергу сприяє оптимізації всього логістичного процесу.

Таблиця 4.1 – Порівняльна таблиця традиційних методів складу та системи

Критерій	Традиційні методи	Запропонована система
Витрати часу	Високі	Низькі
Потреба в персоналі	Висока	Мінімальна
Швидкість виявлення товару	Низька	Висока
Ризик помилок	Високий	Низький
Автоматизація	Немає	Присутня

#### 4.5 Висновки

У результаті практичної реалізації було розроблено функціональний прототип системи управління складом із застосуванням комп'ютерного зору, машинного навчання та кіберфізичних компонентів. Для створення прототипу обрано технологічний стек, який забезпечує ефективну взаємодію між апаратними та програмними компонентами. Основним обчислювальним елементом став одноплатний комп'ютер Raspberry Pi 5, що виконує функції обробки зображень без потреби у підключенні до потужних серверів.

Було успішно реалізовано розгортання моделі об'єктного розпізнавання на базі YOLOv8, яка проходила навчання на датасеті SKU-110K. В рамках реалізації також проведено комплексну підготовку даних: очищення, верифікація зображень, генерація анотацій у форматі YOLO та усунення пошкоджених файлів. Результати навчання вказують на ефективність розробленої системи: модель здатна розпізнавати об'єкти у реальному часі з високим рівнем точності та мінімальною затримкою, що є критично важливим у логістичних операціях.

Проведений аналіз показав перевагу запропонованого підходу над традиційними методами інвентаризації, що проявляється у зменшенні потреби в персоналі, зниженні ризику помилок, прискоренні операцій та підвищенні рівня автоматизації.

## ВИСНОВКИ

У роботі за результатами виконаних теоретичних та практичних досліджень розроблено кіберфізичну систему управління складом на основі машинного зору, що забезпечує автоматизований контроль заповненості складських полиць, обробку візуальної інформації та інтеграцію з WMS-системами в умовах реального часу.

У першому розділі проведено аналіз сучасного стану автоматизації складських процесів, розглянуто функціональні можливості та архітектури WMS-систем, а також визначено роль кіберфізичних систем і комп'ютерного зору в логістиці.

У другому розділі обґрунтовано доцільність використання методу YOLOv8 для розпізнавання об'єктів у складському середовищі, описано підходи до підготовки даних, а також побудовано модель виявлення заповненості полиць.

У третьому розділі спроектовано архітектуру кіберфізичної системи управління складом, що включає фізичний, обчислювальний, мережевий та програмний рівні; побудовано UML-діаграми класів, варіантів використання та взаємодії компонентів системи.

У четвертому розділі реалізовано прототип системи із використанням технологічного стеку Raspberry Pi, Ultralytics YOLOv8 і PyTorch; проведено навчання моделі, тестування її ефективності та аналіз точності й швидкодії в умовах, наближених до реального складу.

Набула подальшого розвитку інформаційна технологія автоматизованого аналізу заповненості полиць на основі глибинного навчання, що забезпечила адаптивність до різних конфігурацій полиць і точність виявлення об'єктів у режимі реального часу.

Впровадження результатів роботи дозволяє підвищити ефективність логістичних операцій, зменшити вплив людського фактору, оптимізувати інвентаризаційні процеси та забезпечити актуальний стан обліку товарів у складських системах.

За темою кваліфікаційної роботи магістра опублікована одна стаття у збірнику наукових праць за матеріалами Всеукраїнської науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі» (Хмельницький, 2025. – С. 69–70).

**ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ**

1. Identifikationssysteme. Kapelou. URL: <https://kapelou.com/en/product/machine-vision> (дата звернення: 19.02.2025).
2. Машинний зір для автоматизації складських процесів. Forstor Industry. URL: <https://forstor.ua/ua/c-mashinnoe-zrenie-376/> (дата звернення: 19.02.2025).
3. Мороз, С, Шуневич, М. Використання штучного інтелекту в логістичній галузі. *Development Service Industry Management*. 2024. №4. С. 269–275.
4. Пічугіна, Ю., Максимов, О. Використання штучного інтелекту та сучасних інформаційних технологій у міських логістичних системах. *Економіка та суспільство*. 2024. С. 62.
5. Ferrari, A., et al. 4.0 Technologies in City Logistics: An Empirical Investigation of Contextual Factors. *Operations Management Research*. 2022
6. Кирлик, Н. «Штучний інтелект» та його використання в логістичних процесах. *Актуальні проблеми економіки*, 2021. 9-10. С. 243-244.
7. Булгакова, О. С., Зосімов, В. В., Поздєєв, В. О. Методи та системи штучного інтелекту: теорія та практика. Херсон: ОЛДІ-ПЛЮС, 2020. 210 с.
8. Батарєєв В. В. Методи та системи штучного інтелекту / В. В. Батарєєв // *Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки*. 2021. № 1. С. 17-21.
9. Borruso, G., & Balletto, G. The Image of the Smart City: New Challenges. *Urban Science*, 6(5). 2022.
10. Лубко, Д. В., Шаров, С. В. Методи та системи штучного інтелекту: навчальний посібник. Мелітополь: ФОП Однорог Т.В. 2019.
11. Технології машинного зору: інновації для бізнесу. METINVEST.DIGITAL. URL: <https://metinvest.digital/ua/page/computer-vision-spais> (дата звернення: 01.04.2025).
12. Крикавський, Є., Похильченко, О., Фертч, М. Логістика та управління ланцюгами поставок: навчальний посібник. Львів: Видавництво Львівської політехніки. 2017

13. Сорока, А. М. Інформаційні технології в управлінні бізнес-процесами на підприємствах. *Економіка. Менеджмент. Бізнес*, (2), 2018. С. 76–81. URL: [http://nbuv.gov.ua/UJRN/естебі\\_2018\\_2\\_12](http://nbuv.gov.ua/UJRN/естебі_2018_2_12) (дата звернення: 26.03.2025).
14. Що таке WMS-система? Uislab. URL: <https://uislab.com/uk/chto-takoe-wms-sistema/> (дата звернення: 23.02.2025).
15. Warehouse Management System: огляд. IT-Enterprise. URL: <https://www.it.ua/knowledge-base/technology-innovation/warehouse-management-system-wms> (дата звернення: 23.02.2025).
16. Огляд WMS-систем. Wezom. URL: <https://wezom.com.ua/ua/blog/wms-sistemy-upravleniya-skladom> (дата звернення: 23.02.2025).
17. Що таке система управління складом (WMS)? Brainlab. URL: <https://brainlab.com.ua/uk/blog-uk/shho-take-wms-sistema-keruvannya-skladom> (дата звернення: 24.02.2025).
18. SAP Extended Warehouse Management. SAP. URL: <https://www.sap.com/ukraine/products/scm/extended-warehouse-management.html> (дата звернення: 24.02.2025).
19. Zebra Technologies: рішення для складу. Zebra.com. URL: <https://www.zebra.com/gb/en.html> (дата звернення: 25.02.2025).
20. Oracle WMS Software Profile. ExploreWMS. URL: <https://www.explorewms.com/oracle-wms-software-profile.html> (дата звернення: 25.02.2025).
21. Дослідження штучного інтелекту в автоматизації. *Journal of Artificial Intelligence*. URL: <https://doi.org/10.15407/jai2023.03.064> (дата звернення: 26.02.2025).
22. Робота кіберфізичних систем. Robotdreams. URL: <https://robotdreams.cc/uk/blog/649-how-do-cyber-physical-systems-work-and-why-are-they-needed> (дата звернення: 27.02.2025).
23. Автоматизація складу: рекомендації. Kyivstar Hub. URL: <https://hub.kyivstar.ua/articles/yak-avtomatizuvati-sklad-poradi-vid-mc-kinsey-ta-aktualni-tehnichnologichni-rishennya> (дата звернення: 28.02.2025).

24. Warehouse Science (навчальний посібник). URL: <https://www.warehouse-science.com/book/editions/wh-sci-0.98.1.pdf> (дата звернення: 29.02.2025).
25. Інтелектуальні склади. Haski.ua. URL: <https://haski.ua/blog/smart-sklad> (дата звернення: 01.03.2025).
26. AGV — автоматизовані навантажувачі. SSK. URL: <https://ssk.ua/ua/blog/agv-avtomatizirovannyj-pogruzochnyj-transport-508> (дата звернення: 01.03.2025).
27. Роботизовані системи для логістики. Askosystems. URL: <https://askosystems.com.ua/uk/robotic-systems/> (дата звернення: 02.03.2025).
28. Вплив автоматизації на логістику. *Economy and Society*. URL: <https://economyandsociety.in.ua/index.php/journal/article/view/2838> (дата звернення: 03.03.2025).
29. Прогнозування потреб у логістиці. *ZTU Conference*. URL: <https://conf.ztu.edu.ua/wp-content/uploads/2018/05/115-1.pdf> (дата звернення: 04.03.2025).
30. Моделювання логістичних процесів. ONTU. URL: <https://card-file.ontu.edu.ua/server/api/core/bitstreams/0cc96a4b-29b9-4f68-992d-c159b9605be6/content> (дата звернення: 05.03.2025).
31. Штучний інтелект у містах. Nature.com. URL: <https://www.nature.com/articles/s41598-025-92283-3> (дата звернення: 10.04.2025).
32. YOLOv8 vs Faster R-CNN: аналіз. KeyLabs. URL: <https://keylabs.ai/blog/yolov8-vs-faster-r-cnn-a-comparative-analysis/> (дата звернення: 15.04.2025).
33. Papers With Code: база моделей. URL: <https://paperswithcode.com/> (дата звернення: 16.04.2025).
34. PyImageSearch: глибоке навчання. URL: <https://pyimagesearch.com/> (дата звернення: 17.04.2025).
35. Raspberry Pi 5 – 2 GB. EvoNet. URL: <https://evo.net.ua/mikrokompiuter-raspberry-pi-5-board-2gb/> (дата звернення: 18.04.2025).

36. Протокол WebSocket. Apidog. URL: <https://apidog.com/blog/what-is-websocket-and-how-it-works/> (дата звернення: 19.04.2025).
37. Набір даних Retail Sales. Kaggle. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/kirbysasuke/retail-sales> (дата звернення: 21.04.2025).
38. Moufaddal M., Benghabrit A., Bouhaddou I. A Cyber-Physical Warehouse Management System Architecture in an Industry 4.0 Context. *Procedia Computer Science*, 2020, Vol. 170, P. 1236–1243.
39. van Geest M., Tekinerdogan B., Catal C. Smart Warehouses: Rationale, Challenges and Solution Directions. *Applied Sciences*. 2022. Vol. 12(1). P. 219.
40. Villegas-Ch. W., Navarro A. M., Sanchez-Viteri S. Optimization of inventory management through computer vision and machine learning technologies. *ISWA Journal*. 2024. Vol. 38. P. 56–67.
41. Unhelkar B. та ін. Enhancing supply chain performance using RFID technology and decision support systems in the industry 4.0 – A systematic literature review. *Journal of Supply Chain Management*. 2022. Vol. 48. P. 102–115.
42. Karthikeyan A., Chinna P. R. A Systematic Literature Review of Integration of Industry 4.0 and Warehouse Management to Achieve Sustainable Development Goals (SDGs). *ResearchGate*. 2022. Vol 5. P. 104-120.
43. Pranto M. M. H., Liu J. A Survey on Automated Inventory Tracking Systems. *International Journal of Machine Learning*. 2024. Vol. 14(3). P. 160–172.
44. Khan M. G., Ul Huda N., Uz Zaman U. Smart Warehouse Management System: Architecture, Real-Time Implementation and Prototype Design. *International Journal of Logistics Systems*. 2022. Vol. 19. P. 98–107.
45. Amoo O. O. AI-driven warehouse automation: A comprehensive review of systems. *ResearchGate*. 2024.
46. Staff LV. Warehouse Management Systems (WMS): Growth Accelerated in 2021. *Logistics Viewpoints*. 2022.
47. Viveros P. та ін. Slotting Optimization Model for a Warehouse with Divisible First-Level Accommodation Locations. *Applied Mathematics*. 2021. Vol. 11. P. 876–887.

48. Kapoor G., Lee Y. S., Sikora R., Piramuthu S. Drone-based warehouse inventory management of perishables. *Journal of Operations Management*. 2024. Vol. 49. – P. 112–127.
49. Chondromatidis N., Gialos A., Zeimpekis V. Investigating the Performance of the Order-Picking Process by Using Smart Glasses: A Laboratory Experimental Approach. *International Journal of Industrial Ergonomics*. 2022. Vol. 84. P. 103-147.
50. Су А. Роль управління складом у сучасних ланцюгах постачання. *Вісник логістики*. 2025. № 2. С. 45–52.
51. Hopstack. Warehouse Management: A Complete Guide. Hopstack, 2025. 248 с.
52. Keith R., La H. M. Review of Autonomous Mobile Robots for the Warehouse Environment. *arXiv preprint*. 2024.
53. Kuhl M., Bhisti R. A., Li M. Warehouse Digital Twin: Simulation Modeling and Analysis Techniques. *Simulation Modelling Practice and Theory*. 2022. Vol. 115. P. 102-390.
54. Kalinov I. та ін. WareVision: CNN Barcode Detection-Based UAV Trajectory Optimization for Autonomous Warehouse Stocktaking. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2020. Vol. 5(3). P. 3746–3753.
55. Malang C., Charoenkwan P., Wudhikarn R. Implementation and Critical Factors of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) in Warehouse Management: A Systematic Literature Review. *Drones*. 2023. Vol. 7(2). P. 80.
56. McDowell J. How Modern Warehouse Management Systems Transform Storage Efficiency. *Global Trade Magazine*. 2024. Електронний ресурс.
57. Khan Z., Ahmed M. B. Advancements in Automated Storage and Retrieval Systems: A Comprehensive Review // *Robotics and Automation Engineering Journal*. – 2025. Vol. 16(2). P. 297–306.
58. Warehouse Science (навчальний посібник). URL: <https://www.warehouse-science.com/book/editions/wh-sci-0.98.1.pdf> (дата звернення: 29.02.2025).
59. The Power of Machine Vision in Logistics Automation. KEYENCE. URL: <https://www.keyence.com/products/vision/vision-sys/resources/vision-sys->

resources/power-of-machine-vision-in-logistics-automation.jsp (дата звернення: 20.04.2025).

60. Warehouse Management Systems: Definition & Benefits. NetSuite. URL: <https://www.netsuite.com/portal/resource/articles/erp/warehouse-management-system.shtml> (дата звернення: 20.04.2025).

61. Artificial Intelligence in Logistics: Enhancing Supply Chains. SmartBit. URL: <https://smartbit.rs/blog/en/artificial-intelligence-in-logistics/> (дата звернення: 20.04.2025).

62. The Future of Artificial Intelligence in Logistics. Beitler Logistics. URL: <https://beitlerlogistics.com/2024/11/25/the-future-of-artificial-intelligence-in-logistics/> (дата звернення: 20.04.2025).

63. Warehouse Management System (WMS). TechTarget. URL: <https://www.techtarget.com/searcherp/definition/warehouse-management-system-WMS> (дата звернення: 20.04.2025).

64. Applications of Computer Vision in Logistics. Viso.ai. URL: <https://viso.ai/applications/computer-vision-in-logistics/> (дата звернення: 20.04.2025).

65. The Role of Artificial Intelligence in Logistics. SHYPR. URL: <https://shypr.io/the-role-of-artificial-intelligence-in-logistics/> (дата звернення: 20.04.2025).

66. Artificial Intelligence in Logistics. ILS Company. URL: <https://www.ilscompany.com/the-role-of-artificial-intelligence-in-logistics/> (дата звернення: 20.04.2025).

67. Artificial Intelligence and Logistics Optimization. SolverTech. URL: <https://solverttech.com/blog/artificial-intelligence-in-logistics/> (дата звернення: 20.04.2025).

68. What is Warehouse Management? Oracle. URL: <https://www.oracle.com/ua/scm/logistics/warehouse-management/what-is-warehouse-management/> (дата звернення: 20.04.2025).

69. What is a WMS? SAP. URL: <https://www.https://www.sap.com/products/scm/extended-warehouse-management/what-is-a-wms.html> (дата звернення: 20.04.2025).

70. Microsoft Azure. Що таке датасети? [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://learn.microsoft.com/uk-ua/azure/machine-learning/concept-datasets>. – (дата звернення: 24.04.2025).

71. OpenML. Datasets. URL. <https://www.openml.org/search?type=data>. (дата звернення: 24.04.2025).

72. Goldman E., Herzig R., Eisenschat A., Levi I., Mendelson A., Zelnik-Manor L. Precise Detection in Densely Packed Scenes // *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 1 (CVPR)*, 2019. P. 5227–5236.

73. GitHub – SKU110K-CVPR19: Densely Packed Scenes Dataset. URL. <https://github.com/eg4000/SKU110K-CVPR19> (дата звернення: 24.04.2025).

74. Papers with Code – SKU-110K Dataset. URL: <https://paperswithcode.com/dataset/sku110k> (дата звернення: 24.04.2025).

75. Що таке Microsoft Azure? Microsoft. URL – Режим доступу: <https://azure.microsoft.com/uk-ua/resources/cloud-computing-dictionary/what-is-azure/>. – (дата звернення: 24.04.2025).

76. Вступ до Azure. Microsoft Learn. URL. <https://learn.microsoft.com/uk-ua/training/paths/azure-fundamentals/> (дата звернення: 24.04.2025).

77. Документація Azure Machine Learning. Microsoft Learn URL: <https://learn.microsoft.com/uk-ua/azure/machine-learning/> (дата звернення: 24.04.2025).

78. Офіційний блог Microsoft Azure. Azure Blog. URL: <https://azure.microsoft.com/en-us/blog/>. – (дата звернення: 24.04.2025).

79. Villamizar M., Castro H., Verano M., Salamanca L., Casallas R., Gil S. Evaluating the computational cost of a cloud-based software architecture for the processing of large volumes of data. *Journal of Cloud Computing: Advances, Systems and Applications*. – 2016. – Vol. 5, No. 1. 130

80. Zikopoulos P., Eaton C., deRoos D., Detusch T., Lapis G. Understanding Big Data: Analytics for Enterprise Class Hadoop and Streaming 2 Data. – *McGraw-Hill Osborne Media*, 2012. 176.

**ДОДАТОК А**  
(обов'язковий)  
**ЛІСТИНГ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ КІБЕРФІЗИЧНОЇ**  
**СИСТЕМИ**

```
import os

import pandas as pd

from datetime import datetime

from ultralytics import YOLO

from pathlib import Path

class WMS:

    def __init__(self, system_id, name, version):

        self.system_id = system_id

        self.name = name

        self.version = version

        self.status = "active"

        self.edge_devices = []

        self.events = []

    def add_device(self, device):

        self.edge_devices.append(device)
```

```
def record_event(self, event):
```

```
    self.events.append(event)
```

```
class EdgeDevice:
```

```
    def __init__(self, device_id, model, location):
```

```
        self.device_id = device_id
```

```
        self.model = model
```

```
        self.location = location
```

```
        self.results = []
```

```
    def capture(self, image_path):
```

```
        return image_path
```

```
    def process_image(self, image_path, model):
```

```
        results = model(image_path)
```

```
        processed_results = []
```

```
        for r in results:
```

```
            for box in r.bboxes:
```

```
                cls = model.names[int(box.cls[0])]
```

```
                conf = float(box.conf[0])
```

```
                x1, y1, x2, y2 = map(int, box.xyxy[0])
```

```
        processed_results.append({  
            "label": cls,  
            "confidence": conf,  
            "x1": x1,  
            "y1": y1,  
            "x2": x2,  
            "y2": y2  
        })  
  
        self.results.append((image_path, processed_results))  
  
        return processed_results
```

```
class ProductRecognitionEvent:
```

```
    def __init__(self, device, image_path, results):  
        self.device_id = device.device_id  
  
        self.image_path = image_path  
  
        self.timestamp = datetime.now().isoformat()  
  
        self.results = results
```

```
model = YOLO("yolov8n.pt")
```

```
wms = WMS(system_id="WMS-001", name="WarehouseVision", version="1.0")
```

```
device = EdgeDevice(device_id="EDGE-01", model="Raspberry Pi 5",  
location="Сектор А")
```

```
wms.add_device(device)
```

```
images_dir = Path("F:/datasets/SKU110K_fixed/SKU110K_fixed/images/train")
```

```
images = list(images_dir.glob("*.jpg"))
```

```
for image_path in images[:100]:
```

```
    img = device.capture(str(image_path))
```

```
    detections = device.process_image(img, model)
```

```
    event = ProductRecognitionEvent(device, str(image_path), detections)
```

```
    wms.record_event(event)
```

```
output_data = []
```

```
for e in wms.events:
```

```
    for d in e.results:
```

```
        output_data.append({
```

```
            "device_id": e.device_id,
```

```
            "image_path": e.image_path,
```

```
            "timestamp": e.timestamp,
```

```
            "label": d["label"],
```

```
"confidence": d["confidence"],  
  
"x1": d["x1"],  
  
"y1": d["y1"],  
  
"x2": d["x2"],  
  
"y2": d["y2"]  
  
})
```

```
df = pd.DataFrame(output_data)
```

```
df.to_csv("product_recognition_events.csv", index=False)
```

## ДОДАТОК Б

(обов'язковий)

# ПУБЛІКАЦІЯ У ЗБІРНИКУ НАУКОВИХ ПРАЦЬ ЗА МАТЕРІАЛАМИ ВСЕУКРАЇНСЬКОЇ НАУКОВО-ПРАКТИЧНОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ СТУДЕНТІВ, АСПРАНТІВ ТА МОЛОДИХ ВЧЕНИХ «ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ КОМП'ЮТЕРНІ СИСТЕМИ ТА МЕРЕЖІ»

Остапчук Є.В.

магістрант 2 курсу ФІТ ХНУ

Науковий керівник к.т.н., доцент Березька К.М., кафедра КІС ХНУ

### КОНЦЕПЦІЯ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ СКЛАДОМ НА ОСНОВІ МАШИННОГО ЗОРУ

**Вступ.** Актуальність управління складом на основі машинного зору зростає в умовах сучасної логістики та індустріальної автоматизації. Управління складом – це критична частина ланцюга постачання, яка вимагає точного контролю за збереженням і переміщенням товарів, ефективного використання ресурсів та швидкої обробки замовлень. Використання технології машинного зору (computer vision) для автоматизації цих процесів відкриває нові можливості для оптимізації операцій на складах [1].

Використання машинного зору для управління складами є актуальним для багатьох галузей, включаючи роздрібну торгівлю, виробництво, логістику, охорону здоров'я тощо. Зростання обсягу товарообігу та необхідність швидкого виконання замовлень робить автоматизацію складів невід'ємною частиною сучасного бізнесу.

Технологія машинного зору стає ключовим елементом у сучасних складських системах, оскільки вона забезпечує високу точність, швидкість і ефективність управління товарами та простором. Вона допомагає знижувати витрати, зменшувати кількість помилок, підвищувати безпеку та автоматизувати рутинні процеси, що робить її особливо актуальною в умовах зростаючої складності ланцюгів постачання та підвищених вимог до швидкості виконання замовлень. Тому задача розроблення кіберфізичної системи управління складом на основі машинного зору є на даний час вельми актуальною.

**Постановка задачі.** Об'єкт дослідження – процес управління складом. Предмет дослідження – кіберфізична система управління складом на основі машинного зору. Головна мета даного дослідження полягає в автоматизації управління складом за допомогою кіберфізичної системи на основі машинного зору.

**Основний матеріал.** Машинний зір дозволяє автоматизувати складні та рутинні процеси, такі як: розпізнавання та ідентифікація товарів (камери з технологіями комп'ютерного зору можуть розпізнавати товари за штрихкодами, QR-кодами або навіть за формою і розміром; це прискорює процес інвентаризації та зменшує кількість помилок під час обробки товарів); автоматизація сортування (машинний зір може використовуватися для автоматичного сортування товарів на конвеєрі, що скорочує час і трудовитрати на ручну працю); точність обліку (машинний зір дозволяє швидко і точно вести облік кількості та стану товарів, що знижує ризик втрат і помилок у документації). Використання технології машинного зору дозволяє скоротити залежність від ручної праці, що знижує витрати на персонал. Автоматизація таких операцій, як розпізнавання і переміщення товарів, робить роботу на складі менш залежною від людських факторів, таких як втома, помилки чи нестача робочої сили. Складські системи на основі машинного зору можуть значно прискорити процес обробки замовлень. Автоматичне розпізнавання товарів та оптимізоване їх розміщення дозволяють швидше комплектувати замовлення та відправляти їх клієнтам. Людський фактор — одна з основних причин помилок на складі (неправильна інвентаризація, змішування товарів, пошкодження тощо). Системи машинного зору можуть знизити кількість таких помилок завдяки точності автоматичних процесів розпізнавання та управління товарами. Це підвищує загальну ефективність складу і зменшує витрати на корекцію помилок. Машинний зір може бути використаний для збору та аналізу великих обсягів даних. На основі отриманих даних компанії можуть здійснювати аналіз ефективності своїх складських процесів, виявляти "вузькі місця", прогнозувати потреби в ресурсах або продукції та планувати інвентаризацію на майбутнє.

Машинний зір може бути інтегрований з іншими технологіями, такими як робототехніка, штучний інтелект і IoT (Інтернет речей). Наприклад, роботи з технологією машинного зору можуть використовуватися для автоматичного переміщення товарів по складу, а з'єднання з сенсорами та аналітичними системами дозволить забезпечити цілісну систему управління

Кіберфізична система управління складом на основі машинного зору – це складна інтегрована система, що об'єднує фізичні та цифрові компоненти для автоматизації складських операцій. Вона забезпечує ефективне управління логістикою, зберіганням товарів і процесами обробки замовлень. Основні компоненти такої системи:

1) сенсори та датчики (основною функцією сенсорів і датчиків у кіберфізичній системі є збір даних із навколишнього середовища та моніторинг фізичних параметрів на складі): камери (високоточні камери, оснащені технологіями машинного зору, забезпечують автоматичне розпізнавання товарів, відстеження їх переміщення та контроль за розміщенням на складі), датчики руху (відстежують рух вантажівок, роботів або людей по складу для координації робочих процесів та забезпечення безпеки), датчики температури і вологості (вимірюють параметри навколишнього середовища для підтримки оптимальних умов зберігання товарів, що особливо важливо для товарів, чутливих до клімату), інфрачервоні сенсори (використовуються для точного визначення відстаней між товарами та простору для їх розміщення);

2) модуль машинного зору (центральный компонент системи, що забезпечує обробку візуальної інформації): алгоритми розпізнавання образів (використовуються для ідентифікації та класифікації товарів за їх візуальними характеристиками – формою, розміром, маркуванням, штрихкодами), технології машинного зору (інтерпретують зображення та відео, захоплені камерами, для автоматизації процесів інвентаризації та переміщення товарів), моделі машинного навчання (постійно покращуються на основі зібраних даних для підвищення точності розпізнавання товарів та оптимізації процесів управління складом);

3) роботизовані системи (виконують фізичні операції на складі, керуючись даними від сенсорів та модулів машинного зору): автономні мобільні роботи (використовуються для автоматичного переміщення товарів по складу, підбору та розміщення вантажів), роботизовані маніпулятори (виконують завдання з підбору, пакування, сортування та обробки товарів, вони взаємодіють з модулями машинного зору для точного виконання цих завдань), конвеєрні системи з автоматизованим управлінням (забезпечують автоматичне переміщення товарів між різними зонами складу);

4) центральний обчислювальний модуль (відповідає за обробку даних та управління всіма компонентами системи): сервери обробки даних (зберігають і обробляють дані, отримані з камер та сенсорів, для управління робочими процесами на складі в реальному часі), алгоритми штучного інтелекту (використовуються для оптимізації процесів прийняття рішень, прогнозування попиту, управління запасами та планування маршрутів пересування роботів), інтеграційні платформи (забезпечують взаємодію між кіберфізичними компонентами, програмними рішеннями та іншими системами);

5) комунікаційна інфраструктура (для забезпечення ефективної роботи системи необхідна стабільна комунікаційна інфраструктура, яка з'єднує всі компоненти кіберфізичної системи): мережі IoT (Інтернет речей), протоколи передачі даних;

6) аналітичні системи та програмне забезпечення (програмне забезпечення для управління даними та забезпечення інтерфейсу для взаємодії з кіберфізичною системою);

7) інтерфейси управління (забезпечують доступ користувачів до системи та можливість контролю за її роботою);

8) системи безпеки та кіберзахисту (для захисту даних і безпечного функціонування кіберфізичної системи потрібні надійні механізми безпеки).

**Висновки.** Отже, було розроблено концепцію кіберфізичної системи управління складом на основі машинного зору, яка є комплексним рішенням, що поєднує фізичні елементи (сенсори, камери, роботи) з цифровими технологіями (штучний інтелект, машинне навчання, аналітика даних). Така система підвищує ефективність, безпеку та швидкість операцій на складі, забезпечуючи автоматизацію ключових процесів і оптимізацію управління логістикою.

#### Список літератури

I. M. Li, Y. Liu, G. Xu and Z. Ma, "The intelligent warehousing system combined with machine vision is constructed", in *ISCER 2024: 2024 3rd Int. Symp. Control Eng. Robot.*, Changsha China. New York, NY, USA: ACM, 2024, p. 104–108.

## ДОДАТОК В

(обов'язковий)

### ДІАГРАМА КЛАСІВ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ

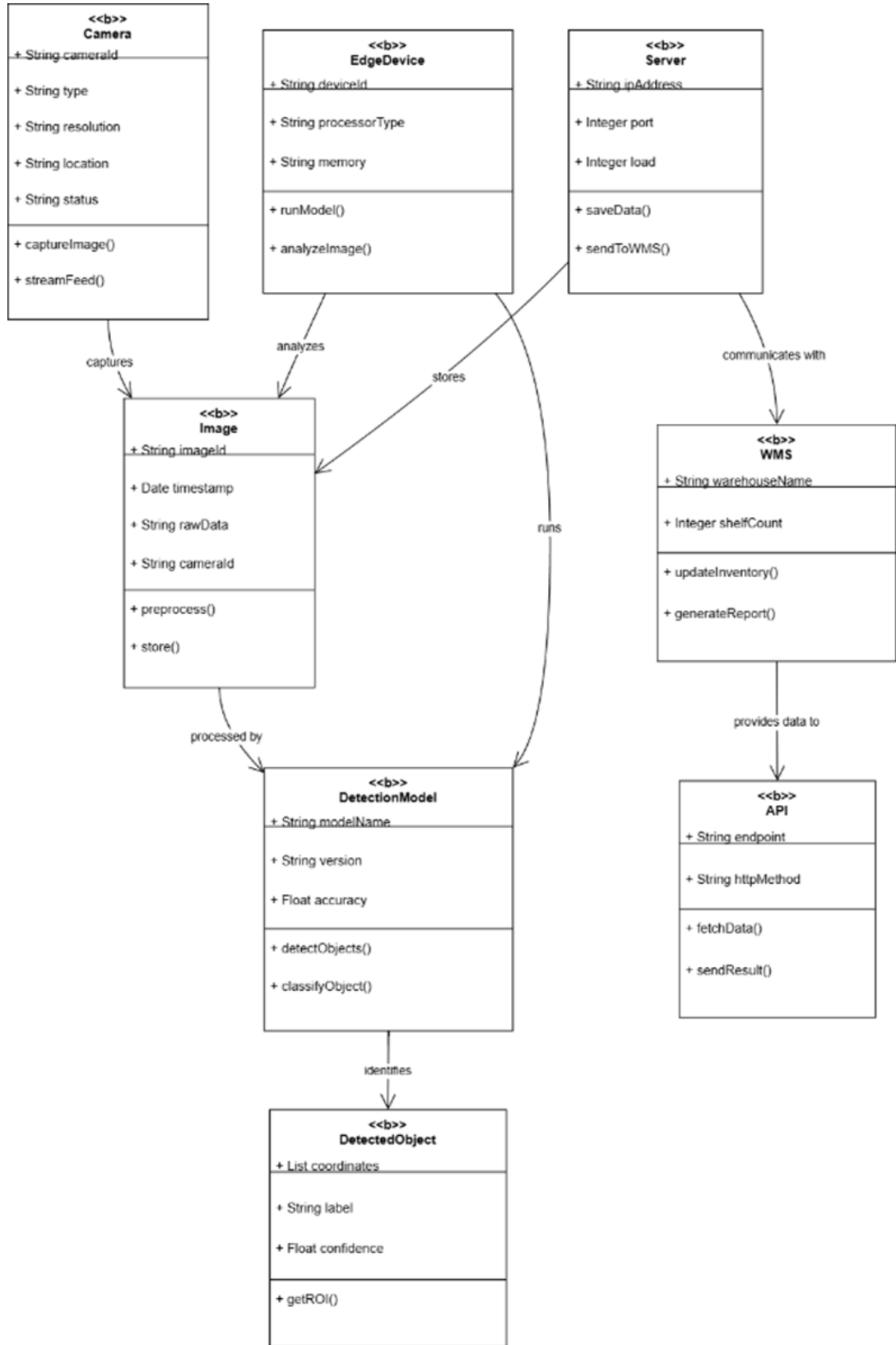



Рисунок В.1 - Діаграма класів кіберфізичної системи

**ДОДАТОК Г**  
(обов'язковий)  
**ПРЕЗЕНТАЦІЯ**




МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ  
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

Євген Остапчук

**Метод та кіберфізична система  
управління складом на основі  
машинного зору**

Науковий керівник - д-р. техн. наук, професор Говорущенко Т.О.

Хмельницький - 2025




**Мета і задачі дослідження**

**Об'єктом дослідження** є процес автоматизованого управління складом


**Предметом дослідження** є методи та засоби застосування машинного зору

**Метою кваліфікаційної роботи** магістра є автоматизація управління складом шляхом розроблення відповідної кіберфізичної системи на основі машинного зору.



## Наукова новизна та практична цінність отриманих результатів

- – набув подальшого розвитку метод автоматизованого аналізу заповненості складських полиць на основі машинного зору, який забезпечив високу точність виявлення товарів у режимі реального часу та адаптивність до різних конфігурацій полиць;
- – набула подальшого розвитку кіберфізична система управління складом із використанням алгоритмів глибокого навчання, яка забезпечила інтеграцію з edge-пристроями для локальної обробки зображень, зменшення навантаження на мережу та оперативне прийняття рішень щодо логістичних дій.



## Наукова новизна та практична цінність отриманих результатів

Практична значимість отриманих результатів полягає у впровадженні розробленої кіберфізичної системи управління складом на основі комп'ютерного зору в реальні логістичні процеси підприємств, що дозволяє автоматизувати контроль заповненості полиць, зменшити вплив людського фактора, підвищити точність обліку товарів.

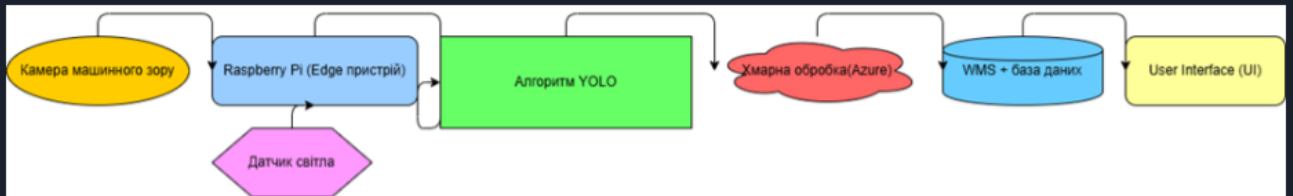
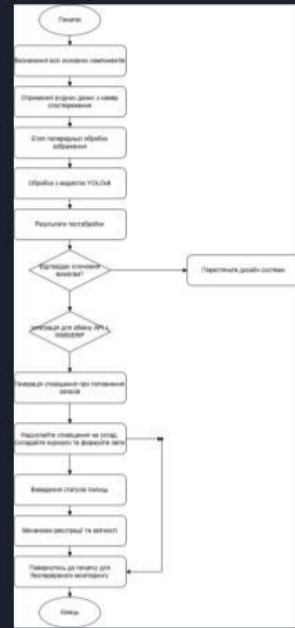


Рисунок 2.1 – Використання цифрових технологій та засобів автоматизації в управлінні логістичними процесами

Процес навчання було реалізовано за допомогою бібліотеки Ultralytics, яка надає високорівневі інструменти для побудови моделей, керування конфігураціями, розгортання тренувальних сесій та обробки результатів.

Середовище виконання було розгорнуте у рамках інтерпретатора Python 3.12, з використанням PyTorch 2.6 як основного бекенду для глибокого навчання.

### Аналіз вимог до функціональності системи

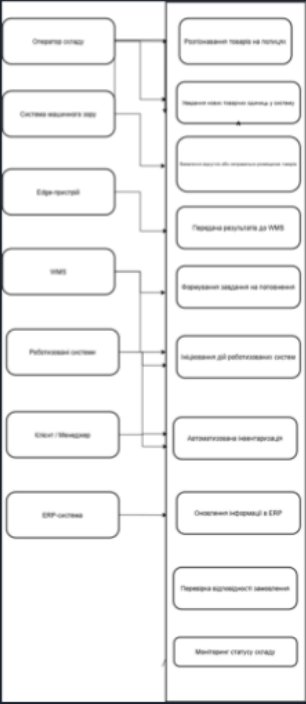


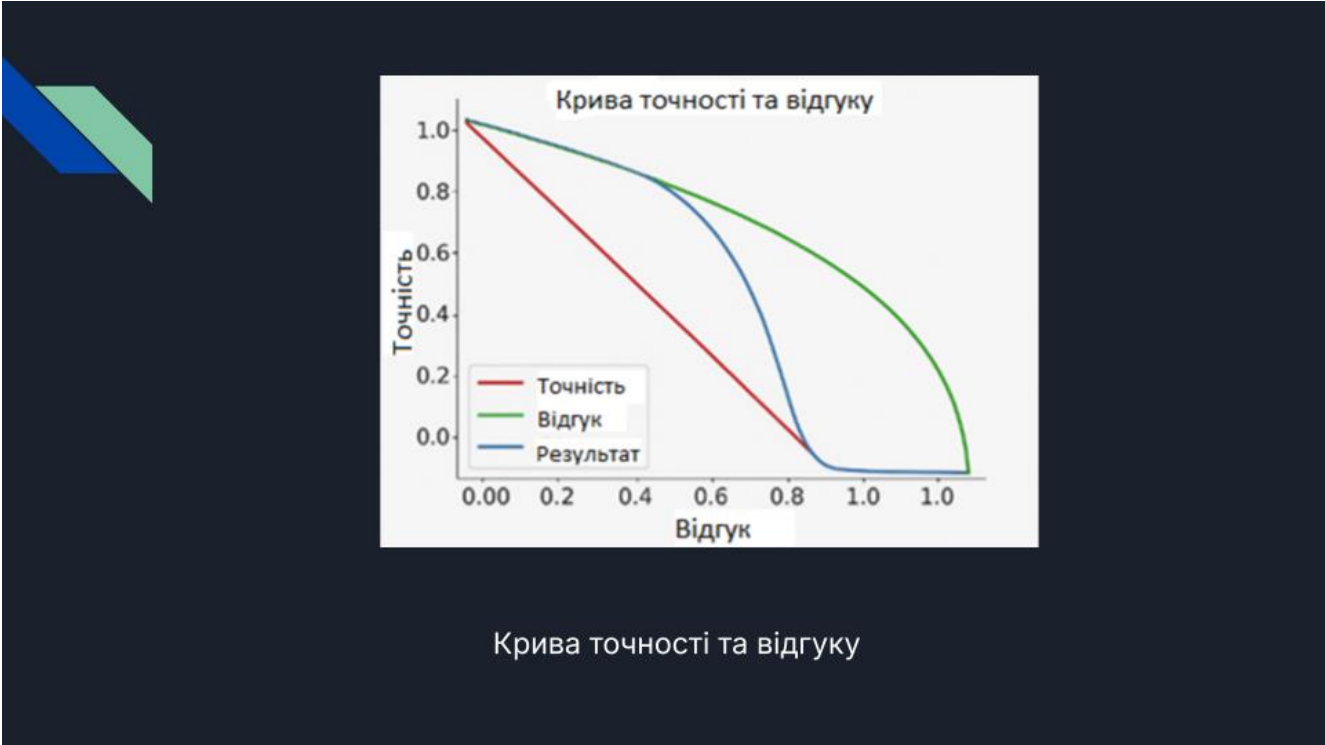
Структура кіберфізичної системи управління складом



Топологія мережі кіберфізичної системи

Діаграма варіантів використання системи управління складом






Крива точності та відгуку



Виявлення товарів на полиці



Критерій	Традиційні методи	Запропонована система
Витрати часу	Високі	Низькі
Потреба в персоналі	Висока	Мінімальна
Швидкість виявлення товару	Низька	Висока
Ризик помилок	Високий	Низький
Автоматизація	Немає	Присутня

Порівняльна таблиця традиційних методів складу та системи



Дякую за увагу!

Завідувачу кафедри КПС  
доктору філософії, доценту  
Ользі ПАВЛОВІЙ

Остапчука Євгена Віталійовича  
ПІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 2 курсу, групи КІ2м-23-1

#### ЗАЯВА

З правилами чинного Положення «Про систему забезпечення академічної доброчесності у Хмельницькому національному університеті» від 01.07.2022, згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування заходів дисциплінарної та академічної відповідальності, ознайомлений(а). Про використання програмно-технічних засобів для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на плагіат оповіщений(а) та надаю свою згоду на обробку та збереження університетом моєї роботи в інституційному репозитарії університету.

Також надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних програмно-технічних засобів (StrikePlagiarism та Anti-Plagiarism) та використання роботи для виявлення плагіату в інших роботах, які перевіряються програмно-технічними засобами та користувачами, що мають доступ до цих програмно-технічних засобів, виключно в обмежених цілях для виявлення плагіату в текстах робіт.

Робота для перевірки університетом надається в друкованому та електронному варіанті. Електронна версія моєї роботи збігається (ідентична) з друкованою.

22 квітня 2025 року

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Дипломник: Остапчук Євген Віталійович

Тема: Метод та кіберфізична система управління складом на основі машинного зору

Спеціальність: 123 «Комп'ютерна інженерія»

Обсяг кваліфікаційної роботи:

Кількість сторінок записки \_\_\_\_\_

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень: Метою кваліфікаційної роботи є автоматизація управління складом шляхом розроблення відповідної кіберфізичної системи на основі машинного зору.
2. Висновок про відповідність роботи дипломному завданню: Робота повністю відповідає поставленому завданню.
3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: У розділі 1 проведений аналіз сучасних підходів до автоматизації управління складами. Розділ 2 кваліфікаційної роботи присвячений розробленню методу управління складу на основі машинного зору. Розділ 3 кваліфікаційної роботи присвячений проектуванню кіберфізичної системи управління складом. В розділі 4 кваліфікаційної роботи виконано реалізацію прототипу кіберфізичної системи.
4. Позитивні сторони роботи: отримання 2 наукових результатів
5. Негативні сторони роботи: недостатня увага формалізації процесу автоматизованого управління складом
6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: Пояснювальна записка оформлена коректно, згідно з діючими стандартами оформлення документації.
7. Відгук про роботу в цілому: Робота виконана на середньому науково-технічному рівні.
8. Інші зауваження: \_\_\_\_\_
9. Оцінка дипломної роботи: добре/С (3.75).

Рецензент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи) Барлак О. В.  
д.т.н., проф., зав. каф. КН УНУ

\_\_\_\_\_ 2025 р.

 (підпис)

### Anti-Plagiarism v-15.274 Educational

The maximum coincidence with one document 0.0%

Dictionaries check: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. Errors in the documents: 10%

ID: 240595 Title: МКР Метод та кіберфізична система управління складом на основі машинного зору Added in a DB: 2025-04-29 Authors: Євген ОСТАПЧУК Heads: Тетяна ГОВОРУЩЕНКО Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	141083	989	887 (1%)	14 (1%)

Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

**РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ**  
**КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ**  
**ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ**

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Метод та кіберфізична система управління складом на основі машинного зору

Автор: Євген ОСТАПЧУК

Спеціальність: 123 – Комп'ютерна інженерія

Освітня програма: освітньо-наукова

Науковий керівник: д-р. техн. наук, професор Тетяна БЕРЕЗЬКА

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	відповідає
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи.	
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом, оскільки:

1) усі запозичення фрагментарні, або мають належним чином оформленні посилання;

2) окремі виявлені збіги є загальноживаними фразами або виразами, про що свідчить посилання системи на збіг з джерелами на один фрагмент речення;

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ідентичності/схожості StrikePlagiarism, складає 4,7% і адресується до 32 першоджерел; та системою Anti-Plagiarism складає 2,4%, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Керівник роботи

Гарант ОП

Завідувач кафедри КІС


Катерина БЕРЕЗЬКА

Олег САВЕНКО

Ольга ПАВЛОВА

### Протокол аналізу звіту подібності експертом

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

**Автор:** Євген ОСТАПЧУК

**Співавтор:**

**Назва:** Остапчук\_Метод та кіберфізична система управління складом на основі машинного зору

**Експерт:**

**Підрозділ:** Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

**Коефіцієнт подібності 1:** 4.7%

**Коефіцієнт подібності 2:** 2.4%

**Мікропробіли:** 0

**Заміна букв:** 0

**Інтервали:** 0

**Білі знаки:** 1

**Дата створення звіту:** 2025-04-29 13:13:39.0

**Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:**

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедур. Таким чином робота не приймається.

**Обґрунтування:**

2025-04-29

Дата



Доцент Андрій Нічепорук

експерт