

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Західноукраїнський національний університет
Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра інформаційно-обчислювальних систем і управління

ПРОЦИК Олександр Михайлович

**Модель управління складськими запасами на основі
технологій комп'ютерного зору та машинного навчання /**
**Warehouse Inventory Management Model Based on Computer
Vision and Machine Learning Technologies**

спеціальність: 122 - Комп'ютерні науки
освітньо-професійна програма - Комп'ютерні науки

Кваліфікаційна робота

Виконав студент групи КНм-21
О.М. Процик

Науковий керівник:
к.т.н., доцент Х.В. Ліп'яніна-
Гончаренко

Кваліфікаційну роботу
допущено до захисту:
«___» _____ 20___ р.
В.о. завідувача кафедри
_____ Н.М. Васильків

ТЕРНОПІЛЬ - 2024

Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра інформаційно-обчислювальних систем і управління
Освітній ступінь «магістр»
спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки
освітньо-професійна програма – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри
М.П. Комар
« ____ » _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ
ПРОЦІК Олександр Михайлович
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема кваліфікаційної роботи

Модель управління складськими запасами на основі технологій комп'ютерного зору та машинного навчання / Warehouse Inventory Management Model Based on Computer Vision and Machine Learning Technologies

керівник роботи к.т.н., доцент Х.В. Лип'яніна-Гончаренко

затверджені наказом по університету від 12 грудня 2023 року № 753.

2. Строк подання студентом закінченої кваліфікаційної роботи 4 грудня 2024 р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: завдання на кваліфікаційну роботу студента, наукові статті, технічна література.

4. Основні питання, які потрібно розробити

- обґрунтування актуальності дослідження;
- аналіз відомих рішень;
- теоретичні основи розв'язання задачі управління запасами;
- постановка задачі дослідження;
- архітектура платформи для управління складськими запасами;
- вибір та підготовка даних;
- розробка моделі машинного навчання;
- постановка експериментів;
- результати експериментів;
- порівняння з відомими рішеннями.

5. Перелік графічного матеріалу у роботі

- апаратна архітектура платформи;
- архітектура згорткової нейронної мережі.

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв

7. Дата видачі завдання 12 грудня 2023 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів кваліфікаційної роботи	Примітка
1	Затвердження теми кваліфікаційної роботи, ознайомлення з літературними джерелами та складання плану роботи.	до 01.01. 2024 р.	
2	Написання 1 розділу кваліфікаційної роботи	до 01.03. 2024 р.	
3	Написання 2 розділу кваліфікаційної роботи	до 20.05.2024 р.	
4	Написання 3 розділу кваліфікаційної роботи	до 28.10. 2024 р.	
5	Представлення попереднього варіанту кваліфікаційної роботи, перевірка та внесення змін керівником	до 11.11.2024 р.	
6	Опрацювання зауважень та представлення завершеного варіанту кваліфікаційної роботи. Підготовка супроводжуючих документів.	до 25.11.2024 р.	
7	Перевірка кваліфікаційної роботи на оригінальність тексту.	до 30.11.2024 р.	
8	Оформлення кваліфікаційної роботи та отримання допуску до захисту	до 04.12.2024 р.	
9	Подання кваліфікаційної роботи до захисту на засіданні атестаційної комісії.	до 14.12. 2024 р.	

Студент _____ О.М. Процик
підпис

Керівник роботи _____ к.т.н., доцент Х.В. Ліп'яніна-Гончаренко
підпис

РЕЗЮМЕ

Кваліфікаційна робота на тему «Модель управління складськими запасами на основі технологій комп'ютерного зору та машинного навчання» на здобуття освітнього ступеня «Магістр» зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» освітньої програми «Комп'ютерні науки» написана обсягом в 77 сторінок і містить 4 ілюстрації, 6 таблиць, 2 додатки та 48 використаних джерел.

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення ефективності управління складськими запасами на основі інтеграції технологій комп'ютерного зору та машинного навчання, що передбачає автоматизацію процесів, зниження операційних витрат і підвищення точності інвентаризації.

Методи досліджень: методи аналізу та синтезу, методи математичного моделювання, машинного навчання, експериментальний метод, методи порівняльного аналізу.

Результати дослідження: полягають в розробці підходу до автоматизації управління складськими запасами на основі інтеграції технологій комп'ютерного зору та машинного навчання. Модель машинного навчання дозволить автоматично розпізнавати, ідентифікувати та підраховувати продукцію на складі з високою точністю, що значно знижує ймовірність помилок, пов'язаних з людським фактором.

Результати роботи можуть використовуватися для автоматизації процесів управління складськими запасами з використанням технологій комп'ютерного зору та машинного навчання. Завдяки автоматичному розпізнаванню та підрахунку продукції в режимі реального часу, ця платформа значно підвищує точність інвентаризації, мінімізуючи помилки, пов'язані з ручним підрахунком. Розроблена система також інтегрується з існуючими системами управління запасами.

Ключові слова: УПРАВЛІННЯ СКЛАДСЬКИМИ ЗАПАСАМИ, КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕННЯ, ІДЕНТИФІКАЦІЯ, АВТОМАТИЧНИЙ ПІДРАХУНОК ПРОДУКЦІЇ НА СКЛАДІ.

ABSTRACT

Qualification work on the topic «Warehouse Inventory Management Model Based on Computer Vision and Machine Learning Technologies» for Master's degree on speciality 122 «Computer Science» educational and professional program «Computer Science» is written on 77 pages and it contains 4 figures, 6 tables, 2 annexes and 48 sources.

The purpose of this qualification work is to enhance the efficiency of inventory management through the integration of computer vision and machine learning technologies, which includes automating processes, reducing operational costs, and improving inventory accuracy.

Research methods: methods of analysis and synthesis, mathematical modeling, machine learning, experimental methods, and comparative analysis methods.

Research results: The research resulted in the development of an approach for automating inventory management based on the integration of computer vision and machine learning technologies. The machine learning model enables the automatic recognition, identification, and counting of warehouse products with high accuracy, significantly reducing the likelihood of errors caused by human factors.

The results of the work can be utilized to automate inventory management processes using computer vision and machine learning technologies. By enabling real-time automatic recognition and counting of products, this platform significantly improves inventory accuracy, minimizing errors associated with manual counting. The developed system also integrates seamlessly with existing inventory management systems, promoting faster adaptation and minimizing implementation costs.

Keywords: INVENTORY MANAGEMENT, COMPUTER VISION, MACHINE LEARNING, IMAGE RECOGNITION, IDENTIFICATION, AUTOMATIC PRODUCT COUNTING IN WAREHOUSES.

ЗМІСТ

Вступ.....	7
1 Аналіз предметної області управління складськими запасами.....	10
1.1 Обґрунтування актуальності дослідження.....	10
1.2 Аналіз відомих рішень	12
1.3 Теоретичні основи розв’язання задачі управління запасами	16
1.4 Постановка задачі дослідження.....	17
Висновки до розділу 1	19
2 Управління складськими запасами на основі інтеграції технологій комп’ютерного зору та машинного навчання	20
2.1 Архітектура платформи для управління складськими запасами	20
2.2 Вибір та підготовка даних.....	28
2.3 Розробка моделі машинного навчання.....	31
Висновки до розділу 2	38
3 Результати експериментальних досліджень та порівняння з відомими рішеннями	39
3.1 Постановка експериментів.....	39
3.2 Результати експериментів	41
3.3 Порівняння з відомими рішеннями.....	50
Висновки до розділу 3	53
Висновки	55
Список використаних джерел.....	57
Додаток А Реалізація нейромережевої моделі	63
Додаток Б Копії публікацій.....	67

ВСТУП

Актуальність теми. У сучасну епоху, що характеризується безпрецедентними технологічними досягненнями та зростанням глобалізації, ефективне управління ланцюгами постачання стало основним чинником успіху компаній. Управління запасами займає центральне місце, адже воно є необхідним для забезпечення наявності продукції, мінімізації витрат та виконання очікувань кінцевого споживача щодо доставки [44].

Історично управління запасами стикалося з численними викликами, зокрема з точністю підрахунку, ефективністю поповнення запасів та інтеграцією технологічних систем, які спрощують ці процеси. Завдяки появі технологій штучного інтелекту та комп'ютерного зору виникає можливість автоматизовано розв'язувати ці проблеми [10].

Попри досягнення в автоматизації складів, багато традиційних систем все ще значною мірою покладаються на ручне втручання, що призводить до помилок та затримок. Технології комп'ютерного зору та машинного навчання мають потенціал перетворити ці процеси, забезпечуючи точні та ефективні рішення для розпізнавання та класифікації продукції. Однак реалізація цих технологій має свої виклики, як-от інтеграція з існуючими системами та опір персоналу складу змінам.

Актуальність роботи обґрунтована потребою в оптимізації складських операцій, де точність інвентаризації та операційна ефективність залишаються постійними викликами.

Мета і завдання дослідження. Метою роботи є підвищення ефективності управління складськими запасами на основі інтеграції технологій комп'ютерного зору та машинного навчання, що передбачає автоматизацію процесів, зниження операційних витрат і підвищення точності інвентаризації.

Для досягнення поставленої мети потрібно виконати наступні задачі:

- провести аналіз існуючих підходів до управління складськими запасами, включаючи традиційні методи та сучасні автоматизовані рішення;
- дослідити та обґрунтувати актуальність використання технологій

комп'ютерного зору та машинного навчання у сфері управління запасами;

- розробити архітектуру системи, що включає високоякісні камери, сервери для обробки зображень, а також алгоритми машинного навчання для аналізу та обробки отриманих даних;
- застосувати методи глибинного навчання, зокрема згорткові нейронні мережі для підвищення точності розпізнавання продукції;
- провести тестування платформи у реальних складських умовах, щоб оцінити її ефективність, точність та надійність;
- виконати порівняльний аналіз результатів роботи платформи з іншими автоматизованими та традиційними методами інвентаризації.

Об'єктом дослідження є процес управління складськими запасами з використанням технологій комп'ютерного зору та машинного навчання.

Предметом дослідження є методи та алгоритми комп'ютерного зору і машинного навчання, які забезпечують автоматизацію процесів інвентаризації, підвищення точності підрахунку складських запасів і оперативність управління запасами.

Методи дослідження. У роботі використовуються такі методи досліджень: аналіз і синтез інформації – для вивчення існуючих методів управління складськими запасами та визначення вимог до автоматизованих систем інвентаризації; математичне моделювання – для формулювання та оптимізації процесів підрахунку та управління запасами за допомогою комп'ютерного зору; методи машинного навчання – для розробки та навчання моделей, що виконують автоматичне розпізнавання і підрахунок продукції; експериментальний метод – для тестування розробленої платформи у реальних умовах складу з метою оцінки її ефективності та точності; методи порівняльного аналізу – для оцінки результатів роботи платформи у порівнянні з традиційними методами управління запасами.

Наукова новизна одержаних результатів полягає в розробці підходу до автоматизації управління складськими запасами на основі інтеграції технологій комп'ютерного зору та машинного навчання. Модель машинного навчання дозволить автоматично розпізнавати, ідентифікувати та підраховувати продукцію

на складі з високою точністю, що значно знижує ймовірність помилок, пов'язаних з людським фактором.

Практичне значення отриманих результатів полягає у розробці платформи інвентаризації, що дозволяє автоматизувати процеси управління складськими запасами з використанням технологій комп'ютерного зору та машинного навчання. Завдяки автоматичному розпізнаванню та підрахунку продукції в режимі реального часу, ця платформа значно підвищує точність інвентаризації, мінімізуючи помилки, пов'язані з ручним підрахунком. Розроблена система також легко інтегрується з існуючими системами управління запасами, що сприяє швидшій адаптації та мінімізації витрат на впровадження.

Публікації та апробація КР. Результати кваліфікаційної роботи апробовані та опубліковані у матеріалах:

- міжнародної мультидисциплінарної наукової інтернет-конференції «Світ наукових досліджень» (випуск 35), 20-21 листопада 2024 р.;
- міжнародної наукової Інтернет-конференції «Інформаційне суспільство: технологічні, економічні та технічні аспекти становлення» (випуск 94), 11-12 грудня 2024 р.

Кваліфікаційна робота складається із вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ УПРАВЛІННЯ СКЛАДСЬКИМИ ЗАПАСАМИ

1.1 Обґрунтування актуальності дослідження

У сучасних умовах глобалізації та зростання масштабів торгівлі ефективне управління запасами на складах стало ключовим фактором конкурентоспроможності компаній. Виклики, що постають перед складськими системами, включають не тільки необхідність точного відстеження та своєчасного поповнення запасів, але й оптимізацію процесів для зниження витрат та підвищення продуктивності. Традиційні методи управління запасами, такі як ручний підрахунок та базові автоматизовані системи, виявилися недостатньо точними й ефективними для задоволення зростаючих потреб компаній у точності та швидкості [12].

Застосування технологій комп'ютерного зору у поєднанні з машинним навчанням відкриває нові можливості для оптимізації процесів управління запасами. Завдяки здатності автоматично ідентифікувати та рахувати продукцію в режимі реального часу, ці технології здатні знизити людський фактор, мінімізувати похибки та значно покращити ефективність операцій. Актуальність дослідження підкріплюється також значним попитом на автоматизацію та модернізацію складів, де інвентаризація залишається трудомістким та витратним процесом. Особливої уваги потребують дослідження, спрямовані на впровадження сучасних технологій для автоматизації таких завдань, як розпізнавання продукції та прогнозування потреб у поповненні запасів, що дозволить компаніям забезпечити стабільність у роботі ланцюгів постачання.

На сьогодні вчені та інженери розробили та реалізували кілька підходів до автоматизації управління запасами. Найбільш поширені серед них включають системи на основі радіочастотної ідентифікації (RFID) та штрих-кодових технологій. Ці методи значно поліпшують швидкість зчитування даних і точність інвентаризації, але вони залежать від спеціальної інфраструктури та мають обмеження у точності ідентифікації продуктів у складних складських умовах.

Наприклад, використання RFID-технологій обмежене специфічними вимогами до розташування продуктів і може потребувати значних капіталовкладень для встановлення.

В останні роки з'явилися нові підходи до автоматизації інвентаризації на основі комп'ютерного зору та машинного навчання. Зокрема, згорткові нейронні мережі (CNN) [15, 21] виявилися ефективними для задач розпізнавання зображень, таких як ідентифікація та класифікація продукції на складах. Архітектури, як-от ResNet, EfficientNet та MobileNet, стали основою для створення систем розпізнавання зображень, здатних до адаптації під різні умови освітлення, орієнтацію об'єктів та варіації в упаковці. Наприклад, EfficientNet завдяки високій точності та ефективності обробки ресурсів вважається однією з провідних архітектур для задач інвентаризації.

Проте, основні виклики, що залишаються у цій сфері, стосуються адаптивності та здатності моделей працювати у реальних складських умовах. Існуючі системи часто потребують великої кількості обчислювальних ресурсів та не завжди можуть забезпечити необхідну швидкість та точність в умовах великої різноманітності продукції. Крім того, точність розпізнавання зображень значно залежить від умов навколишнього середовища, таких як освітлення та положення продукції на полицях, що обмежує застосування цих технологій у великих складських комплексах.

З огляду на це, актуальним є подальший розвиток платформ управління запасами на основі комп'ютерного зору, які здатні адаптуватися до змінних умов та ефективно працювати з великою кількістю різнорідних товарів. Така платформа, що поєднує машинне навчання та комп'ютерний зір, зможе не лише покращити точність інвентаризації, але й забезпечити можливість проактивного управління запасами завдяки прогнозуванню потреб у поповненні, що, у свою чергу, знизить витрати, пов'язані з утриманням запасів, і підвищить загальну ефективність управління.

1.2 Аналіз відомих рішень

Аналіз відомих рішень у сфері управління складськими запасами виявляє широкий спектр технологій і методів, які відрізняються за рівнем автоматизації, точністю та операційною ефективністю. Від традиційних ручних підходів до складних систем, що використовують RFID, штрих-кодові технології, робототехніку, комп'ютерний зір і машинне навчання, кожен метод має свої переваги й обмеження.

1. Традиційні ручні методи.

Ручний підрахунок запасів є найстарішим і найпростішим методом, що використовується для контролю складських запасів. Він передбачає фізичний облік продукції персоналом і внесення даних до електронних таблиць або облікових систем вручну. Незважаючи на низьку вартість впровадження, цей підхід є дуже трудомістким, повільним і схильним до помилок, особливо при обробці великих обсягів товарів. Також важливим недоліком є обмежена точність, що може спричиняти надмірний підрахунок або недорахунок продукції, а також впливати на загальну операційну ефективність складу [1].

2. Базові автоматизовані системи з використанням штрих-кодів.

Впровадження штрих-кодів значно підвищило ефективність обліку запасів, зменшивши кількість помилок, пов'язаних із ручним введенням даних. Штрих-кодові сканери дозволяють швидше і точніше ідентифікувати товари, зменшуючи ймовірність помилок та забезпечуючи кращий облік на складі. Однак, штрих-кодові системи залежать від людського фактора: персонал повинен сканувати кожен товар вручну, що не усуває потребу в значних ресурсах, особливо для великих складів з широким асортиментом продукції. Також штрих-кодові системи не дозволяють отримати повну автоматизацію процесу і не забезпечують оновлення запасів у реальному часі, що є важливим для динамічних середовищ [5].

3. RFID-системи.

Технології радіочастотної ідентифікації (RFID) представляють наступний крок в автоматизації управління запасами. Вони дозволяють відстежувати

продукти на складі за допомогою спеціальних RFID-міток, які можуть бути зчитані на відстані, не потребуючи прямого контакту чи видимості. Це забезпечує швидке оновлення інформації про запаси та значно підвищує ефективність інвентаризації, зменшуючи час, необхідний для перевірки та підрахунку товарів. Проте впровадження RFID вимагає значних фінансових вкладень у інфраструктуру та обладнання, а також дотримання спеціальних вимог до зберігання продукції, що може бути обмеженням для деяких складів [1, 22].

4. Роботизовані системи та AGV (автоматизовані транспортні засоби).

Робототехніка і AGV стали популярними в управлінні запасами завдяки їх здатності виконувати завдання автоматизованої обробки вантажів. Роботи здатні виконувати підйомні роботи, переміщення товарів і доставку до пунктів збору, забезпечуючи швидке обслуговування складу. AGV, зазвичай керовані спеціальними програмами, можуть переміщувати товари між різними частинами складу з мінімальною участю людини, що підвищує продуктивність та знижує витрати на робочу силу. Однак такі рішення потребують значних інвестицій в обладнання, постійного обслуговування та регулярного оновлення програмного забезпечення [8].

5. Комп'ютерний зір у поєднанні з машинним навчанням.

Технології комп'ютерного зору, інтегровані з алгоритмами машинного навчання, представляють новий підхід до управління запасами, який дозволяє автоматизувати процес інвентаризації за допомогою високоякісних камер і програмного забезпечення для розпізнавання образів. Такі системи здатні автоматично ідентифікувати продукти, визначати їх кількість та місце розташування на складі, аналізуючи візуальні дані в реальному часі. Комп'ютерний зір дозволяє значно підвищити точність підрахунку товарів та мінімізувати людський фактор у процесі. Машинне навчання, у свою чергу, підвищує точність і здатність адаптуватися до змінних умов складу (наприклад, різні типи освітлення або зміни розташування товарів) [3, 19].

Цей підхід, хоча і має середньо-високу вартість впровадження, дозволяє забезпечити повну автоматизацію процесу інвентаризації і швидке оновлення

даних про запаси. Крім того, платформи на основі комп'ютерного зору можуть бути легко інтегровані з існуючими ERP-системами, що забезпечує гнучкість для компаній та дозволяє більш динамічно управляти запасами.

6. Змішані рішення: інтеграція IoT та технологій розподілених обчислень.

Інтернет речей (IoT) та технології розподілених обчислень відкривають нові можливості для управління складськими запасами, дозволяючи контролювати температуру, вологість і інші умови зберігання. Такі рішення можуть включати як RFID, так і комп'ютерний зір, що забезпечує комплексний підхід до управління складом. Це рішення також дозволяє зберігати та аналізувати великі обсяги даних про складські операції та прогнозувати потреби у запасах, використовуючи аналітику на основі машинного навчання. Проте інтеграція IoT вимагає великих капіталовкладень і складного процесу налаштування, що обмежує його доступність для менших компаній [32, 33].

Кожен із зазначених підходів до управління складськими запасами має свої переваги та недоліки. Традиційні методи є недорогими, але мало ефективними, тоді як новітні технології, такі як комп'ютерний зір і RFID, забезпечують вищу ефективність, але вимагають більших інвестицій. Комп'ютерний зір у поєднанні з машинним навчанням виявився одним з найбільш перспективних рішень, що забезпечує високу точність, динамічність і повну автоматизацію управління складом. Інтеграція таких технологій сприяє підвищенню операційної ефективності, зниженню витрат та забезпеченню більшої гнучкості для компаній, які прагнуть модернізувати свої складські операції та підвищити задоволеність клієнтів.

Для вивчення інтеграції та впливу комп'ютерного зору на управління запасами було проведено огляд відомих рішень.

Наприклад, робота [9] показала, як впровадження систем комп'ютерного зору дозволяє зменшити похибки в інвентаризації на 30% у роздрібній торгівлі. Крім того, дослідження [18] надає поглиблений аналіз того, як згорткові нейронні мережі (CNN) революціонізували можливості систем у розпізнаванні та класифікації продукції за різних умов освітлення та з різних ракурсів.

У сфері управління запасами комп'ютерний зір зарекомендував себе як допоміжна система для складів. Традиційно управління запасами спиралося на ручне введення даних, що є процесом, схильним до помилок і неефективності. Однак із появою автоматизованих систем, що використовують комп'ютерний зір для ідентифікації та підрахунку продукції, компанії спостерігали суттєве покращення точності своїх інвентаризацій [27]. Ці системи швидко розпізнають продукцію, зчитують етикетки та штрих-коди та виконують точні підрахунки, знижуючи рівень помилок людини та покращуючи операційну ефективність. Прикладні дослідження у таких секторах, як роздрібна торгівля та логістика, демонструють зниження невідповідностей в інвентаризації, оптимізацію управління простором складу та скорочення часу обробки замовлень [7, 10].

Інтеграція технологій штучного інтелекту, зокрема машинного навчання та глибинних нейронних мереж, ще більше розширила можливості комп'ютерного зору. Ці технології дозволяють системам комп'ютерного зору навчатися на великих обсягах візуальних даних, підвищуючи їхню здатність до розпізнавання різних об'єктів [25]. У контексті управління запасами системи можуть адаптуватися до нових продуктів без потреби в значному ручному програмуванні, обробляти варіації у вигляді продукції та ефективно працювати за різних умов освітлення та навколишнього середовища.

Незважаючи на переваги, впровадження комп'ютерного зору в управлінні запасами стикається з серйозними викликами. Змінність продукції – від розміру та форми до пакування – може ускладнити точне розпізнавання. Коливання освітлення та фізичні перешкоди також можуть вплинути на ефективність систем комп'ютерного зору. Крім того, інтеграція цих передових систем з існуючими інфраструктурами управління складом потребує значного часу та фінансових ресурсів. Ці виклики вимагають інноваційних рішень, таких як розробка більш гнучких та стійких алгоритмів і створення спеціалізованого обладнання, що функціонуватиме в ширшому діапазоні умов.

1.3 Теоретичні основи розв'язання задачі управління запасами

Основною проблемою, яка вирішується в даній роботі є низька ефективність та неточність управління запасами в складських умовах. Традиційні методи ручного підрахунку та базові автоматизовані системи мають значні обмеження щодо точності та операційної ефективності. Метою даної роботи є розробка платформи на основі комп'ютерного зору, яка автоматизує процес та підвищує точність підрахунку запасів і їхнього поповнення.

У роботі використано різні математичні формулювання та алгоритми для моделювання та розв'язання задачі управління запасами.

Розглянемо основні формулювання:

1. Функція розпізнавання продуктів:

$$f(x) = CNN(x, \theta) \quad (1.1)$$

де $f(x)$ – функція розпізнавання продуктів;

x – вхідне зображення;

θ – параметри моделі згорткової нейронної мережі.

2. Функція вартості запасів:

$$C = \sum_{i=1}^N (h \cdot I_i + s \cdot B_i) \quad (1.2)$$

де C – загальна вартість запасів;

N – кількість продуктів;

h – вартість утримання одиниці продукту;

I_i – рівень запасів продукту i ;

s – вартість замовлення одиниці продукту;

B_i – кількість замовлених продуктів i .

3. Функція оптимізації запасів:

$$\min_{Q_i}(h \cdot I_i + s \cdot B_i) \quad (1.3)$$

з обмеженням:

$$I_i = I_{i-1} + Q_i - D_i \quad (1.4)$$

де Q_i – кількість замовлення для продукту i ;

D_i попит на продукт i .

Ці формули інтегруються у платформу комп'ютерного зору, де алгоритм розпізнавання продуктів (на основі CNN) використовується для ідентифікації та підрахунку продуктів у режимі реального часу. Функції вартості запасів та оптимізації запасів застосовуються для управління та оптимізації рівнів запасів, забезпечуючи ефективне та точне поповнення.

1.4 Постановка задачі дослідження

У науковій літературі було виявлено прогалини, зокрема необхідність створення систем комп'ютерного зору, що можуть адаптуватися до змін продукції та умов навколишнього середовища без втрати точності чи ефективності. Крім того, відзначено нестачу досліджень щодо інтеграції цих систем із новітніми технологіями, як-от Інтернет речей (IoT), для полегшення більш автоматизованого та оперативного управління запасами в реальному часі [32]. Адаптивність та масштабованість систем комп'ютерного зору в різних складських середовищах також потребують подальших досліджень. Існуюча література недостатньо розкриває, як ці системи можуть бути узагальнені для роботи з різноманітною продукцією та в різних умовах експлуатації, що обмежує їхнє застосування у різних промислових контекстах.

Робота з розробки системи інвентаризації на основі комп'ютерного зору має на меті подолати ці недоліки шляхом впровадження методів комп'ютерного зору, відомих своєю точністю у розпізнаванні та підрахунку продукції, а також своєю

гнучкістю та здатністю до інтеграції [1]. Така система адаптується до широкого спектру продукції та умов експлуатації завдяки спеціально розробленим алгоритмам машинного навчання, що значно покращує можливість узагальнення технології комп'ютерного зору в різних сценаріях складу.

Інтеграція IoT-систем для забезпечення оновлень інвентаризації в реальному часі є значним кроком уперед в автоматизації управління запасами. Таким чином, дана робота заповнює прогалини, виявлені в літературі, і встановлює новий стандарт ефективності, точності та інтелекту в сучасних системах управління запасами [17].

Метою роботи є підвищення ефективності управління складськими запасами на основі інтеграції технологій комп'ютерного зору та машинного навчання, що передбачає автоматизацію процесів, зниження операційних витрат і підвищення точності інвентаризації.

Основна задача полягає в розробці платформи інвентаризації на основі технологій комп'ютерного зору, здатної автоматично ідентифікувати, підраховувати та моніторити запаси в реальному часі. Така платформа повинна інтегрувати високоякісні камери та сервери, використовуючи алгоритми комп'ютерного зору та машинного навчання для аналізу зображень продукції та розташування на полицях. Автоматизований підхід має не тільки мінімізувати помилки, пов'язані з ручним підрахунком, але й забезпечувати безперервне оновлення даних про запаси, що підвищить точність інвентаризації та зменшить кількість людських помилок. Крім того, платформа повинна забезпечувати обробку візуально отриманих даних для миттєвого виявлення розбіжностей у запасах, що дозволить складу реагувати на зміни швидше та точніше. Основне завдання роботи полягає у створенні інтегрованого рішення, яке б забезпечувало можливість швидкої ідентифікації проблем із запасами, полегшувало процес поповнення товарів, а також надавало менеджерам складу можливість своєчасно коригувати обсяги закупівель та оптимізувати складські операції відповідно до поточних потреб. Така платформа повинна бути легко інтегрована з існуючими системами управління запасами (IMS) та ERP-системами, забезпечуючи гнучку інтеграцію без

необхідності значних модифікацій існуючої інфраструктури. Очікується, що інтеграція комп'ютерного зору у складські операції дозволить знизити операційні витрати, оптимізувати використання складських ресурсів та підвищити задоволеність клієнтів, забезпечуючи своєчасне виконання замовлень і наявність продукції.

Розробка та впровадження надійної, ефективної та масштабованої платформи, що базується на передових технологіях комп'ютерного зору та машинного навчання дозволить змінити традиційний підхід до управління запасами, перетворивши його на високотехнологічний автоматизований процес, який стане основою для динамічного і реактивного управління запасами, що відповідає сучасним вимогам масштабованих складських операцій [45].

Висновки до розділу 1

1. Аналіз сучасних підходів до управління складськими запасами виявив значну актуальність впровадження автоматизованих технологій, що дозволяють підвищити точність інвентаризації та знизити операційні витрати. Використання комп'ютерного зору та машинного навчання в управлінні запасами дозволяє зменшити людський фактор і підвищити ефективність процесів завдяки автоматичному ідентифікуванню та підрахунку продукції в реальному часі.

2. Відомі рішення, такі як RFID, штрих-кодові системи та роботизовані засоби, демонструють суттєве покращення у швидкості обліку запасів та їх точності, проте залишаються залежними від специфічної інфраструктури або мають обмеження у точності ідентифікації у складних умовах.

3. Розвиток інтегрованих рішень на базі комп'ютерного зору з акцентом на їх адаптивність до змінних умов складських операцій є перспективним напрямом досліджень. Завдяки комплексному підходу до інвентаризації, що поєднує автоматизацію процесів і безперервне оновлення даних у режимі реального часу, такі платформи можуть забезпечити значне підвищення ефективності та зменшення витрат.

2 УПРАВЛІННЯ СКЛАДСЬКИМИ ЗАПАСАМИ НА ОСНОВІ ІНТЕГРАЦІЇ ТЕХНОЛОГІЙ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ТА МАШИННОГО НАВЧАННЯ

2.1 Архітектура платформи для управління складськими запасами

2.1.1 Апаратна архітектура платформи

Камери та сервери є основним апаратним забезпеченням для реалізації платформи. Камери, стратегічно розміщені в ключових точках складу, знімають детальні зображення інвентаризації. Вибір камер був ретельно здійснений на основі кількох критеріїв, важливих для функціональності та ефективності системи комп'ютерного зору [46].

Обрано високоякісні камери з роздільною здатністю 1080p або вище, завдяки їхній здатності розпізнавати дрібні деталі на етикетках продуктів і унікальні особливості, важливі для точного розпізнавання патернів [41]. Ці високоякісні камери забезпечують видимість та розрізнення навіть малих або щільно розташованих елементів, що є важливим для точної інвентаризації.

Камери оснащені лінзами з автоматичним фокусуванням та можливістю динамічного налаштування для підтримки різних умов освітлення [20]. Ця функція є необхідною в умовах складу, де освітлення може змінюватися від яскравих світлодіодних ламп до розсіяного природного світла. Підтримка чіткості зображення за умов коливання освітлення забезпечує постійну якість захоплення зображень, що є критично важливим для надійності системи. Додатково камери мають оптичний зум, що є необхідним для врахування різноманітності розмірів і форм продукції на складі. Оптичний зум дозволяє динамічно налаштовуватися під час роботи, надаючи гнучкість і забезпечуючи, що продукція на різних відстанях знімається з достатньою деталізацією.

Для стратегічного розміщення камери встановлено в ключових точках, таких як зони прийому, зберігання та відправлення. Ця стратегія розміщення була розроблена після ретельного аналізу робочого потоку складу. Основні області, де зосереджений потік продукції та де видимість є вирішальною для ефективного відстеження інвентаризації, були визначені як оптимальні точки для встановлення

камер [8]. Це стратегічне розміщення забезпечує всебічний моніторинг руху продукції – від моменту надходження до виходу, підвищуючи загальну ефективність системи управління запасами.

Рисунок 2.1 ілюструє типовий план розташування камер на складі, що демонструє, як всі ключові зони охоплені для забезпечення повної видимості запасів.



Рисунок 2.1 – Апаратна архітектура платформи

Для обробки значного обсягу обчислень, пов'язаного з обробкою візуальних даних, зібраних камерами, використовуються сервери з багатоядерними процесорами та високопродуктивними відеокартами. Відеокарти були спеціально обрані за здатність прискорювати паралельні обчислювальні операції, що є необхідним для швидкої обробки зображень і виконання алгоритмів машинного навчання в реальному часі [46].

Для забезпечення стійкості системи та точності даних у апаратній архітектурі впроваджено механізми відмовостійкості. Резервні сервери та камери налаштовані для підтримки можливості автоматичного переключення у разі збою обладнання або зовнішнього порушення. Цей резерв створено за допомогою кластерної серверної архітектури, де кожен сервер працює в синхронізації зі своїми колегами,

використовуючи технології дзеркального відображення даних у реальному часі, що забезпечує реплікацію всіх оброблених даних на кілька вузлів. Ця архітектура захищає від втрати даних та сприяє безперервній обробці даних, зберігаючи цілісність та неперервність відстеження запасів.

Окрім фізичної резервної копії обладнання, наша система використовує техніку віртуалізації для створення ізольованих середовищ для кожного критично важливого компонента конвеєра обробки даних. Ці віртуальні машини (ВМ) управляються гіпервізором, який динамічно розподіляє ресурси залежно від поточного навантаження та операційних потреб. У разі збою ВМ гіпервізор миттєво розгортає заміну з мінімальним простоєм, використовуючи функції створення знімків і відкату для відновлення ВМ до останнього стабільного стану перед збоєм.

У систему також інтегровані алгоритми виявлення помилок для ідентифікації та виправлення неточностей у даних у режимі реального часу. Ці алгоритми базуються на передових моделях машинного навчання, навчених розпізнавати патерни, що вказують на поширені аномалії даних, такі як раптове зниження якості зображення або розбіжності у підрахунках запасів, що можуть виникнути через збої сенсорів або зовнішнє втручання. Після виявлення аномалії система активує серію автоматизованих протоколів: спочатку ізолює уражений потік даних, щоб запобігти поширенню помилки, а потім ініціює діагностичну процедуру для визначення джерела аномалії.

Наприклад, якщо помилка виявлена як тимчасова несправність обладнання, як-от перешкода на об'єктиві або тимчасова втрата з'єднання, система автоматично коригує роботу камери або перезавантажує мережеве з'єднання. У випадку складніших проблем система надсилає повідомлення команді технічного обслуговування з детальними діагностичними даними для швидкого розв'язання проблеми. Такий проактивний підхід мінімізує час простою та забезпечує точність і надійність відстеження запасів у різних операційних умовах.

Архітектура системи базується на централізованій серверній конфігурації, де всі зібрані візуальні дані передаються до центру обробки даних. Тут проводиться

аналіз зображень у реальному часі для точного визначення та підрахунку товарів на складі. Централізована архітектура забезпечує ефективну масштабованість: додаткові сервери або оновлення GPU можуть бути впроваджені для обробки зростаючих обсягів даних відповідно до потреб системи.

2.1.2 Програмне забезпечення та алгоритми

Програмне забезпечення платформи включає передові алгоритми комп'ютерного зору та машинного навчання, розроблені для обробки, аналізу та інтерпретації зображень, знятих камерами. Воно обробляє та аналізує зображення, точно ідентифікуючи продукцію. Спершу застосовуються техніки обробки зображень, як-от налаштування контрасту, яскравості, а також усунення спотворень або шуму для покращення якості зображення. Це забезпечує, що зображення є чіткими та придатними для точної ідентифікації продукції навіть за несприятливих умов освітлення [2]. Використовуючи CNN-мережі, програмне забезпечення здійснює розпізнавання шаблонів для ідентифікації конкретних продуктів. Ці CNN були натреновані на великому наборі маркованих зображень продукції, що дозволяє системі розпізнавати широкий спектр товарів, адаптуватися до варіацій їх представлення та долати труднощі, зумовлені зміною умов навколишнього середовища [4].

Вибір TensorFlow та PyTorch як фреймворків для нашої платформи був обумовлений їхніми конкретними перевагами в реалізації глибинних моделей, адаптованих до наших потреб. TensorFlow головним чином використовувався для розробки та навчання CNN-моделей, що формують основу системи розпізнавання продукції. Його можливості ефективної обробки великих обсягів даних з прискоренням через GPU виявилися вирішальними для управління інтенсивним навчанням, необхідним для вдосконалення CNN. Крім того, широкі інструменти та функції TensorFlow для глибинного навчання дозволили нам точно оптимізувати наші моделі.

PyTorch, завдяки своїй динамічній графічній структурі та зручному інтерфейсу, був важливим на етапі експериментів. Він дозволив гнучко

налаштовувати моделі та здійснювати модифікації в реальному часі під час розробки. Ця гнучкість була вирішальною для дослідження інноваційних архітектур нейронних мереж та вдосконалення моделей на основі зворотного зв'язку, отриманого з тестових етапів. Можливість швидкого прототипування та коригування моделей за допомогою PyTorch значно скоротила наші цикли розробки та розширила інноваційний потенціал нашого рішення.

Інтеграція TensorFlow та PyTorch забезпечила комплексне середовище, яке підтримує надійне розгортання та гнучку експериментальну розробку. Такий підхід дозволив нашій платформі базуватися на надійній, масштабованій технології та залишатися адаптованою до нових наукових відкриттів і технологічних досягнень у сфері машинного навчання.

Під час навчання використовувалися вдосконалені інструменти оптимізації TensorFlow, як-от алгоритми градієнтного спуску, для точного налаштування параметрів мережі, покращуючи процес навчання та забезпечуючи оптимальну продуктивність моделі. Були застосовані техніки регуляризації, як-от dropout і нормалізація пакету, для покращення узагальнення моделей та уникнення перенавчання. Крім того, можливості PyTorch у трансферному навчанні дозволили використовувати попередньо навчені моделі, які були адаптовані під наш конкретний контекст, значно скоротивши час розробки та покращивши точність моделі за рахунок включення вивчених ознак із ширших наборів даних.

Поєднання TensorFlow для структурованого навчання та розгортання моделей поряд з PyTorch для гнучких експериментів і швидкого прототипування сформувало потужний інструментарій, який максимізував ефективність розробки та точність моделі. Цей стратегічний вибір фреймворків підтримав нашу мету розробки високоточних і адаптованих систем комп'ютерного зору для управління запасами.

Постійне навчання на нових зображеннях гарантує, що система залишається актуальною та здатною розпізнавати нові продукти, введені до інвентаризації. Ця здатність до навчання та адаптації мінімізує необхідність ручного втручання, роблячи систему все більш інтелектуальною та ефективною. Програмне

забезпечення інтегрує модулі предиктивної аналітики для прогнозування потреб у поповненні запасів та аналізу історичних тенденцій і моделей споживання [40]. Це дозволяє проактивно керувати запасами, забезпечуючи оптимальні рівні запасів і знижуючи ризик надлишків чи дефіциту.

Для валідації та безперервного вдосконалення продуктивності наших моделей ми провели ретельне тестування та оптимізацію в середовищах TensorFlow та PyTorch. Ітеративне тестування та цикли зворотного зв'язку, що надаються динамічною архітектурою PyTorch, дозволили нам постійно вдосконалювати наші моделі. Цей постійний процес покращення є критичним для підтримки точності та ефективності системи в умовах нових викликів та змін у робочому середовищі.

Щоб визначити переваги та трансформаційний вплив нашого рішення для управління запасами на основі комп'ютерного зору в порівнянні з традиційними альтернативами, важливо безпосередньо порівняти його характеристики та переваги. Таблиця 2.1 підкреслює покращення в точності, ефективності та адаптивності, які пропонує наша платформа, та потребу в еволюції до більш інтелектуальних та автоматизованих систем в управлінні запасами. Це розробка відповідає зростаючому попиту на більш гнучкі та точні логістичні операції, здатні швидко адаптуватися до змінних ринкових динамік та очікувань споживачів [38]. Надаючи детальний аналіз того, як наше рішення перевершує існуючі методології, ми прагнемо продемонструвати додану вартість та інноваційність, яку ми привносимо в управління ланцюгом постачання, тим самим обґрунтовуючи розробку цієї передової технологічної платформи.

Крім того, рішення використовувати TensorFlow та PyTorch було підтверджене завдяки ретельним оцінкам продуктивності. Для оцінки ефективності моделей у реальних умовах використовувалися детальні метрики, такі як точність, чутливість та F1-міра. Ці оцінки показали значне покращення точності та ефективності, підтвердивши, що наш вибір TensorFlow для надійних, масштабованих додатків і PyTorch для гнучкого, швидкого прототипування був обґрунтованим.

Таблиця 2.1 – Порівняння характеристик між запропонованою платформою та існуючими рішеннями для управління запасами

Характеристика	Запропонована платформа	Існуючі рішення
Точність ідентифікації	Висока точність завдяки передовим CNN	Змінна точність залежно від методу
Адаптивність	Навчається та адаптується до нових продуктів	Вимагає ручних оновлень
Проактивне управління запасами	Інтегрована предиктивна аналітика	Переважно реактивне
Зменшення помилок в інвентаризації	Значне зниження помилок	Часті помилки при ручному підрахунку
Операційна ефективність	Помітне покращення завдяки автоматизації	Залежить від ручних процесів
Інтеграція з існуючими системами	Легка інтеграція з гнучкими API	Складна та дорога інтеграція

Процес навчання CNN використовує великий маркований набір даних зображень продукції, знятих за різних умов освітлення та презентації. Під час навчання CNN налаштовує внутрішні параметри для мінімізації різниці між передбаченнями моделі та маркерами продукту. Це налаштування виконується за допомогою оптимізаційних алгоритмів, таких як стохастичний градієнтний спуск, що дозволяє CNN досягти оптимального рішення. Крім того, платформа використовує безперервне навчання, при якому CNN регулярно оновлюються новими даними, дозволяючи системі адаптуватися до змін у запасах та покращувати продуктивність з часом. Здатність CNN обробляти варіації у представленні продуктів та умовах освітлення також сприяє підвищенню точності та надійності в динамічному складському середовищі. Завдяки інтеграції можливостей CNN платформа виконує завдання розпізнавання та класифікації продукції з набагато вищою точністю порівняно з традиційними методами, що знижує помилки інвентаризації та оптимізує операції на складі, забезпечуючи актуальні дані для проактивного управління запасами.

2.1.3 Інтеграція системи з існуючими системами управління запасами

Інтеграція системи з існуючими системами управління запасами (IMS) є важливою для забезпечення плавного оновлення даних у реальному часі. Ця інтеграція дозволяє автоматично відображати інформацію, оброблену платформою, в IMS, що полегшує прийняття рішень на основі актуальних та точних даних. Крім того, платформа має зручні інтерфейси користувача, які дозволяють операторам складу та управлінському персоналу переглядати дані інвентаризації, відстежувати їх та створювати індивідуальні звіти.

2.1.3.1 Технічна інтеграція з існуючими системами

Платформа розроблена для безперебійної інтеграції з існуючими IMS через сучасні гнучкі інтерфейси програмування додатків (API). Ці API дозволяють двосторонню комунікацію між нашою платформою та IMS, що забезпечує оновлення даних про запаси в реальному часі [37]. Для API використовуються стандартні промислові протоколи, такі як REST, що гарантує ефективну та безпечну інтеграцію, сумісність та легкість обслуговування.

З технічної точки зору інтеграція відбувається у кілька етапів:

1. Картографування даних. Зіставляємо дані, отримані нашою платформою, з існуючими форматами даних у IMS, що гарантує правильну передачу всієї необхідної інформації (ідентифікатори продукту, кількість, розташування).
2. Синхронізація в реальному часі. Встановлено механізми синхронізації в реальному часі, щоб будь-яка зміна, яку фіксує наша платформа, негайно відображалася в IMS, включаючи нові надходження, оновлення місцезнаходження продукції та попередження про низький рівень запасів.
3. Аутентифікація та безпека. Реалізовані надійні системи аутентифікації та шифрування для захисту комунікації між нашою платформою та IMS, що забезпечує безпечне оброблення конфіденційних даних.

2.1.3.2 Функціональність та автоматизація

Функціональність нашої платформи охоплює кілька ключових аспектів управління запасами, значно покращуючи операційну ефективність та точність інвентаризації:

1. Автоматичне виявлення продуктів. Платформа автоматично ідентифікує продукцію за допомогою передових алгоритмів комп'ютерного зору, знижуючи потребу у ручному скануванні та мінімізуючи помилки.

2. Точний підрахунок запасів. Здатність точно рахувати продукцію на складі, навіть у щільно заповнених середовищах, усуває розбіжності в інвентаризації та покращує планування ресурсів.

3. Прогнозна аналітика для поповнення запасів. Платформа може прогнозувати потреби в поповненні запасів на основі тенденцій споживання та історичних даних, що полегшує проактивне управління запасами.

4. Попередження про розбіжності та рівні запасів. Автоматичні попередження генеруються, якщо виявлено розбіжності або критичні рівні запасів, що дозволяє швидко реагувати, запобігаючи нестачі або надлишкам продукції.

Поєднання цих можливостей інтеграції та функціональності робить платформу ефективним і повним рішенням для управління запасами. Автоматизуючи критичні процеси та надаючи точні, актуальні дані в реальному часі, компанії можуть оптимізувати свої складські операції, підвищувати задоволеність клієнтів і досягати вищої операційної ефективності [28].

2.2 Вибір та підготовка даних

Ефективність будь-якої системи комп'ютерного зору значною мірою залежить від якості та різноманітності даних, що використовуються для навчання моделей машинного навчання. У платформі для управління запасами особливий акцент був зроблений на вибір та підготовку всебічного набору даних, який точно відображає різноманітність продукції, що наявна в складських умовах. Цей процес включає кілька ключових етапів, кожен з яких був ретельно розроблений для

забезпечення того, щоб розроблені моделі були надійними, точними та здатними ефективно працювати в реальних умовах [36].

Збір даних розпочався із захоплення високоякісних зображень продукції на складі, використовуючи стратегічно розміщені камери комп'ютерного зору [35]. Процес тривав кілька місяців, щоб охопити різні умови освітлення та конфігурації зберігання. Було зібрано близько 500 000 зображень, що охоплюють понад 10 000 різних артикулів (SKU), що забезпечило повне відображення різноманітності продукції. Зображення знімалися за різних умов, зокрема за природного та штучного освітлення, а також їх комбінацій, щоб відобразити варіації, що присутні в реальних складських операціях.

Кожне зображення маркувалося за допомогою напіваавтоматичних алгоритмів навчання. Цей процес поєднував невеликий початковий набір зображень з ручним маркуванням з автоматизованим процесом, який поширював маркування на решту набору даних. Це забезпечило, що мітки були послідовними та точними по всьому набору даних. Зображення зберігалися у високоякісних форматах (JPEG та PNG) для збереження деталей, необхідних для розпізнавання продукції.

Автоматизований підхід до маркування даних був використаний для кожного зібраного зображення з використанням алгоритмів напівконтрольованого навчання. Цей метод поєднує невеликий початковий набір зображень, ретельно маркованих спеціалістами, з автоматизованим процесом, який використовує ці приклади як еталон для маркування решти набору даних [26]. Алгоритми напівконтрольованого навчання здатні розпізнавати подібні патерни та ознаки в немаркованих зображеннях і призначати відповідні мітки з високою точністю.

Процес розпочався з вибору еталонного набору приблизно з 10 000 зображень, що представляють широкий спектр продукції, які були вручну марковані для використання як початкові приклади для навчання. Ці приклади навчили алгоритм автоматично ідентифікувати та маркувати решту 490 000 зображень, що суттєво прискорило процес маркування та забезпечило узгодженість міток по всьому набору даних [23].

Для перевірки точності автоматичного маркування було реалізовано систему верифікації, де спеціалісти перевіряли випадкову вибірку автоматично маркованих зображень. Цей етап забезпечив відповідність якості маркування стандартам, необхідним для практичного навчання моделей машинного навчання. Крім того, була використана стратифікована техніка перехресної перевірки, щоб гарантувати адекватне представлення всіх категорій продукції у вибірках для перевірки. Це дозволило виявляти та виправляти можливі перекоси в автоматичному маркуванні. Така ретельна верифікація гарантувала, що моделі навчалися на даних, які точно відображають різноманітність складського середовища, мінімізуючи помилки класифікації та покращуючи загальну точність системи. Ця стратегія оптимізувала ефективність процесу маркування та гарантувала різноманітність і представницькість даних, необхідних для навчання надійних і точних моделей. Поєднання людської експертизи з обчислювальною потужністю алгоритмів дозволило підготувати високоякісний набір даних у масштабі, необхідному для розв'язання завдань розпізнавання та підрахунку продукції у складних складських умовах.

Зібрані зображення зберігалися у високоякісних форматах (JPEG і PNG) для збереження необхідних для розпізнавання деталей. Перед навчанням зображення піддавалися попередній обробці, включаючи нормалізацію розміру, корекцію кольорів та налаштування яскравості й контрасту [11]. Цей етап є важливим для зменшення неактуальних варіацій на зображеннях і дозволяє моделям зосередитися на відмінних ознаках продукції.

Для обробки варіацій якості зображень було реалізовано кілька передових методів обробки зображень. До них належать автоматичні налаштування контрасту та яскравості для нормалізації зображень, отриманих за різних умов освітлення, та фільтри зниження шуму для покращення чіткості зображень і зменшення спотворень. Крім того, алгоритми геометричної корекції використовувалися для виправлення можливих деформацій зображень через положення камер. Були розроблені спеціальні скрипти, які динамічно налаштовували параметри попередньої обробки залежно від особливостей кожного зображення, що

оптимізувало якість даних для навчання. Ці методи дозволили системі зберігати високу точність у розпізнаванні продукції навіть за умов, коли освітлення не є оптимальним.

Щоб гарантувати, що моделі машинного навчання можуть добре узагальнювати різні продукти та умови, особлива увага приділялася забезпеченню різноманітності та представницькості набору даних. Це включало продукти в різних орієнтаціях, упаковках та за різних умов освітлення. Крім того, збиралися зображення пошкоджених продуктів або частково закритих упаковок, щоб навчити моделі розпізнавати продукцію в умовах, що не є ідеальними [33]. До набору даних також були включені продукти різних категорій, таких як різні розміри, кольори та форми, що забезпечило надійність навчання моделей для широкого спектра варіацій інвентарних товарів. Крім того, під час навчання було реалізовано балансування класів для забезпечення адекватного представлення недостатньо представлених категорій у навчальному наборі даних. Це запобігало перенавчанню на більш поширених категоріях і покращувало здатність моделей обробляти різноманітні продукти, забезпечуючи точність і стійкість до варіативності, притаманної реальним складським умовам.

2.3 Розробка моделі машинного навчання

Основою запропонованої платформи комп'ютерного зору для управління запасами є модель машинного навчання, що гарантує надійність і точність. Процес розробки цієї моделі включає кілька фаз: від вибору типу моделі до її навчання, валідації та оптимізації.

Інтеграція машинного навчання з технологіями комп'ютерного зору значно покращила продуктивність системи управління запасами. Використовуючи технології машинного навчання, такої як згорткові нейронні мережі (CNN), система може навчатися та адаптуватися до нових варіацій вхідних даних, постійно покращуючи свою точність. CNN-моделі були натреновані на великому маркованому наборі даних зображень продукції, що дозволяє системі розпізнавати

різні товари та адаптуватися до варіацій у представленні та умовах навколишнього середовища. Під час реалізації платформи було вдосконалено кілька алгоритмів для подолання технічних викликів, наприклад, оптимізовано алгоритми виявлення країв і розпізнавання шаблонів для покращення точності розпізнавання продукції за різних умов освітлення. Також були впроваджені передові техніки обробки зображень, як-от адаптивні фільтри, щоб покращити якість зображення та зменшити вплив тіней і відблисків. Ці вдосконалення дозволили платформі підтримувати високу продуктивність та точність у динамічних умовах складу.

Було оцінено різні архітектури нейронних мереж для вибору найбільш підходящої моделі, кожна з яких має свої переваги у задачах розпізнавання зображень. Було порівняно класичні моделі, такі як AlexNet і VGG16, глибші моделі, як-от ResNet, і новіші та ефективніші архітектури, як-от EfficientNet та MobileNet [29].

Таблиця 2.2 демонструє сильні сторони та обмеження кожної моделі для задачі розпізнавання зображень в управлінні запасами.

Таблиця 2.2 – Порівняльний аналіз архітектур нейронних мереж для розпізнавання зображень

Критерій оцінки	AlexNet	VGG16	ResNet	EfficientNet	MobileNet
Глибина мережі	8 шарів	16–19 шарів	50–152 шарів	Масштабована	Змінна
Загальна кількість параметрів	60М	138М	Від 25М	Від 5.3М	Від 4.2М
Продуктивність в ImageNet	57.4%	71.5%	До 78.5%	До 84.4%	До 74.7%
Швидкість інференції	Висока	Середня	Середня	Висока	Висока
Використання пам'яті	Середнє	Високе	Середнє	Низьке	Низьке
Здатність до узагальнення	Низька	Середня	Висока	Дуже висока	Висока

Дані показують, що хоча AlexNet забезпечує високу швидкість інференції та помірне використання пам'яті, його здатність до узагальнення та точність є відносно низькими. VGG16, з іншого боку, підвищує точність, але вимагає більшої

кількості параметрів та пам'яті, що може бути проблемою для операційної ефективності.

Завдяки більшій глибині та високій здатності до узагальнення, ResNet є привабливим варіантом, особливо у варіантах, що балансують глибину та кількість параметрів. Проте в управлінні запасами, де швидкість інференції є критичною для обробки в реальному часі, новіші архітектури, такі як EfficientNet та MobileNet, стають дуже корисними. EfficientNet забезпечує високу масштабованість і точність, що робить його ідеальним кандидатом для завдань, які вимагають дуже точного розпізнавання зображень [42].

Оскільки платформа управління запасами повинна збалансовувати точність, швидкість та ефективність, ідеальною архітектурою була б та, яка може швидко обробляти великі обсяги зображень, підтримуючи високу точність та мінімізуючи витрати обчислювальних ресурсів [39]. Зважаючи на ці критерії, EfficientNet представлено як провідну архітектуру через її високу продуктивність та масштабованість, що дозволяє регулювати складність моделі відповідно до апаратних обмежень та вимог швидкості обробки. Крім того, її видатна здатність до узагальнення є критичною для роботи з різними продуктами та змінними умовами освітлення, характерними для складського середовища [24]. Таким чином, EfficientNet визначено як найперспективнішу архітектуру для розробки рішення для розпізнавання продукції.

Після аналізу було прийнято рішення продовжити розробку на основі архітектури EfficientNet, відомої своєю збалансованістю між точністю та ефективністю.

Структура обраної нейронної мережі зображена на рисунку 2.2.

Ця схема показує типове розташування шарів, які складають сучасну нейронну мережу: вхідний шар, кілька прихованих шарів та вихідний шар. Кожен шар складається з вузлів або нейронів, з'єднаних вагами (w), які налаштовуються під час навчання. Вхідна інформація (x) проходить через мережу, трансформуючись у кожному прихованому шарі за допомогою комбінації ваг і активаційних функцій, доки не досягне вихідного шару, де отримується результат

моделі ($\hat{y}$).

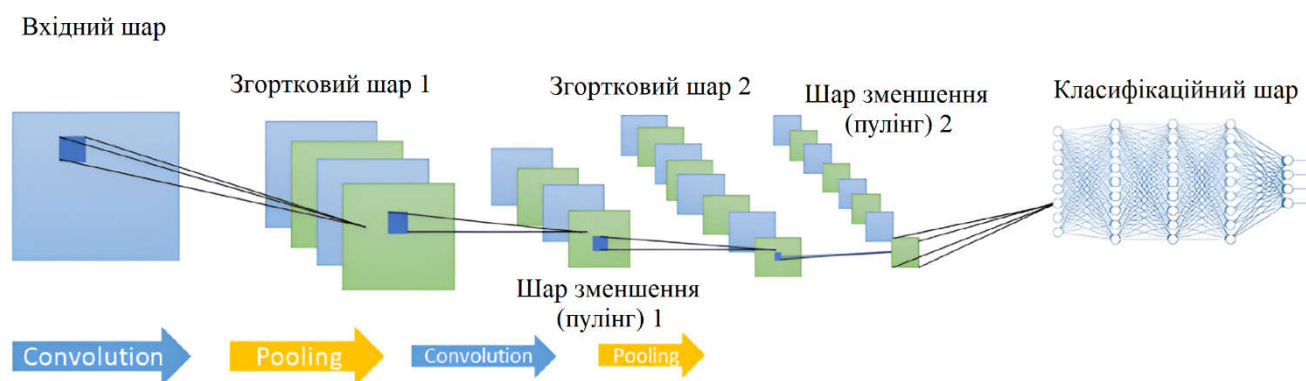


Рисунок 2.2 – Архітектура згорткової нейронної мережі

Прихований шар, представлений жовтими вузлами, є місцем, де вивчаються та комбінуються основні ознаки. Параметри цих вузлів, включаючи ваги та зміщення (b), налаштовуються під час процесу навчання, щоб мінімізувати різницю між виходами мережі та фактичними цільовими значеннями (y), що є процесом, відомим як зворотне поширення помилки. Для системи вибрана мережа, подібна до EfficientNet, буде навчена на високоякісних зображеннях продукції, що зберігається, використовуючи комбінацію анотованих даних та технік напівавтоматичного навчання. Це дозволяє мережі спеціалізуватися на розпізнаванні широкого спектра продукції за різних умов освітлення та орієнтації, що є важливим для надійної та стабільної системи управління запасами.

AlexNet, одна з піонерних архітектур CNN, відома своєю здатністю досягати високої швидкості інференції та помірного використання пам'яті. Ця модель запровадила концепцію використання активаційних функцій ReLU та шарів випадкового вимикання (dropout) для зменшення перенавчання. Однак, попри інноваційність, загальна здатність AlexNet до узагальнення та точність є відносно низькими у порівнянні з новішими архітектурами, що обмежує її ефективність у складніших завданнях.

VGG16 усуває обмеження AlexNet завдяки більш глибокій мережі з 16 шарами. Вона використовує дрібні (3×3) згорткові фільтри по всій мережі, що

значно підвищує точність. Однак це призводить до значного збільшення кількості параметрів і використання пам'яті, що робить її менш ефективною для великомасштабних застосувань без відповідних обчислювальних ресурсів.

ResNet, або резидуальні мережі, революціонізувала архітектуру CNN завдяки введенню резидуальних блоків, які дозволяють мережі навчати набагато глибші моделі без проблеми згасаючого градієнта. Ці блоки дозволяють мережі навчати залишкові функції щодо вхідних шарів, значно покращуючи точність. Здатність ResNet навчати глибокі мережі при збереженні високої продуктивності робить її популярним вибором для багатьох завдань розпізнавання зображень.

EfficientNet використовує метод складового масштабування, який рівномірно масштабує глибину, ширину та роздільну здатність мережі за допомогою набору фіксованих коефіцієнтів масштабування. Такий збалансований підхід дозволяє EfficientNet досягати високої точності з винятковою ефективністю з точки зору обчислювальних ресурсів. Архітектура EfficientNet особливо корисна у сценаріях, де критично важливі точність та ефективність, наприклад, у задачах великомасштабної класифікації зображень у складських умовах.

MobileNet розроблено для застосувань, що вимагають низької обчислювальної потужності, таких як мобільні та вбудовані програми комп'ютерного зору. Використовуючи глибинно-сепарабельні згортки, MobileNet значно зменшує кількість параметрів та обчислювальне навантаження, зберігаючи при цьому помірну точність. Це робить її ідеальною для реальних застосувань на пристроях з обмеженими ресурсами, де потрібна швидка та ефективна обробка.

Кожна з цих архітектур значно вплинула на еволюцію CNN, а їхні характеристики сприяли розробці мережі на основі EfficientNet, обраної для нашої системи управління запасами. Ретельне навчання цієї мережі на різноманітному наборі високоякісних зображень продукції забезпечує її надійність у розпізнаванні широкого спектру товарів у змінних умовах, що є критично важливим для успішної автоматизованої системи управління запасами.

Оптимізація цієї мережі спрямована на покращення точності розпізнавання продукції, зберігаючи при цьому обчислювальну ефективність. Це забезпечує

можливість розгортання системи в реальних складських умовах з обмеженими апаратними ресурсами. Завдяки обширному тестуванню та ітеративному налаштуванню ми вдосконалюємо модель для задоволення вимог до експлуатації та продуктивності платформи управління запасами.

Методологія навчання та валідації розробленої моделі машинного навчання забезпечує ефективність і надійність системи розпізнавання продукції на нашій платформі управління запасами. Після визначення оптимальної архітектури нейронної мережі наступним етапом є налаштування та валідація цієї моделі для забезпечення оптимальної продуктивності в експлуатаційному середовищі [14]. Початок включає модель з контрольованим навчанням, де маркований набір зображень є основою для навчання. Цей набір є значним за обсягом і різноманітністю, що відображає різноманітність продукції та умови середовища складу.

Для перевірки здатності моделі до узагальнення було впроваджено техніку перехресної перевірки. Цей метод включає поділ набору даних на кілька піднаборів і їх по чергове використання для навчання та перевірки моделі [13]. Ця практика дозволяє виявити та запобігти перенавчанню, забезпечуючи ефективне застосування нашої моделі до нових даних.

Гіперпараметри моделі, такі як швидкість навчання, кількість шарів і кількість нейронів у кожному шарі, значно впливають на здатність моделі навчатися на даних. Для їх налаштування використовується ітеративний та тестовий підхід:

1. Grid Search і Random Search. Спочатку застосовуємо методи пошуку по сітці (grid search) та випадкового пошуку (random search) для дослідження простору гіперпараметрів і знаходження попередньої комбінації, що забезпечує перспективну продуктивність.

2. Байєсова оптимізація. Після встановлення прийнятної діапазону гіперпараметрів використовуємо байєсову оптимізацію для точного налаштування цих значень. Ця техніка використовує ймовірнісні моделі для прогнозування продуктивності гіперпараметрів і вибору наступного набору параметрів для

тестування, оптимізуючи процес.

3. Раннє завершення. Для уникнення перенавчання під час навчання ми застосовуємо техніку раннього завершення, яка зупиняє процес навчання, коли виявлено, що помилка на перевірці починає зростати, що вказує на те, що модель може починати запам'ятовувати навчальні дані замість навчання на них.

Для підвищення стійкості моделі до варіацій зображень продукції використовуються техніки збільшення даних, як-от масштабування, обертання та варіації освітлення. Ці техніки збагачують навчальний набір, створюючи реалістичні трансформації наявних зображень, допомагаючи моделі навчитися розпізнавати продукти в ширшому спектрі умов.

Збільшення даних включає геометричні та фотометричні трансформації, зокрема:

1. Випадкові обертання та віддзеркалення зображень для моделювання різних орієнтацій продукції.
2. Масштабування та кадрування для відображення варіацій у розмірах продукту та позиції в полі зору камери.
3. Налаштування освітлення та контрасту для моделювання коливань умов освітлення на складі.

Трансформації генеруються динамічно під час навчання, що дозволяє кожне зображення розширювати до набору варіацій, ефективно збільшуючи дані навчання та представляючи моделі ширший спектр ситуацій для навчання [34]. Окрім збільшення даних, використовується підхід трансферного навчання, де моделі, попередньо навчені на великих та різноманітних наборах даних, таких як ImageNet, використовуються як початковий етап для нашого навчання. Це дозволяє скористатися ознаками низького та середнього рівня, отриманими в інших візуальних контекстах, прискорюючи процес навчання та покращуючи здатність моделі до узагальнення з самого початку.

Висновки до розділу 2

1. Розроблено платформу комп'ютерного зору для управління запасами, що здатна автоматично розпізнавати та обліковувати продукцію в реальному часі. Запровадження такої платформи знижує залежність від ручної праці, зменшує помилки, пов'язані з людським фактором, та підвищує загальну точність інвентаризації. Використання технологій комп'ютерного зору та машинного навчання дозволяє автоматизувати важливі процеси в управлінні запасами.

2. Розроблена система використовує CNN-моделі для розпізнавання продукції та ефективно працює в умовах різноманітності товарів та зміни освітлення. Завдяки використанню архітектури EfficientNet платформа забезпечує високу продуктивність із мінімальними витратами обчислювальних ресурсів. Використання технік збільшення даних дозволяє моделі пристосовуватись до різних умов, що робить систему більш надійною.

3. Інтеграція платформи з наявними системами управління запасами через API забезпечує автоматичне оновлення даних про запаси в реальному часі. Така інтеграція дозволяє системі безперервно відстежувати зміни в кількості продукції та оперативно оновлювати інформацію. Це допомагає забезпечити постійну точність даних і сприяє швидкому виявленню можливих нестач або надлишків. Впровадження проактивного управління запасами підвищує загальну ефективність складу та сприяє задоволенню потреб клієнтів.

3 РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПОРІВНЯННЯ З ВІДОМИМИ РІШЕННЯМИ

3.1 Постановка експериментів

Широкомасштабне тестування та валідація в реальних умовах складу є надзвичайно важливими для забезпечення надійності та ефективності нашого рішення для управління запасами на основі комп'ютерного зору. Цей процес оцінює точність системи у розпізнаванні та підрахунку продукції, а також її здатність до інтеграції та роботи в синергії з існуючими операціями.

Тестування проводиться поетапно, починаючи з пілотного тестування в контрольованому середовищі, що імітує реальні умови складу. Вибирається репрезентативний асортимент продукції з різними фізичними характеристиками, імітуються різні умови зберігання та освітлення [19]. Під час цих тестів спостерігається здатність системи точно виявляти та розпізнавати кожен продукт за різних умов експлуатації.

Після цього платформа розгортається у реальному складі, де проводиться тестування в живих умовах. Система моніториться протягом усього робочого періоду, особлива увага приділяється піковим періодам активності, таким як процеси прийому та відправлення товарів [5]. Для кількісної оцінки точності системи та зменшення кількості помилок використовуються стандартні метрики оцінки алгоритмів класифікації:

1. Точність (Precision). Ця метрика вимірює співвідношення між правильними розпізнаваннями продукції (істинні позитиви) та всіма розпізнаваннями (істинні та хибні позитиви).

2. Повнота (Recall). Також відома як істинна позитивна частота, ця метрика оцінює здатність системи знаходити всі релевантні зразки продукції на складі.

3. F1-міра (F1-Score). Це гармонійне середнє між точністю та повнотою, яке дає загальну оцінку точності та надійності системи. Воно корисне для балансування між точністю та чутливістю.

Ці метрики є критичними для розуміння ефективності системи в робочих умовах. Точність безпосередньо пов'язана зі зменшенням помилок перевищення підрахунку, тоді як чутливість (повнота) – із зниженням помилок недорахування. F1-міра забезпечує загальний показник ефективності системи, дозволяючи порівнювати результати тестів у різних конфігураціях.

Процес безперервної валідації дозволяє системі адаптуватися та еволюціонувати у відповідь на зміни в середовищі складу, такі як нові схеми розміщення продукції, сезонні варіації запасів або зміни в освітленні та фізичному просторі. Зворотній зв'язок, який включає дані операцій та відгуки користувачів, дозволяє підтримувати ефективність системи. Ця інформація використовується для коригування моделі машинного навчання та вдосконалення методів обробки зображень і розпізнавання патернів. Оновлення моделей і вдосконалення впроваджуються під контролем, щоб уникнути збоїв у роботі складу. На додаток до налаштувань моделей, процес безперервної валідації включає регулярне технічне обслуговування апаратного забезпечення та перекалібрування камер для забезпечення відповідності зображень оптимальним характеристикам. Періодичні перевірки точності інвентаризації шляхом порівняння фізичних підрахунків з даними, зареєстрованими системою, надають об'єктивну оцінку продуктивності системи.

Ті ж самі метрики точності, повноти та F1-міри застосовуються під час регулярних операцій для оцінки точності та надійності моделі на постійній основі. Якщо виявляється зниження продуктивності, модель аналізується для виявлення та корекції проблем, таких як налаштування гіперпараметрів або перенавчання на більш актуальних даних. Безперервна валідація забезпечує, що платформа залишається актуальною з найкращими практиками комп'ютерного зору та відповідає практичним вимогам управління запасами. У результаті платформа стає не лише надійним інструментом підрахунку та управління запасами, але й системою, яка покращується з часом, забезпечуючи довгострокову цінність та адаптивність в умовах постійно змінюваного бізнес-середовища.

Нейромережева модель реалізована з використанням архітектури

EfficientNet, яка добре підходить для точного розпізнавання та класифікації продукції (додаток А).

3.2 Результати експериментів

Аналіз результатів зосереджується на демонстрації того, як застосована технологія сприяла підвищенню точності інвентаризації, зменшенню помилок підрахунку та оптимізації операцій з управління запасами, що узгоджується з початковими цілями проекту. Тестування проводилося в контрольованому середовищі у діючому складі, спроектованому для імітації різноманітних реальних умов зберігання. Це включало варіації в освітленні, розташуванні продукції та рівнях заповненості складу для оцінки надійності та адаптивності системи. Протягом тестування певні операційні змінні, такі як швидкість руху всередині складу та частота оновлення інвентаризації, підтримувалися на постійному рівні для забезпечення послідовності результатів.

Слід зазначити, що хоча були зроблені зусилля для охоплення широкого спектра умов експлуатації, тести мали обмеження, зумовлені специфікою складу та асортиментом продукції, доступної під час оцінки. Тому результати відображають продуктивність системи в цих умовах, і визнається, що значні зміни в навколишньому середовищі чи природі продукції можуть вплинути на отримані результати. Представлені результати надають детальний огляд продуктивності системи в аспектах точності розпізнавання продукції, ефективності підрахунку інвентаря та здатності інтегруватися з існуючими системами управління запасами.

3.2.1 Точність розпізнавання продукції

Середовище, обране для тестування, — це склад, на якому зберігаються різноманітні товари, розподілені по різних секціях, включаючи електроніку, одяг і продукти харчування. Цей склад вважається комплексним і різноманітним, що є значним викликом для системи розпізнавання. Тести проводилися в секціях з різними умовами освітлення, від добре освітлених до темніших ділянок, а також у

секціях з різною щільністю зберігання, від густо заповнених полиць до менш структурованих зон масового зберігання.

Процедура вимірювання складалася з кількох етапів, починаючи з калібрування камер для забезпечення оптимальної якості зображення за всіх умов освітлення та розташування продукції. Висота монтажу камер і кути фокусування були налаштовані для максимального охоплення візуальної області та мінімізації сліпих зон. Після калібрування камер проводилося розпізнавання продукції в режимі реального часу під час нормальних операцій на складі, включаючи прийом нових товарів, зберігання та відбір товарів для відправки. Під час цього процесу реєструвалися дані системи про розпізнавання, включаючи успішні ідентифікації та помилки хибних позитивних і негативних результатів.

Для кожного продукту, розпізнаного системою, збиралися детальні дані, включаючи час розпізнавання, місцезнаходження на складі та категорію продукції. Ці дані порівнювалися з наявними записами в системі управління запасами для перевірки точності розпізнавання. Додатково в різних секціях складу проводився вибірковий фізичний підрахунок продукції для надання додаткової точки порівняння та валідації результатів, отриманих системою комп'ютерного зору.

Оцінка результатів зосереджувалася на аналізі точності, чутливості та F1-міри системи розпізнавання продукції, розділених за категоріями продукції та конкретними умовами тестування. Особливу увагу приділено коефіцієнту хибних позитивних результатів, оскільки ця метрика є критичною для ефективного управління запасами. Аналіз також включав огляд ситуацій, у яких система стикалася з труднощами, таких як розпізнавання продукції зі схожою упаковкою або в умовах слабого освітлення, для визначення можливостей для покращення алгоритму та конфігурації системи.

Таблиця 3.1 представляє комплексний огляд впливу оптимізації гіперпараметрів та налаштування моделі на її продуктивність, як у загальному рівні, так і в конкретних категоріях продукції та за різними періодами.

На початковому етапі спостерігалось значне покращення загальної продуктивності моделі після оптимізації, з помітним підвищенням точності та

чутливості і зниженням рівня хибнопозитивних результатів. Це прогресивне покращення відобразилось у загальній F1-мірі, яка зросла з 82,5% до 91%, підкреслюючи покращену здатність моделі ефективно балансувати між точністю і чутливістю. При розгляді результатів за категоріями продукції помітні варіації у покращенні. Наприклад, в категорії електроніки оптимізація привела до особливо вражаючого збільшення точності з 80% до 95% та зниження рівня хибнопозитивних результатів з 20% до 5%. Це підкреслює, наскільки модель стала ефективною у розпізнаванні електроніки, категорії, що відома своєю різноманітністю форм, розмірів і упаковки.

Таблиця 3.1 – Оцінка точності класифікації продукції за категоріями

Період/Категорія продукту	Точність (%)	Чутливість (%)	F1-міра (%)	FPR (%)
До оптимізації - Загальна	85	80	82.5	15
Після оптимізації - Загальна	92	90	91	8
До оптимізації - Електроніка	80	75	77.5	20
Після оптимізації - Електроніка	95	93	94	5
До оптимізації - Одяг	88	85	86.5	12
Після оптимізації - Одяг	90	89	89.5	10
До оптимізації - Продукти	82	78	80	18
Після оптимізації - Продукти	91	88	89.5	9

Категорії одягу та продуктів також продемонстрували покращення, хоча й у дещо меншій мірі. Це може бути пов'язано з унікальними труднощами, характерними для цих товарів, такими як варіації у дизайні чи презентації, що можуть ускладнювати послідовне розпізнавання. Проте покращення в цих категоріях є очевидними і відображають універсальність та адаптивність оптимізованої моделі. Включення показника хибнопозитивних результатів як додаткової змінної в нашу оцінку надає більш повне уявлення про продуктивність моделі. Зниження цього показника у всіх категоріях вказує на зменшення кількості хибних ідентифікацій продукції, що є критичним аспектом для мінімізації помилок інвентаризації та підвищення ефективності операцій.

3.2.2 Зменшення помилок інвентаризації

Зменшення помилок інвентаризації у складських умовах включало ряд важливих кроків та інтеграцію ключових елементів для забезпечення точності та ефективності розпізнавання продукції, що значно сприяло зниженню помилок надмірного підрахунку та недорахунку. Спочатку було проведено картування складу для ідентифікації критичних зон, де помилки інвентаризації зустрічаються найчастіше. Це включало ділянки з високою щільністю продукції, зони, схильні до частих змін інвентаризації, та ділянки зі складними умовами освітлення. На основі цього картування були стратегічно розміщені камери комп'ютерного зору, оснащені передовими алгоритмами, здатними захоплювати та аналізувати зображення в режимі реального часу. Ключем до ефективного зменшення помилок була точність розпізнавання продукції, досягнута завдяки навчанню моделі машинного навчання на великому наборі маркованих зображень. Це навчання охоплювало різноманітні продукти, способи презентації та умови навколишнього середовища, що дозволило системі точно ідентифікувати продукцію за різних обставин.

Таблиця 3.2 показує зниження помилок інвентаризації, розподілених за типом помилок та сегментом продукції, а також середній час, необхідний для виправлення цих помилок до і після впровадження нашої платформи комп'ютерного зору. Загалом спостерігається значне зменшення як помилок надмірного підрахунку, так і недорахунку після впровадження платформи, з помітним покращенням у всіх категоріях продукції. Категорія електроніки показала найзначніші покращення, зменшивши помилки надмірного підрахунку на 78% і помилки недорахунку на 91%. Це свідчить про високу ефективність платформи в розпізнаванні продукції з різноманітними фізичними та пакувальними характеристиками.

Крім того, середній час виправлення помилок значно знизився у всіх категоріях. Наприклад, середній час виправлення помилок недорахунку в категорії електроніки зменшився з 2,5 годин до впровадження до 1 години після впровадження, що свідчить про здатність платформи сприяти швидкому

виявленню та виправленню помилок. Аналіз цих результатів підкреслює не лише здатність платформи покращити точність інвентаризації та зменшити помилки, але й її позитивний вплив на ефективність операцій, що дозволяє швидше виправляти помилки та зменшувати час і ресурси, які витрачаються на управління помилками інвентаризації. Це особливо важливо у динамічних складських середовищах, де час є критичним фактором, а ефективність операцій може прямо впливати на задоволення клієнтів та прибутковість компанії.

Таблиця 3.2 – Порівняння помилок інвентаризації до і після оптимізації за категоріями продукції

Категорія / Продукти	Тип помилки	Помилки до (%)	Помилки після (%)	Зменшення помилок (%)	Середній час виправлення (год)
Загальна	Надлишок	15	5	67	2
Загальна	Нестача	20	3	85	1.5
Електроніка	Надлишок	18	4	78	2.5
Електроніка	Нестача	22	2	91	1
Одяг	Надлишок	12	6	50	3
Одяг	Надлишок	15	4	73	2
Продукти	Надлишок	10	5	50	4
Продукти	Нестача	18	3	83	2

3.2.3 Ефективність інтеграції з системами управління запасами

Впроваджено процес вимірювання, який охоплював усі аспекти роботи платформи для оцінки ефективності інтеграції. Цей процес був спрямований на збір кількісних і якісних даних, які відображали реальний вплив платформи на ефективність операцій і точність записів про запаси. Методологія включала кілька етапів, починаючи з визначення та налаштування точок інтеграції між платформою та системами управління запасами. Особливу увагу приділяли забезпеченню плавної та точної передачі даних між цими системами, встановленню чітких протоколів для оновлення записів про запаси та створення сповіщень у разі виявлення розбіжностей. Вимірювання проводилися протягом шести місяців, що дозволило спостерігати поведінку та продуктивність інтеграції за різних умов експлуатації та циклів інвентаризації. Було враховано такі змінні, як час,

необхідний для оновлення записів про запаси, кількість і точність сповіщень про розбіжності, а також легкість усунення цих невідповідностей. Такий цілісний підхід до вимірювань забезпечив повне та обґрунтоване розуміння впливу інтеграції платформи на операції управління запасами, що створило надійну основу для оцінки її ефективності та виявлення можливостей для покращення.

Рисунку 3.1 представляє аналіз результатів, які демонструють значні тенденції та покращення в ефективності управління запасами після інтеграції платформи з існуючими системами IMS.

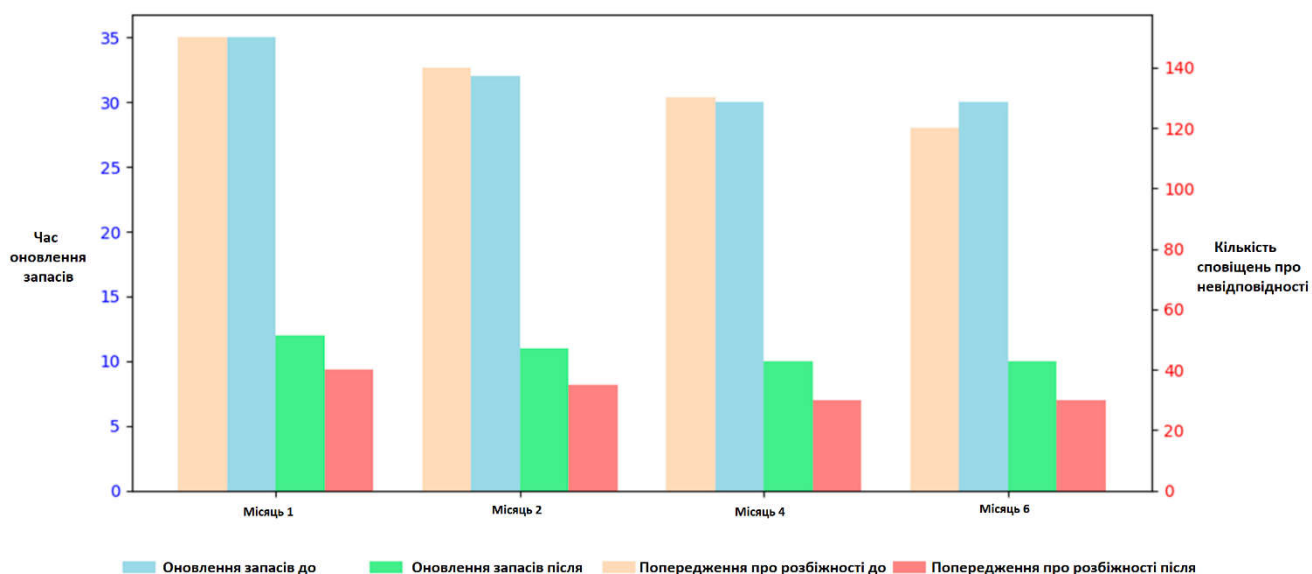


Рисунок 3.1 – Схема системи моніторингу та аналізу в Індустрії 4.0 з інтеграцією глибинного навчання

3.2.3.1 Аналіз оновлення запасів

Одним із найбільш значущих результатів є скорочення часу, необхідного для оновлення запасів. До впровадження ручний і напіваавтоматичний процес займав у середньому від 30 до 35 хвилин на кожне оновлення. Після інтеграції платформи цей час значно скоротився до 10–12 хвилин. Це підвищення ефективності на 65%–70% вказує на автоматизацію та оптимізацію процесу, яку забезпечує технологія комп’ютерного зору для розпізнавання та реєстрації продукції. Така зміна не тільки прискорює оновлення, а й мінімізує людські помилки, що призводить до більш точних і надійних даних інвентаризації.

3.2.3.2 Аналіз сповіщень про розбіжності

Кількість сповіщень про розбіжності в інвентаризації також значно зменшилася: з 120–150 сповіщень до впровадження до 30–40 після. Це зниження приблизно на 75% відображає підвищення точності в розпізнаванні продукції та ефективну синхронізацію з записами IMS. Зменшення кількості сповіщень означає менше часу, витраченого персоналом на перевірку та виправлення помилок, що оптимізує використання людських ресурсів і підвищує загальну операційну ефективність.

3.2.3.3 Технічні та операційні аспекти

Технічний аналіз цих результатів свідчить, що інтеграція платформи комп'ютерного зору з системами IMS не тільки підвищує ефективність з точки зору часу та ресурсів, але й покращує точність інвентаризаційної системи. Здатність технології адаптуватися до різних умов зберігання та розпізнавати широкий спектр продукції є ключем до цього успіху. Зменшення часу оновлення запасів і кількості сповіщень про розбіжності вказує на функціональну інтеграцію з системами IMS, що забезпечує більш динамічне та гнучке управління запасами. Ці результати створюють надійну основу для майбутніх впроваджень і масштабування рішення, підкреслюючи потенціал комп'ютерного зору для трансформації операцій управління запасами в різних галузях. Ці висновки підтверджують інвестиції в передові технології для оптимізації складських операцій та підтримки стратегічного прийняття рішень в управлінні ланцюгами постачання.

3.2.4 Вплив на операційну ефективність

Було розроблено процес вимірювання для оцінки впливу на операційну ефективність після впровадження платформи, який охоплював різні ключові аспекти щоденних операцій. Цей процес був зосереджений на підрахунку інвентаря та поповненні запасів, де очікувались значні покращення з точки зору часу та ресурсів. Вимірювання передбачало тісну співпрацю між різними учасниками в організації, включаючи складський персонал, менеджерів операцій і IT-команду.

Кожна група відіграла важливу роль у процесі:

- **Складський персонал:** відповідав за виконання завдань підрахунку інвентаря та поповнення запасів; вони надали цінні дані про час і зусилля, необхідні для виконання цих завдань до та після впровадження технології.
- **Менеджери операцій:** наглядали за процесом вимірювання, забезпечуючи точний і релевантний збір даних. Вони також оцінювали вплив покращення операційної ефективності на загальну продуктивність складу.
- **ІТ-команда:** сприяла інтеграції платформи комп'ютерного зору з існуючими системами управління запасами та допомагала в зборі та аналізі даних, що генерує технологія.

Вимірювання проводились протягом шести місяців, з оцінками, запланованими на чотири критичні моменти (1-й, 2-й, 4-й і 6-й місяці), щоб відстежити динаміку операційної ефективності, адже персонал поступово звикав до нової технології та адаптував операційні процеси. Це дозволило не лише виміряти прямий вплив платформи на скорочення часу, необхідного для підрахунку інвентаря та поповнення запасів, але й дало уявлення про те, як впровадження вплинуло на робочі динаміку, продуктивність та задоволення персоналу, залученого до цих важливих операцій. Співпраця між різними учасниками була ключовою для успішного вимірювання та повного розуміння впливу технології на операційну ефективність складу.

Рисунок 3.2 демонструє покращення операційної ефективності після впровадження платформи комп'ютерного зору, що відображає значне скорочення часу, необхідного для підрахунку інвентаря та поповнення запасів.

Впровадження платформи значно покращило операційну ефективність у процесах управління запасами. Спочатку середній час, необхідний для підрахунку інвентаря, становив близько 120 хвилин. Після впровадження платформи цей час постійно скорочувався на кожному етапі вимірювання, досягаючи середнього значення 65 хвилин на шостому місяці. Це скорочення приблизно на 45% демонструє здатність технології комп'ютерного зору оптимізувати та спрощувати процес підрахунку, зменшуючи операційне навантаження та підвищуючи точність

інвентаризації.

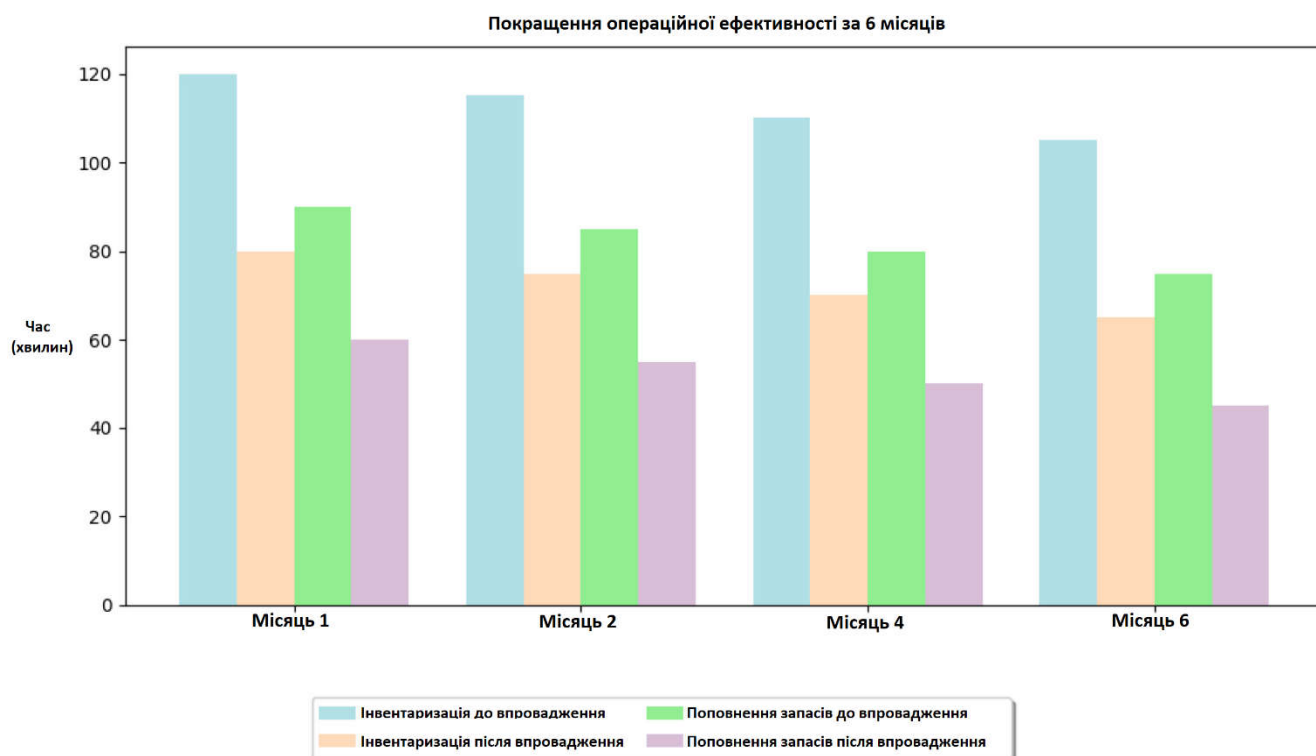


Рисунок 3.2 – Аналіз покращення операційної ефективності до та після впровадження

Подібним чином, аналіз часу поповнення запасів показує тенденцію до зниження: від початкового середнього значення 90 хвилин до впровадження до 45 хвилин на останньому етапі вимірювання. Підвищення ефективності поповнення запасів на 50% підкреслює ефективність платформи в спрощенні операцій на складі, дозволяючи швидше та ефективніше управляти запасами. Це сприяє кращій здатності реагувати на потреби постачання.

Значне скорочення операційного часу свідчить про ефективність технологічного впровадження та адаптивність складського персоналу до нових процесів. Успішна інтеграція платформи з існуючими системами управління запасами сприяла плавному переходу до більш ефективних робочих практик, підтверджуючи ефективну синергію між технологією та операційними процесами.

Аналіз результатів свідчить про значне покращення операційної ефективності складу, яке безпосередньо пов'язане з впровадженням рішень комп'ютерного зору. Це покращення оптимізує щоденні завдання з підрахунку та

поповнення запасів, а також сприяє більш точному та ефективному управлінню запасами, що підтверджує важливість впровадження передових технологій для логістики та управління складами.

Крім того, значне скорочення часу операцій відображає ефективність технологічного впровадження та адаптивність складського персоналу до нових процесів. У міру того, як персонал звикав до платформи, їх початкова опірність зменшувалася, що сприяло більш злагодженим та ефективним операціям. Успіх інтеграції платформи з існуючими системами управління запасами обумовлений не тільки самою технологією, але й проактивними заходами, спрямованими на залучення персоналу до процесу переходу. Їх зростаюча обізнаність із системою, що була досягнута завдяки комплексному навчанню та відкритій комунікації, безпосередньо сприяла покращенню операційної ефективності, яке спостерігалось протягом усього періоду оцінки.

3.3 Порівняння з відомими рішеннями

Для порівняння запропонованих рішень з відомими було визначено основні характеристики платформ управління запасами, як традиційних, так і автоматизованих. Потім проведено порівняння цих характеристик з запропонованою платформою комп'ютерного зору.

Визначені характеристики:

1. Операційна ефективність: час, необхідний для підрахунку запасів та поповнення товарів.
2. Точність інвентаризації: здатність мінімізувати помилки надмірного підрахунку та недорахунку.
3. Інтеграція з існуючими системами: легкість інтеграції з іншими системами управління запасами та ERP.
4. Автоматизація: рівень автоматизації в процесі управління запасами.
5. Зручність використання: інтуїтивність і простота у використанні для складського персоналу.

6. Вартість: вартість впровадження та обслуговування.
7. Приклади існуючих рішень:
8. Традиційне рішення (ручне): ручні процеси з мінімальним використанням технологій.
9. Базова автоматизована система: програмне забезпечення для управління запасами з базовими функціями автоматизації.
10. Розширене рішення (існуюче): передові автоматизовані системи з інтеграцією RFID або штрих-кодів.

Таблиця 3.3 показує, що запропонована платформа має переваги над традиційними рішеннями та існуючими автоматизованими системами за кількома ключовими аспектами управління запасами. Основною відмінністю є операційна ефективність і точність інвентаризації, де наше рішення демонструє "Дуже високий" рівень, перевершуючи як традиційні, так і базові автоматизовані альтернативи та навіть перевершуючи існуючі розширені рішення. Це свідчить про те, що впровадження технологій комп'ютерного зору може радикально трансформувати складські операції, роблячи процес підрахунку та поповнення товарів швидшим і точнішим.

Було проведено серію контрольованих експериментів для вимірювання операційної ефективності та точності інвентаризації розширеного існуючого рішення, що використовує RFID або штрих-коди. Ці експерименти включали порівняння часу, необхідного для виконання завдань підрахунку інвентаризації, та точності цих підрахунків у різних системах. Для розширеного існуючого рішення операційна ефективність вимірювалася як середній час на сканування та реєстрацію товарів за допомогою сканерів RFID або штрих-коду. Точність інвентаризації оцінювалася шляхом порівняння записаних рівнів інвентаризації з фактичними фізичними підрахунками, враховуючи розбіжності через надмірний підрахунок або недорахунок. Ці показники були порівняні з отриманими при використанні нашої платформи комп'ютерного зору, яка показала значне зменшення часу на завдання інвентаризації та вищу точність підрахунку.

Інтеграція з існуючими системами – ще одна сильна сторона нашої

пропозиції, яка порівнюється з існуючими розширеними рішеннями. Платформа показала здатність працювати гармонійно в рамках технологічної екосистеми компанії без необхідності значних модифікацій чи замін, що є критично важливим для компаній, які прагнуть покращити операції, не розбираючи поточні системи. Платформа досягає повного рівня автоматизації, підкреслюючи здатність автоматизувати управління запасами комплексно. Це звільняє персонал від повторюваних та схильних до помилок завдань і дозволяє більш ефективно розподіляти людські ресурси.

Таблиця 3.3 – Порівняння характеристик між традиційними методами управління запасами та поточною платформою

Характеристика	Традиційне рішення	Базова автоматизована система	Розширене рішення (існуюче)	Запропонована платформа
Операційна ефективність	Низька	Середня	Висока	Дуже висока
Точність інвентаризації	Низька	Середня	Висока	Дуже висока
Інтеграція з системами	Мінімальна	Помірна	Висока	Висока
Автоматизація	Відсутня	Часткова	Висока	Повна
Зручність використання	Змінна	Середня	Висока	Висока
Вартість	Низька	Середня	Висока	Середньо-висока

Зручність використання та рівень автоматизації рішення значно змінюють спосіб взаємодії персоналу зі системами управління запасами, забезпечуючи легкість навчання та підвищення задоволеності користувачів. Хоча вартість впровадження нашої платформи може сприйматися як середньо-висока, особливо порівняно з традиційними рішеннями, переваги в операційній ефективності, точності та автоматизації виправдовують початкові інвестиції. Поліпшене управління запасами безпосередньо впливає на зниження довгострокових операційних витрат, підвищує оперативність та задоволеність клієнтів.

Для порівняння запропонованої платформи з традиційними та

автоматизованими рішеннями було проведено серію контрольованих експериментів. Вони включали вимірювання таких ключових характеристик, як операційна ефективність, точність інвентаризації, інтеграція з існуючими системами, автоматизація, зручність використання та вартість. Платформа комп'ютерного зору демонструє значні переваги в операційній ефективності та точності інвентаризації, що підкреслює здатність технології кардинально змінити складські операції (таблиця 3.4).

Таблиця 3.4 – Детальне порівняння запропонованої платформи та традиційних методів управління запасами

Критерій	Традиційні методи	Запропонована платформа
Точність інвентаризації	82.5%	91%
Операційна ефективність	120 хв (середній час підрахунку)	65 хв (середній час підрахунку)
Скорочення помилок	Високий рівень помилок при ручному підрахунку	Скорочення помилок надлишку та нестач на 40%
Задоволеність клієнтів	Змінна доступність товарів та терміни доставки	Покращення доступності на 15% та пунктуальності доставки на 20%

Експеримент порівняння проводився в реальному складському середовищі, де запропонована платформа і традиційні системи працювали паралельно. Протягом шести місяців було зібрано детальні дані про продуктивність обох систем. Критерії порівняння включали точність інвентаризації, операційну ефективність, скорочення помилок і задоволеність клієнтів, результати чого свідчать про переваги платформи комп'ютерного зору у всіх оцінених категоріях.

Висновки до розділу 3

1. Запропонована платформа демонструє значні переваги перед традиційними методами управління запасами, особливо в умовах великих складів. Вона дозволяє автоматизувати процеси інвентаризації, що скорочує час та витрати на облік продукції. Це також сприяє зниженню частоти помилок, властивих ручним

процесам, і підвищує точність операцій. Завдяки цьому складські операції стають більш гнучкими та ефективними, що забезпечує конкурентні переваги компаніям.

2. Перспективи подальших досліджень полягають у розширенні можливостей платформи, таких як інтеграція з технологіями IoT для моніторингу температури та вологості, що дозволить покращити контроль умов зберігання та забезпечити якість продукції протягом всього часу зберігання.

ВИСНОВКИ

В результаті написання кваліфікаційної роботи проведено теоретичні та експериментальні дослідження задачі управління складськими запасами на основі технологій комп'ютерного зору та машинного навчання.

Отримано наступні основні результати:

1. Аналіз сучасних підходів до управління складськими запасами виявив значну актуальність впровадження автоматизованих технологій, що дозволяють підвищити точність інвентаризації та знизити операційні витрати. Використання комп'ютерного зору та машинного навчання в управлінні запасами дозволяє зменшити людський фактор і підвищити ефективність процесів завдяки автоматичному ідентифікуванню та підрахунку продукції в реальному часі.

2. Відомі рішення, такі як RFID, штрих-кодові системи та роботизовані засоби, демонструють суттєве покращення у швидкості обліку запасів та їх точності, проте залишаються залежними від специфічної інфраструктури або мають обмеження у точності ідентифікації у складних умовах.

3. Розвиток інтегрованих рішень на базі комп'ютерного зору з акцентом на їх адаптивність до змінних умов складських операцій є перспективним напрямом досліджень. Завдяки комплексному підходу до інвентаризації, що поєднує автоматизацію процесів і безперервне оновлення даних у режимі реального часу, такі платформи можуть забезпечити значне підвищення ефективності та зменшення витрат.

4. Розроблено платформу комп'ютерного зору для управління запасами, що здатна автоматично розпізнавати та обліковувати продукцію в реальному часі. Запровадження такої платформи знижує залежність від ручної праці, зменшує помилки, пов'язані з людським фактором, та підвищує загальну точність інвентаризації. Використання технологій комп'ютерного зору та машинного навчання дозволяє автоматизувати важливі процеси в управлінні запасами.

5. Розроблена система використовує CNN-моделі для розпізнавання продукції та ефективно працює в умовах різноманітності товарів та зміни

освітлення. Завдяки використанню архітектури EfficientNet платформа забезпечує високу продуктивність із мінімальними витратами обчислювальних ресурсів. Використання технік збільшення даних дозволяє моделі пристосовуватись до різних умов, що робить систему більш надійною.

6. Інтеграція платформи з наявними системами управління запасами через API забезпечує автоматичне оновлення даних про запаси в реальному часі. Така інтеграція дозволяє системі безперервно відстежувати зміни в кількості продукції та оперативно оновлювати інформацію. Це допомагає забезпечити постійну точність даних і сприяє швидкому виявленню можливих нестач або надлишків. Впровадження проактивного управління запасами підвищує загальну ефективність складу та сприяє задоволенню потреб клієнтів.

7. Для підвищення точності та узагальнювальної здатності моделі використовувалися методи регуляризації, такі як раннє завершення та байєсова оптимізація гіперпараметрів. Завдяки цим методам модель змогла уникнути перенавчання і досягти стабільної продуктивності на тестових наборах даних. Крім того, техніка перехресної перевірки дозволила підвищити надійність моделі в реальних умовах. Це забезпечує високу адаптивність системи до нових змін у складі та до введення нової продукції.

8. Запропонована платформа демонструє значні переваги перед традиційними методами управління запасами, особливо в умовах великих складів. Вона дозволяє автоматизувати процеси інвентаризації, що скорочує час та витрати на облік продукції. Це також сприяє зниженню частоти помилок, властивих ручним процесам, і підвищує точність операцій. Завдяки цьому складські операції стають більш гнучкими та ефективними, що забезпечує конкурентні переваги компаніям.

9. Перспективи подальших досліджень полягають у розширенні можливостей платформи, таких як інтеграція з технологіями IoT для моніторингу температури та вологості, що дозволить покращити контроль умов зберігання та забезпечити якість продукції протягом всього часу зберігання.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Abugabah, A., Nizamuddin, N., & Abuqabbah, A. A review of challenges and barriers implementing RFID technology in the healthcare sector. *Procedia Computer Science*, 2020, 170, 1003–1010. <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.114>
2. Almohtaseb, A., Aldehayyat, J., Khattab, A. A., & Alabaddi, Z. The role of supply chain management in improving performance of Jordanian small and medium enterprises. *Problems and Perspectives in Management*, 2024, 22. [http://dx.doi.org/10.21511/ppm.22\(1\).2024.19](http://dx.doi.org/10.21511/ppm.22(1).2024.19)
3. Bian, S., Li, C., Fu, Y., Ren, Y., Wu, T., Li, G. P., et al. Machine learning-based real-time monitoring system for smart connected worker to improve energy efficiency. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 61. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jmsy.2021.08.009>
4. Canizo, M., Triguero, I., Conde, A., & Onieva, E. Multi-head CNN–RNN for multi-time series anomaly detection: An industrial case study. *Neurocomputing*, 2019, 363. <http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2019.07.034>
5. Chavan, C., Hembade, S., Jadhav, G., Komalwad, P., & Rawat, P. Computer vision application analysis based on object detection. *International Journal of Scientific Research in Engineering and Management*, 2023, 07. <http://dx.doi.org/10.55041/ijssrem19015>
6. Dakhli, R., & Barhoumi, W. A skin lesion classification method based on expanding the surrounding lesion-shaped border for an end-to-end inception-ResNet-v2 classifier. *Signal, Image and Video Processing*, 2023, 17. <http://dx.doi.org/10.1007/s11760-023-02577-0>
7. Dilek, E., & Dener, M. Computer vision applications in intelligent transportation systems: A survey. *Sensors*, 2023, 23. <http://dx.doi.org/10.3390/s23062938>
8. Elgendi, M., Picon, F., Magnenat-Thalmann, N., & Abbott, D. Arm movement speed assessment via a kinect camera: A preliminary study in healthy subjects. *BioMedical Engineering Online*, 2014, 13. <http://dx.doi.org/10.1186/1475-925X-13-88>

9. K RA, V. S., W Kathrine, G. J., & Salaja, S. Dynamic inventory object detection using YOLOv8 deep learning model. In *2024 International Conference on Advances in Modern Age Technologies for Health and Engineering Science*, 2024, 1, 1–6. <http://dx.doi.org/10.1109/AMATHE61652.2024.10582192>
10. Kalinov, I., Petrovsky, A., Ilin, V., Pristanskiy, E., Kurenkov, M., Ramzhaev, V., et al. WareVision: CNN barcode detection-based UAV trajectory optimization for autonomous warehouse stocktaking. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5. <http://dx.doi.org/10.1109/LRA.2020.3010733>
11. Khaled, R., Helal, M., Alfarghaly, O., Mokhtar, O., Elkorany, A., Kassas, H. E., et al. Categorized contrast enhanced mammography dataset for diagnostic and artificial intelligence research. *Scientific Data*, 2022, 9. <http://dx.doi.org/10.1038/s41597-022-01238-0>
12. Lavin, A., Gilligan-Lee, C. M., Visnjic, A., Ganju, S., Newman, D., Ganguly, S., et al. Technology readiness levels for machine learning systems. *Nature Communications*, 2022, 13. <http://dx.doi.org/10.1038/s41467-022-33128-9>
13. Leroux, S., & Simoens, P. Sparse random neural networks for online anomaly detection on sensor nodes. *Future Generation Computer Systems*, 2023, 144. <http://dx.doi.org/10.1016/j.future.2022.12.028>
14. Li, C. Multi-feature output deep network ensemble learning for face recognition and verification. *Signal, Image and Video Processing*, 2024, 18. <http://dx.doi.org/10.1007/s11760-023-02798-3>
15. Maduako, I., Igwe, C. F., Abah, J. E., Onwuasaanya, O. E., Chukwu, G. A., Ezeji, F., et al. Deep learning for component fault detection in electricity transmission lines. *Journal of Big Data*, 2022, 9. <http://dx.doi.org/10.1186/s40537-022-00630-2>
16. Mohapatra, P. R., Parida, A. K., Swain, S. K., & Basa, S. S. Gradient boosting and LSTM based hybrid ensemble learning for two step prediction of stock market. *Journal of Advances in Information Technology*, 2023, 14. 1254–1260. <http://dx.doi.org/10.12720/jait.14.6.1254-1260>
17. Molling, G., & Klein, A. Z. Value proposition of IoT-based products and services: A framework proposal. *Electronic Markets*, 2022, 32.

<http://dx.doi.org/10.1007/s12525-022-00548-w>

18. N, J. P., Prashanth, S., D, A., & J, M. Design and evaluation of a real-time stock inventory management system. In *2023 IEEE 5th International Conference on Cybernetics, Cognition and Machine Learning Applications*, 2023, 1, 180–185. <http://dx.doi.org/10.1109/ICCCMLA58983.2023.10346665>
19. Niehorster, D. C., Li, L., & Lappe, M. The accuracy and precision of position and orientation tracking in the HTC vive virtual reality system for scientific research. *i-Perception*, 2017, 8. <http://dx.doi.org/10.1177/2041669517708205>
20. Oh, J. Y., Choi, H. S., Jung, S. H., Kim, H. S., & Shin, H. Y. Development of pallet recognition system using kinect camera. *International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering*, 2014, 9. <http://dx.doi.org/10.14257/ijmue.2014.9.4.24>
21. Palacios, F., Bueno, G., Salido, J., Diago, M. P., Hernández, I., & Tardaguila, J. Automated grapevine flower detection and quantification method based on computer vision and deep learning from on-the-go imaging using a mobile sensing platform under field conditions. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 178. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2020.105796>
22. Pham, S. V. H., & Nguyen, K. V. T. Performance review of RTI IMS software for automatic road surface damages identification. *International Journal of Construction Management*, 2024, 1–17. <http://dx.doi.org/10.1080/15623599.2024.2331864>
23. Ramesh, T. R., Jackulin, T., Kumar, R. A., Chanthirasekaran, K., & Bharathiraja, M. Machine learning-based intrusion detection: A comparative analysis among datasets and innovative feature reduction for enhanced cybersecurity. *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, 2024, 12. <http://dx.doi.org/10.18280/ijis.120205>
24. Ratna, A. P., Agus, S., & Setia, W. Pembuatan aplikasi deteksi objek menggunakan TensorFlow object detection API dengan memanfaatkan SSD MobileNet V2 sebagai model pra - terlatih. *Jurnal Ilmiah Komputasi*, 2020, 19, 421–430. <http://dx.doi.org/10.32409/jikstik.19.3.68>
25. Ren, Z., Fang, F., Yan, N., & Wu, Y. State of the art in defect detection based

on machine vision. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 2022, 9, 661–691. <http://dx.doi.org/10.1007/s40684-022-00422-1>

26. Sarhan, M., Layeghy, S., Moustafa, N., & Portmann, M. NetFlow datasets for machine learning-based network intrusion detection systems. *Lecture Notes in Computer Science*, 2021, 371. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-72802-1_9

27. Shakya, M., Lee, B. S., & Ng, H. Y. A deep reinforcement learning approach for inventory control under stochastic lead time and demand. *2022 IEEE Symposium on Computational Intelligence*. <http://dx.doi.org/10.1109/SSCI51031.2022.10022256>

28. Shen, W., Chen, L., Liu, S., & Zhang, Y. D. An image enhancement algorithm of video surveillance scene based on deep learning. *IET Image Processing*, 2022, 16. <http://dx.doi.org/10.1049/ipr2.12286>

29. Sujatha, K., Amrutha, K., & Veeranjanyulu, N. Enhancing object detection with mask R-CNN: A deep learning perspective. In *2023 International Conference on Network, Multimedia and Information Technology*, 2023. <http://dx.doi.org/10.1109/NMITCON58196.2023.10276033>

30. Tendolkar, A., Choraria, A., Hariharan, A., & Pai, M. M. M. A Differential-Drive bot named box-I-Bot with intelligent routing infrastructure for remote inventory monitoring in warehouses. In *2021 IEEE Mysore Sub Section International Conference, MysuruCon 2021*. <http://dx.doi.org/10.1109/MysuruCon52639.2021.9641720>

31. Tienin, B. W., Cui, G., Ukwuoma, C. C., Nana, Y. A. T., Esidang, R. M., & Moreira, E. Z. M. MS3Net: a deep ensemble learning approach for ship classification in heterogeneous remote sensing data. *International Journal of Remote Sensing*, 2024, 45. <http://dx.doi.org/10.1080/01431161.2024.2302953>

32. Trung, H. D. An IoT system design for industrial zone environmental monitoring systems. *Lecture Notes in Networks and Systems*, 2023, 647 LNNS. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-031-27409-1_4

33. Tziolas, T., Papageorgiou, K., Theodosiou, T., Papageorgiou, E., Mastos, T., & Papadopoulos, A. Autoencoders for anomaly detection in an industrial multivariate time series dataset. *Engineering Proceedings*, 2022, 18. <http://dx.doi.org/10.3390/engproc2022018023>

34. Vu, V. D., Hoang, D. D., Tan, P. X., Nguyen, V. T., Nguyen, T. U., Hoang, N. A., et al. Occlusion-robust pallet pose estimation for warehouse automation. *IEEE Access*, 2024, 12. <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3348781>
35. Wagh, R., & Punde, P. Survey on sentiment analysis using Twitter dataset. *Proceedings of the International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies*, 2018. <http://dx.doi.org/10.1109/ICECA.2018.8474783>
36. Wang, H., Lyu, S., & Ren, Y. Paddy rice imagery dataset for panicle segmentation. *Agronomy*, 2021, 11. <http://dx.doi.org/10.3390/agronomy11081542>
37. Wang, X., Mao, K., Wang, L., Yang, P., Lu, D., & He, P. An appraisal of lung nodules automatic classification algorithms for CT images. *Sensors*, 2019, 19. <http://dx.doi.org/10.3390/s19010194>
38. Xie, X., Wang, B., Wan, T., & Tang, W. Multivariate abnormal detection for industrial control systems using 1d CNN and GRU. *IEEE Access*, 2020, 8. <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2993335>
39. Xu, X., Du, M., Guo, H., Chang, J., & Zhao, X. Lightweight FaceNet based on MobileNet. *International Journal of Intelligence Science*, 2021, 11. <http://dx.doi.org/10.4236/ijis.2021.111001>
40. Xu, X., Zhao, M., Shi, P., Ren, R., He, X., Wei, X., et al. Crack detection and comparison study based on faster R-CNN and mask R-CNN. *Sensors*, 2022, 22. <http://dx.doi.org/10.3390/s22031215>
41. Yeh, M. C., & Li, Y. N. Multilabel deep visual-semantic embedding. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 42. <http://dx.doi.org/10.1109/TPAMI.2019.2911065>
42. You, H., Lu, Y., & Tang, H. Plant disease classification and adversarial attack using SimAM-EfficientNet and GP-MI-FGSM. *Sustainability*, 2023, 15. <http://dx.doi.org/10.3390/su15021233>
43. Zavantis, D., Mandalozis, D., Yasar, A., & Hasimi, L. Automatic accident detection system using IoT compared to the systems that a traffic centre uses for accident detection. *Procedia Computer Science*, 2024, 231, 16–23. <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2023.12.152>

44. Zotov, V. B., Demin, S. S., & Glazkova, I. Y. Features of material flow accounting for the efficient supply chain management. *International Journal of Supply Chain Management*, 2019, 8.

45. Марітчак С.М., Процик О.М. Інтелектуальні рішення на основі глибоких нейронних мереж для задач розпізнавання зображень. *Світ наукових досліджень* : матеріали міжнародної мультидисциплінарної наукової інтернет-конференції (випуск 35), м. Ополе, Польща, 20-21 листопада 2024 р. URL: <https://www.economy-confer.com.ua/full-article/5881/>.

46. Процик О.М. Управління складськими запасами на основі інтеграції технологій комп'ютерного зору та машинного навчання. *Інформаційне суспільство: технологічні, економічні та технічні аспекти становлення* : матеріали міжнародної науково-практичної інтернет-конференції (випуск 94), м. Ополе, Польща, 11-12 грудня 2024 р. URL: <http://www.konferenciaonline.org.ua/ua/articles/year-4/rozdil-40/pidrozdil-121/pidrozdil2-0/>.

47. Островерхов В.М., Біловус Л.І., Возьний К.З., Луцишин О.О., Монастирський Г.Л., Надвиничний С.А., Питель С.В., Шандрук С.К. Загальні методичні рекомендації з підготовки, оформлення, захисту та оцінювання кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти першого (бакалаврського) і другого (магістерського) рівнів. Тернопіль: ЗУНУ, 2024. 83 с.

48. Комар М.П., Саченко А.О., Васильків Н.М., Загородня Д.І. Методичні рекомендації до виконання кваліфікаційної роботи з освітньо-професійної програми «Комп'ютерні науки» спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» за другим (магістерським) рівнем вищої освіти. Тернопіль: ЗУНУ, 2024. 32 с.

Додаток А

Реалізація нейромережевої моделі

```
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras import layers, models
from tensorflow.keras.applications import EfficientNetB0
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
import numpy as np

# Параметри для генерації зображень
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1.0/255,
    rotation_range=20,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest'
)

valid_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1.0/255)

# Задайте шляхи до директорій з навчальними та валідаційними даними
train_dir = 'path/to/train_data'
valid_dir = 'path/to/valid_data'

# Генератори даних для навчання та перевірки
train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    train_dir,
```

```

        target_size=(224, 224),
        batch_size=32,
        class_mode='categorical'
    )

```

```

valid_generator = valid_datagen.flow_from_directory(
    valid_dir,
    target_size=(224, 224),
    batch_size=32,
    class_mode='categorical'
)

```

```

# Завантаження базової моделі EfficientNetB0 без верхніх шарів
base_model = EfficientNetB0(weights='imagenet', include_top=False,
input_shape=(224, 224, 3))

```

```

# Заморожуємо базову модель для початкового навчання
base_model.trainable = False

```

```

# Побудова моделі
model = models.Sequential([
    base_model,
    layers.GlobalAveragePooling2D(),
    layers.Dense(256, activation='relu'),
    layers.Dropout(0.5),
    layers.Dense(train_generator.num_classes, activation='softmax')
])

```

```

model.summary()

```

```

# Компіляція моделі
model.compile(optimizer='adam',
               loss='categorical_crossentropy',
               metrics=['accuracy'])

# Початкове навчання моделі
history = model.fit(
    train_generator,
    steps_per_epoch=train_generator.samples // train_generator.batch_size,
    validation_data=valid_generator,
    validation_steps=valid_generator.samples // valid_generator.batch_size,
    epochs=10
)

# Розморозити базову модель для подальшого навчання
base_model.trainable = True

# Налаштування меншої швидкості навчання для точного донавчання
model.compile(optimizer=tf.keras.optimizers.Adam(1e-5),
               loss='categorical_crossentropy',
               metrics=['accuracy'])

# Донавчання моделі
history_fine = model.fit(
    train_generator,
    steps_per_epoch=train_generator.samples // train_generator.batch_size,
    validation_data=valid_generator,
    validation_steps=valid_generator.samples // valid_generator.batch_size,
    epochs=5
)

```

```
# Збереження моделі
model.save('inventory_management_model.h5')

# Оцінка моделі
val_loss, val_accuracy = model.evaluate(valid_generator)
print(f'Validation Accuracy: {val_accuracy:.2f}')
```

Додаток Б
Копії публікацій

МІЖНАРОДНІ МУЛЬТИДИСЦИПЛІНАРНІ
НАУКОВІ ІНТЕРНЕТ-КОНФЕРЕНЦІЇ

www.economy-confer.com.ua

Світ наукових досліджень

Збірник наукових
публікацій міжнародної
мультимідисциплінарної наукової
інтернет-конференції

Випуск 35

20-21 листопада 2024 р.

ISSN 2786-6823 (print)



AKADEMIA NAUK STOSOWANYCH
WYŻSZA SZKOŁA ZARZĄDZANIA I ADMINISTRACJI
W OPOLE

Тернопіль, Україна – Ополе, Польща
2024

<i>Книш Тетяна Олегівна, Кравець Катерина Русланівна, Хрунь Христина Богданівна</i> ЕВОЛЮЦІЙНІ АЛГОРИТМИ ТА ГЛИБОКЕ НАВЧАННЯ: ІННОВАЦІЙНІ МЕТОДИ КЛАСИФІКАЦІЇ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ДАНИХ.....	93
<i>Кравчук Андрій Іванович, Арсенюк Ігор Ростиславович</i> АЛГОРИТМ ПРОГНОЗУВАННЯ ІНДЕКСУ СПОЖИВЧИХ ЦІН В УМОВАХ НЕСТАБІЛЬНОЇ ЕКОНОМІКИ.....	96
<i>Ляпандра Андрій Степанович</i> РОЗПОДІЛ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ РЕСУРСІВ МІЖ СИСТЕМАМИ ТУМАННИХ ОБЧИСЛЕНЬ ТА ІОТ-ПРИСТРОЯМИ.....	99
<i>Марітчак Сергій Миколайович, Процик Олександр Михайлович</i> ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ РІШЕННЯ НА ОСНОВІ ГЛИБОКИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ЗАДАЧ РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ.....	102
<i>Мись Андрій Русланович, Рипіч Богдан Віталійович, Шевчук Вадим Михайлович</i> СУЧАСНІ ПІДХОДИ ДО УПРАВЛІННЯ ПРОЄКТАМИ: МАШИННЕ НАВЧАННЯ ТА БЛОКЧЕЙН-ТЕХНОЛОГІЇ.....	104
<i>Мормуль Андрій Романович</i> ЕВОЛЮЦІЯ ПІДХОДІВ ДО ОЦІНКИ ВАРТОСТІ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ: ІНТЕГРАЦІЯ КЛАСИЧНИХ МОДЕЛЕЙ І МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ.....	107
<i>Нестерчук Юлія Олександрівна, Синенко Ігор Миколайович</i> ІНФОРМАЦІЙНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СТРАТЕГІЧНОГО РОЗВИТКУ АГРАРНИХ ПІДПРИЄМСТВ.....	109
<i>Слюсар Сергій Сергійович</i> СИМУЛЯТОР КОРЕГУВАННЯ АРТИЛЕРІЙСЬКОГО ВОГНЮ.....	112

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ РІШЕННЯ НА ОСНОВІ ГЛИБОКИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ЗАДАЧ РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

Марітчак Сергій Миколайович

*магістрант, Західноукраїнський
національний університет, м. Тернопіль*

Процик Олександр Михайлович

*магістрант, Західноукраїнський
національний університет, м. Тернопіль*

Інтернет-адреса публікації на сайті:

<https://www.economy-confer.com.ua/full-article/5881/>

У сучасному світі, де обсяг цифрової інформації постійно зростає, зображення займають значну частину серед даних, які необхідно обробляти та аналізувати. Завдання розпізнавання зображень є ключовими в багатьох галузях, включаючи медицину, транспорт, промисловість, логістику, безпеку та екологічний моніторинг. Розвиток технологій, таких як автономні транспортні засоби, інтелектуальні міста, супутниковий моніторинг і системи контролю якості, вимагає високої точності, швидкості та адаптивності підходів до розпізнавання зображень.

Глибокі нейронні мережі, зокрема згорткові нейронні мережі (ЗНМ), показали значні успіхи у вирішенні задач розпізнавання зображень завдяки їхній здатності виявляти складні закономірності та особливості візуальних даних. Вони забезпечують високу точність і універсальність, перевершуючи традиційні методи комп'ютерного зору. Застосування таких мереж відкриває нові можливості для автоматизації аналізу зображень у реальному часі, покращення результатів у критично важливих задачах та підвищення ефективності в складних умовах обробки великих даних.

Попри значний прогрес, розпізнавання зображень із використанням глибоких нейронних мереж залишається актуальним через постійно зростаючі вимоги до швидкодії, адаптивності до різноманітних джерел даних і обмежень обчислювальних ресурсів. Тому дослідження, спрямовані на розробку інтелектуальних рішень на основі глибоких нейронних мереж, є важливими для забезпечення точності, ефективності та надійності в системах розпізнавання зображень, що використовуються в реальних умовах.

Останнім часом супутникові зображення все частіше застосовуються для спостереження в різних галузях [1]. Оскільки питання національної безпеки залишаються актуальними, є нагальна потреба в сучасних технологіях спостереження, які дозволяють виявляти та моніторити потенційні загрози в режимі реального часу. Розпізнавання об'єктів на супутникових та аерофотознімках сприяє зміцненню обороноздатності, адже завдяки цьому можна виявляти й відстежувати ключові об'єкти, такі як кораблі, літаки, бойова техніка (наприклад, танки), транспортні засоби для логістики та ін.

Через те, що супутники рухаються відносно Землі (окрім геостационарних супутників), об'єкти на зображеннях можуть бути орієнтовані під різними кутами, особливо якщо вони також знаходяться в русі. Використання орієнтованих рамок для розпізнавання об'єктів дозволяє адаптувати рамки до орієнтації об'єктів на супутникових знімках. Це особливо корисно для оборонного спостереження, де об'єкти можуть мати різну орієнтацію через рух, камуфляж або інші методи приховування. Такий підхід забезпечує точніше визначення місцезнаходження та чітке розмежування об'єктів.

Для оборонних цілей потрібна обробка зображень у режимі реального часу, щоб миттєво реагувати на можливі загрози. YOLOv5, відома своєю ефективністю та одноетапним методом виявлення, добре підходить для швидкого прийняття рішень у військовому спостереженні.

Отже, актуальною задачею є підвищення ефективності розпізнавання зображень, де важливе точне виявлення об'єктів різних форм та орієнтацій для прийняття правильних рішень в режимі реального часу.

У сучасну епоху, що характеризується безпрецедентними технологічними досягненнями та зростанням глобалізації, ефективне управління ланцюгами постачання стало основним чинником успіху компаній. Управління запасами займає центральне місце, адже воно є необхідним для забезпечення наявності продукції, мінімізації витрат та виконання очікувань кінцевого споживача щодо доставки [2].

Історично управління запасами стикалося з численними викликами, зокрема з точністю підрахунку, ефективністю поповнення запасів та інтеграцією технологічних систем, які спрощують ці процеси. Завдяки появі технологій штучного інтелекту та комп'ютерного зору виникає можливість автоматизовано розв'язувати ці проблеми [3].

Попри досягнення в автоматизації складів, багато традиційних систем все ще значною мірою покладаються на ручне втручання, що призводить до помилок та затримок. Технології комп'ютерного зору та машинного навчання мають потенціал перетворити ці процеси, забезпечуючи точні та ефективні рішення для розпізнавання та класифікації продукції. Однак реалізація цих технологій має свої виклики, наприклад, інтеграція з існуючими системами та опір персоналу складу змінам.

Інтеграція IoT-систем для забезпечення оновлень інвентаризації в реальному часі є значним кроком уперед в автоматизації управління запасами [4]. Основна задача полягає в розробці платформи інвентаризації на основі технологій комп'ютерного зору, здатної автоматично ідентифікувати, підраховувати та моніторити запаси в реальному часі. Така платформа повинна інтегрувати високоякісні камери та сервери, використовуючи алгоритми комп'ютерного зору та машинного навчання для аналізу зображень продукції та розташування на полицях.

Література:

1. Golovko V., Kroshchanka A., Mikhno E., Komar M., Sachenko A. Deep convolutional neural network for detection of solar panels. *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*. 2020. 48. 371-389.
2. Zotov V. B., Demin S. S., Glazkova I. Y. Features of material flow accounting for the efficient supply chain management. *International Journal of Supply Chain Management*, 2019. 8.
3. Kalinov I., Petrovsky A., Ilin V., Pristanskiy E., Kurenkov M., Ramzhaev V., et al. WareVision: CNN barcode detection-based UAV trajectory optimization for autonomous warehouse stocktaking. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5. <http://dx.doi.org/10.1109/LRA.2020.3010733>.
4. Molling G., Klein, A. Z. Value proposition of IoT-based products and services: A framework proposal. *Electronic Markets*, 2022, 32. <http://dx.doi.org/10.1007/s12525-022-00548-w>.

СУЧАСНІ ПІДХОДИ ДО УПРАВЛІННЯ ПРОЄКТАМИ: МАШИННЕ НАВЧАННЯ ТА БЛОКЧЕЙН-ТЕХНОЛОГІЇ

Мись Андрій Русланович

магістрант, Західноукраїнський
національний університет, м. Тернопіль

Рипіч Богдан Віталійович

магістрант, Західноукраїнський
національний університет, м. Тернопіль

Шевчук Вадим Михайлович

магістрант, Західноукраїнський
національний університет, м. Тернопіль

Інтернет-адреса публікації на сайті:

<https://www.economy-confer.com.ua/full-article/5879/>

В умовах зростаючої складності програмних проєктів і невизначеності у плануванні дедалі більшої популярності набувають інтелектуальні технології для управління проєктами. Традиційні методи, хоча й забезпечують певний рівень ефективності, часто не здатні враховувати всі взаємозв'язки між параметрами проєкту, що призводить до неточних оцінок і ризиків перевитрат.

Проблема оцінки зусиль для розробки програмного забезпечення залишається відкритою через наявність складних взаємозв'язків між численними параметрами проєкту, що часто призводить до неточних прогнозів [1]. Сучасні методи оцінки стикаються з труднощами при обробці непослідовних, неповних, розріжених та недостатньо задокументованих наборів даних, що є однією

02.12.24, 16:20

1. Інформаційні системи і технології - Наукові конференції

[Toggle navigation](#) [Головна](#)

- [Конференції](#)
- [Вимоги](#)
- [Календар](#)
- [Архів](#)

[UA](#) [RU](#) [EN](#)

Фраза для пошуку

Вас вітає Інтернет конференція!

Вітаємо на нашому сайті

Рік заснування видання - 2011

1. Інформаційні системи і технології

- [1](#)
- [2](#)

01.12.2024 13:03

ІМПУТАЦІЯ ПРОПУЩЕНИХ ДАНИХ ЗА ДОПОМОГОЮ ГЛИБОКИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТА НЕЧІТКОЇ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ

[1. Інформаційні системи і технології]

Автор: **Гончар Ярослав Андрійович**, магістр, Західноукраїнський національний університет, м. Тернопіль

[Відкрити тези доповіді »](#)

01.12.2024 13:09

АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА ПРОГНОЗУВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ПРИВАТНОЇ СОЛЯНОЇ ЕЛЕКТРОСТАНЦІЇ

[1. Інформаційні системи і технології]

Автор: **Григоренко Олег Ігорович**, магістр, Західноукраїнський національний університет, м. Тернопіль

[Відкрити тези доповіді »](#)

01.12.2024 13:12

РОЗПОДІЛЕНЕ ГЛИБОКЕ НАВЧАННЯ ДЛЯ ОБРОБКИ ДАНИХ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ

[1. Інформаційні системи і технології]

Автор: **Демчишин Владислав Володимирович**, магістр, Західноукраїнський національний університет, м. Тернопіль

02.12.24, 16:20

1. Інформаційні системи і технології - Наукові конференції

[Відкрити тези доповіді »](#)

01.12.2024 13:14

НАЛАШТУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ ГЛИБОКИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ЗА ДОПОМОГОЮ ЕВОЛЮЦІЙНИХ АЛГОРИТМІВ

[1. Інформаційні системи і технології]

Автор: Книш Тетяна Олегівна, магістр, Західноукраїнський національний університет, м. Тернопіль[Відкрити тези доповіді »](#)

01.12.2024 13:19

АРХІТЕКТУРА АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ІНТЕГРАЦІЇ ПОТОКІВ ВЕЛИКИХ ДАНИХ З МОДЕЛЯМИ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ

[1. Інформаційні системи і технології]

Автор: Костирка Роман Петрович, магістр, Західноукраїнський національний університет, м. Тернопіль[Відкрити тези доповіді »](#)

01.12.2024 13:24

КЛАСИФІКАЦІЯ ТЕКСТУ НА ОСНОВІ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ ТА ЕВОЛЮЦІЙНОГО ПІДХОДУ

[1. Інформаційні системи і технології]

Автор: Кравець Катерина Русланівна, магістр, Західноукраїнський національний університет, м. Тернопіль[Відкрити тези доповіді »](#)

01.12.2024 13:27

КОНЦЕПТУАЛЬНА МОДЕЛЬ ІoT-СИСТЕМИ ДЛЯ ОБРОБКИ ДАНИХ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ТУМАННИХ ОБЧИСЛЕНЬ ТА ХМАРНОГО СЕРЕДОВИЩА

[1. Інформаційні системи і технології]

Автор: Ляпандра Андрій Степанович, магістр, Західноукраїнський національний університет, м. Тернопіль[Відкрити тези доповіді »](#)

01.12.2024 13:29

КОНЦЕПТУАЛЬНІ ОСНОВИ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ НА СУПУТНИКОВИХ ЗНІМКАХ НА ОСНОВІ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ

[1. Інформаційні системи і технології]

Автор: Марігчак Сергій Миколайович, магістр, Західноукраїнський національний університет, м. Тернопіль

02.12.24, 16:20

1. Інформаційні системи і технології - Наукові конференції

[Відкрити тези доповіді »](#)

01.12.2024 13:32

КОНЦЕПТУАЛЬНІ ОСНОВИ МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ РИЗИКІВ У ПРОЄКТАХ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

[1. Інформаційні системи і технології]

Автор: Мись Андрій Русланович, магістр, Західноукраїнський національний університет, м. Тернопіль[Відкрити тези доповіді »](#)

01.12.2024 13:35

ІНТЕГРАЦІЯ ЕВОЛЮЦІЙНИХ АЛГОРИТМІВ І МЕТОДУ АНАЛОГІЙ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ ОЦІНКИ ВАРТОСТІ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

[1. Інформаційні системи і технології]

Автор: Мормуль Андрій Романович, магістр, Західноукраїнський національний університет, м. Тернопіль[Відкрити тези доповіді »](#)

01.12.2024 13:39

МЕТОД ВІДНОВЛЕННЯ ПРОПУЩЕНИХ ТА ПОШКОДЖЕНИХ ДАНИХ У МЕРЕЖАХ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ

[1. Інформаційні системи і технології]

Автор: Пархін Антоній Романович, магістр, Західноукраїнський національний університет, м. Тернопіль[Відкрити тези доповіді »](#)

01.12.2024 13:44

ПІДВИЩЕННЯ НАДІЙНОСТІ ВУЗЛІВ МЕРЕЖІ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ НА ОСНОВІ АНСАМБЛЕВОГО ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ

[1. Інформаційні системи і технології]

Автор: Пилип'як Назар Богданович, магістр, Західноукраїнський національний університет, м. Тернопіль[Відкрити тези доповіді »](#)

01.12.2024 13:46

УПРАВЛІННЯ СКЛАДСЬКИМИ ЗАПАСАМИ НА ОСНОВІ ІНТЕГРАЦІЇ ТЕХНОЛОГІЙ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ТА МАШИННОГО НАВЧАННЯ

[1. Інформаційні системи і технології]

Автор: Процик Олександр Михайлович, магістр, Західноукраїнський національний університет, м. Тернопіль

*Процик Олександр Михайлович, магістр
Західноукраїнський національний університет, м. Тернопіль*

УПРАВЛІННЯ СКЛАДСЬКИМИ ЗАПАСАМИ НА ОСНОВІ ІНТЕГРАЦІЇ ТЕХНОЛОГІЙ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ТА МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Розробка та впровадження надійної, ефективної та масштабованої платформи, що базується на передових технологіях комп'ютерного зору та машинного навчання дозволить змінити традиційний підхід до управління запасами, перетворивши його на високотехнологічний автоматизований процес, який стане основою для динамічного управління запасами, що відповідає сучасним вимогам масштабованих складських операцій.

Камери та сервери є основним апаратним забезпеченням для реалізації платформи. Камери, стратегічно розміщені в ключових точках складу, знімають детальні зображення інвентаризації. Вибір камер був ретельно здійснений на основі кількох критеріїв, важливих для функціональності та ефективності системи комп'ютерного зору.

Обрано високоякісні камери з роздільною здатністю 1080p або вище, завдяки їхній здатності розпізнавати дрібні деталі на етикетках продуктів і унікальні особливості, важливі для точного розпізнавання патернів [1]. Ці високоякісні камери забезпечують видимість та розрізнення навіть малих або щільно розташованих елементів, що є важливим для точної інвентаризації.

Камери оснащені лінзами з автоматичним фокусуванням та можливістю динамічного налаштування для підтримки різних умов освітлення [2]. Ця функція є необхідною в умовах складу, де освітлення може змінюватися від яскравих світлодіодних ламп до розсіяного природного світла. Підтримка чіткості зображення за умов коливання освітлення забезпечує постійну якість захоплення зображень, що є критично важливим для надійності системи. Додатково камери мають оптичний зум, що є необхідним для врахування

різноманітності розмірів і форм продукції на складі. Оптичний зум дозволяє динамічно налаштовуватися під час роботи, надаючи гнучкість і забезпечуючи, що продукція на різних відстанях знімається з достатньою деталізацією.

Для стратегічного розміщення камери встановлено в ключових точках, таких як зони прийому, зберігання та відправлення. Ця стратегія розміщення була розроблена після ретельного аналізу робочого потоку складу. Основні області, де зосереджений потік продукції та де видимість є вирішальною для ефективного відстеження інвентаризації, були визначені як оптимальні точки для встановлення камер [3]. Це стратегічне розміщення забезпечує всебічний моніторинг руху продукції – від моменту надходження до виходу, підвищуючи загальну ефективність системи управління запасами.

Для обробки значного обсягу обчислень, пов'язаного з обробкою візуальних даних, зібраних камерами, використовуються сервери з багатоядерними процесорами та високопродуктивними відеокартами. Відеокарти були спеціально обрані за здатність прискорювати паралельні обчислювальні операції, що є необхідним для швидкої обробки зображень і виконання алгоритмів машинного навчання в реальному часі.

Для забезпечення стійкості системи та точності даних у апаратній архітектурі впроваджено механізми відмовостійкості. Резервні сервери та камери налаштовані для підтримки можливості автоматичного переключення у разі збою обладнання або зовнішнього порушення. Цей резерв створено за допомогою кластерної серверної архітектури, де кожен сервер працює в синхронізації зі своїми колегами, використовуючи технології дзеркального відображення даних у реальному часі, що забезпечує реплікацію всіх оброблених даних на кілька вузлів.

Окрім фізичної резервної копії обладнання, система використовує технологію віртуалізації для створення ізольованих середовищ для кожного критично важливого компонента конвеєра обробки даних. Ці віртуальні машини (ВМ) управляються гіпервізором, який динамічно розподіляє ресурси залежно від поточного навантаження та операційних потреб. У разі збою ВМ гіпервізор

миттєво розгортає заміну з мінімальним простоем, використовуючи функції створення знімків і відкату для відновлення ВМ до останнього стабільного стану перед збоєм.

У систему також інтегровані алгоритми виявлення помилок для ідентифікації та виправлення неточностей у даних у режимі реального часу. Ці алгоритми базуються на передових моделях машинного навчання, навчених розпізнавати патерни, що вказують на поширені аномалії даних, такі як раптове зниження якості зображення або розбіжності у підрахунках запасів, що можуть виникнути через збої сенсорів або зовнішнє втручання. Після виявлення аномалії система активує серію автоматизованих протоколів: спочатку ізолює уражений потік даних, щоб запобігти поширенню помилки, а потім ініціює діагностичну процедуру для визначення джерела аномалії.

Архітектура системи базується на централізованій серверній конфігурації, де всі зібрані візуальні дані передаються до центру обробки даних. Тут проводиться аналіз зображень у реальному часі для точного визначення та підрахунку товарів на складі. Централізована архітектура забезпечує ефективну масштабованість: додаткові сервери або оновлення GPU можуть бути впроваджені для обробки зростаючих обсягів даних відповідно до потреб системи.

Література

1. Yeh, M. C., & Li, Y. N. Multilabel deep visual-semantic embedding. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020. 42. <http://dx.doi.org/10.1109/TPAMI.2019.2911065>.
2. Oh, J. Y., Choi, H. S., Jung, S. H., Kim, H. S., & Shin, H. Y. Development of pallet recognition system using kinect camera. *International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering*, 2014. 9. <http://dx.doi.org/10.14257/ijmue>.
3. Elgendi, M., Picon, F., Magnenat-Thalmann, N., & Abbott, D. Arm movement speed assessment via a kinect camera: A preliminary study in healthy subjects. *BioMedical Engineering Online*, 2014. 13. <http://dx.doi.org/10.1186/1475-925X-13-88>.