

Вінницький національний технічний університет
Факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації
Кафедра комп'ютерних систем управління

МАГІСТЕРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему:

**«Розробка системи комп'ютерного зору для контролю дотримання
використання спецодягу працівниками небезпечних виробництв»**

Виконав: студент 2 курсу, 1АКІТР-24м
спеціальності 174 – Автоматизація,
комп'ютерно-інтегровані технології та
робототехніка

Володимир АНЦУК

Керівник: д.т.н., проф., зав. каф. КСУ

В'ячеслав КОВТУН

«12» 12 2025 р.

Опонент: к.т.н., доцент каф. АІТ

Юрій ІВАНОВ

«12» 12 2025 р.

Допущено до захисту

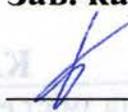
Зав. кафедри КСУ

В'ячеслав КОВТУН

«13» 12 2025 р.

Вінницький національний технічний університет
Факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації
Кафедра комп'ютерних систем управління
Рівень вищої освіти другий (магістерський)
Галузь знань – 17 – Електроніка, автоматизація та електронні комунікації
Спеціальність 174 – Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка
Освітньо-професійна програма – Інтелектуальні комп'ютерні системи

ЗАТВЕРДЖУЮ
Зав. кафедри КСУ

 В'ячеслав КОВТУН

« 26 » « 09 » 2025 р.

ЗАВДАННЯ
НА МАГІСТЕРСЬКУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ
студенту Анщуку Володимиру Валерійовичу

1. Тема роботи. Розробка системи комп'ютерного зору для контролю дотримання використання спецодягу працівниками небезпечних виробництв керівник роботи: д.т.н., проф. Ковтун В'ячеслав Васильович затверджені наказом ВНТУ від «24» вересня 2025 р. №313
2. Термін подання студентом роботи «10» грудня 2025 р.
3. Вихідні дані до роботи: Вихідні дані до магістерської кваліфікаційної роботи: підвищені вимоги до точності та надійності автоматичного контролю використання спецодягу, необхідність роботи системи комп'ютерного зору в режимі реального часу, обробка відеопотоків з виробничих камер, застосування методів глибинного навчання для розпізнавання засобів індивідуального захисту, забезпечення масштабованості та інтеграції з інформаційними системами підприємства, стійкість до змін освітлення та складних умов виробничого середовища.. Перелік матеріалів до розробки:
 1. R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Textural Features for Image Classification," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. SMC-3, no. 6, pp. 610–621, 1973. doi:10.1109/TSMC.1973.4309314
 2. D. G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," International Journal of Computer Vision, vol. 60, no. 2, pp. 91–110, 2004. doi:10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94.
4. Зміст текстової частини: вступ, аналіз предметної області контролю використання спецодягу на небезпечних виробництвах, проектування архітектури системи, проектування програмного застосунку для контролю додержання використання спецодягу, висновки.
5. Перелік ілюстративного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень). Структурна блок-схема автоматизованої системи, узагальнена схема передачі інформації, схеми реалізації програмних модулів, графіки порівняння результатів експериментальних досліджень.

1. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	виконання прийняв
4	Ратушняк О.Г., доцент кафедри економіки підприємства і виробничого менеджменту		

2. Дата видачі завдання «25» вересня 2025 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва та зміст етапу	Термін виконання		Примітка
		початок	закінчення	
1	Аналіз предметної області контролю використання спецодягу на небезпечних виробництвах	26.09.2025	04.10.2025	
2	Проектування архітектури системи	05.10.2025	25.10.2025	
3	Проектування програмного застосунку для контролю додержання використання спецодягу	26.10.2025	10.11.2025	
4	Розрахунок економічної частини	11.11.2025	20.11.2025	
5	Аналіз отриманих результатів, порівняння конфігурацій та формулювання висновків	21.11.2025	25.11.2025	
6	Оформлення матеріалів до захисту та збір підписів супроводжувальних документів	26.11.2025	30.11.2025	
7	Попередній захист МКР		02.12.2025	
8	Захист МКР		20.12.2025	

Студент

(підпис)

Володимир АНЩУК

Керівник роботи

(підпис)

В'ячеслав КОВТУН

АНОТАЦІЯ

УДК: 004.4/.6:658.787

Анщук В.В. Розробка системи комп'ютерного зору для контролю дотримання використання спецодягу працівниками небезпечних виробництв.

Магістерська кваліфікаційна робота зі спеціальності 174 – Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка, освітня програма – Інтелектуальні комп'ютерні системи. Вінниця: ВНТУ, 2025. 127 с.

На укр. мові. Бібліогр.: 62 назв; рис.: 38; табл.: 10.

Магістерська кваліфікаційна робота присвячена розробленню інтелектуальної системи комп'ютерного зору для автоматизованого контролю дотримання використання засобів індивідуального захисту (ЗІЗ) працівниками небезпечних виробництв. Актуальність дослідження зумовлена потребою підвищення рівня промислової безпеки, зменшення впливу людського фактора та скорочення часу реагування на порушення правил охорони праці.

У роботі проведено аналіз сучасних підходів до побудови систем комп'ютерного зору, розглянуто принципи функціонування платформ Google Vision API, Trueface, PPE Detection та URSA. Запропоновано архітектуру комплексної системи, що поєднує модулі детекції, атрибутивної класифікації, трекінгу об'єктів, оцінки пози людини та часової агрегації рішень. Удосконалено метод постобробки результатів з урахуванням послідовності кадрів і контексту сцени, а також підхід до балансування навчальних вибірок і доменно-специфічного донавчання нейронних моделей.

Ключові слова: комп'ютерний зір, штучний інтелект, глибинне навчання, розпізнавання об'єктів, засоби індивідуального захисту, промислова безпека, детекція, сегментація, PPE Detection.

ABSTRACT

UDC: 004.4/.6:658.787

Anshchuk, V. V. Development of a Computer Vision System for Monitoring Compliance with the Use of Protective Clothing by Employees of Hazardous Industries.

Master's Qualification Thesis in specialty 174 – Automation, Computer-Integrated Technologies and Robotics, educational programme – Intelligent Computer Systems. Vinnytsia: VNTU, 2025. 127 pp.

In Ukrainian. References: 62 titles; figures: 38; tables: 10.

The master's qualification thesis is devoted to the development of an intelligent computer vision system for automated monitoring of compliance with the use of personal protective equipment (PPE) by employees of hazardous industries. The relevance of the research is determined by the need to increase the level of industrial safety, reduce the impact of the human factor, and shorten response time to violations of occupational safety regulations.

The thesis presents an analysis of modern approaches to the design of computer vision systems and examines the principles of operation of the Google Vision API, Trueface, PPE Detection, and URSA platforms. An architecture of a comprehensive system is proposed, combining modules for detection, attribute classification, object tracking, human pose estimation, and temporal aggregation of decisions. The post-processing method has been improved by taking into account frame sequences and scene context, as well as the approach to balancing training datasets and domain-specific fine-tuning of neural models.

Keywords: computer vision, artificial intelligence, deep learning, object recognition, personal protective equipment, industrial safety, detection, segmentation, PPE Detection.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	4
1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ КОНТРОЛЮ ВИКОРИСТАННЯ СПЕЦОДЯГУ НА НЕБЕЗПЕЧНИХ ВИРОБНИЦТВАХ.....	6
1.1 Системи комп'ютерного зору для забезпечення дотримання правил безпеки.....	6
1.2 Огляд існуючих принципів розпізнавання об'єктів у контролі використання спецодягу.....	11
1.2.1 Порівняння із зразком.....	12
1.2.2 Використання штучних нейронних мереж.....	13
1.2.3 Статистичні методи.....	14
1.2.4 Структурні та синтаксичні методи.....	15
1.3 Аналіз аналогічних рішень у сфері контролю дотримання використання спецодягу.....	16
1.3.1 Google Vision API.....	20
1.3.2 Trueface.....	22
1.3.3 PPE Detection.....	23
1.3.4 Urban Reconnaissance through Supervised Autonomy.....	25
1.4 Актуальність та недоліки.....	27
2 ПРОЄКТУВАННЯ АРХІТЕКТУРИ СИСТЕМИ.....	30
2.1 Опис об'єкта дослідження.....	30
2.2 Постановка задачі.....	31
2.2.1 Мета розвитку системи.....	32
2.2.2 Основні функціональні можливості системи.....	32
2.2.3 Нефункціональні вимоги.....	33
2.2.4 Вимоги безпеки.....	34
2.3 Архітектура системи.....	34
3 ПРОЄКТУВАННЯ ПРОГРАМНОГО ЗАСТОСУНКУ ДЛЯ КОНТРОЛЮ ДОДЕРЖАННЯ ВИКОРИСТАННЯ СПЕЦОДЯГУ.....	40
3.1 Навчання моделі ШІ.....	42
3.2 Проєктування бази даних для за стосунку.....	49

	3
3.2.1 Визначення основних бізнес-правил.....	51
3.2.2 ER-моделювання.....	52
3.3 Проєктування взаємодії клієнтської та серверної частини.....	55
3.4 Комп'ютерне моделювання системи автоматичного управління для розпізнавання осіб за типом одягу.....	61
4 ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА.....	72
4.1 Оцінювання комерційного потенціалу розробки.....	72
4.2 Прогнозування витрат на виконання науково-дослідної (дослідно-конструкторської) роботи.....	75
4.3 Розрахунок ефективності вкладених інвестицій та періоду їх окупності.....	86
4.4 Висновки до розділу.....	88
ВИСНОВКИ.....	90
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	93
Додатки.....	97
Додаток А (обов'язковий) протокол перевірки навчальної (кваліфікаційної) роботи.....	98
Додаток Б (обов'язковий) Технічне завдання.....	99
Додаток В (довідковий) Лістинг програми.....	104
Додаток Г (обов'язковий) Ілюстративна частина.....	112

ВСТУП

Сучасний стан розвитку технологій штучного інтелекту та комп'ютерного зору зумовлює потребу в автоматизованих рішеннях для підвищення промислової безпеки, зокрема у частині контролю використання засобів індивідуального захисту на небезпечних виробництвах. Інтелектуальні системи аналізу відеопотоків здатні безперервно відстежувати наявність спецодягу, оперативно виявляти порушення вимог охорони праці та зменшувати залежність від людського фактору, що суттєво впливає на зниження виробничих ризиків і втрат.

Об'єктом дослідження є процес автоматизованого контролю дотримання використання засобів індивідуального захисту працівниками небезпечних виробництв у режимі реального часу, який передбачає безперервний моніторинг візуальних даних з виробничих камер, формування подій про порушення та підтримку прийняття рішень відповідальним персоналом.

Предметом дослідження є методи та технології комп'ютерного зору і глибинного навчання для детекції людини та розпізнавання елементів спецодягу на зображеннях і у відеопотоці, включно з підходами до підготовки даних, сегментації, класифікації, виявлення об'єктів і постобробки результатів із використанням програмно-апаратних засобів, придатних для розгортання в індустріальних умовах.

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення рівня технологічної та операційної безпеки об'єкта дослідження шляхом розроблення інтелектуальної системи комп'ютерного зору, яка забезпечує автоматичний контроль наявності спецодягу та формує своєчасні сповіщення про порушення, що у підсумку приводить до покращення якісних характеристик процесу моніторингу, а саме до зменшення середнього часу виявлення інцидентів, підвищення точності і повноти детекції та зниження частоти хибних тривог.

Задачі дослідження охоплюють теоретичний і прикладний аспекти та включають аналіз сучасних підходів комп'ютерного зору для індустріальної безпеки, формалізацію вимог до системи з урахуванням обмежень виробничого

середовища, розроблення архітектури і програмних компонентів для детекції людини та елементів спецодягу у відеопотоці, побудову та валідацію моделі глибинного навчання на репрезентативних даних, проєктування підсистеми подієвих сповіщень і збереження результатів, а також експериментальну перевірку точності, швидкодії та надійності функціонування у наближених до реальних умов сценаріях.

Наукова новизна полягає у поєднанні методів виявлення об'єктів та класифікації атрибутів у єдиному конвеєрі обробки відео, який оптимізовано для виробничих сцен із значною варіативністю освітлення, перегород і часткових оклюзій, у запропонованій структурі постобробки рішень моделі з урахуванням часової послідовності кадрів, а також у методичних підходах до формування навчальних підмножин і балансування класів, релевантних саме завданню контролю використання засобів індивідуального захисту.

Практична цінність результатів полягає у можливості інтеграції розробленої системи до існуючої виробничої інфраструктури для безперервного спостереження за дотриманням правил охорони праці, що забезпечує автоматизоване виявлення і реєстрацію порушень, скорочує час реагування відповідальних осіб, підвищує дисципліну використання спецодягу та сприяє зниженню кількості травматичних випадків і простоїв, пов'язаних із порушеннями безпеки.

Методи дослідження базуються на аналізі літератури та існуючих рішень у сфері комп'ютерного зору, на моделюванні та проєктуванні архітектури системи моніторингу, на застосуванні алгоритмів глибинного навчання для детекції й класифікації об'єктів у відео, на побудові програмного забезпечення серверно-клієнтної взаємодії для обробки потоків даних і формування подій, а також на експериментальному оцінюванні точності, повноти та продуктивності з використанням метрик, прийнятих у галузі контролю промислової безпеки.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ КОНТРОЛЮ ВИКОРИСТАННЯ СПЕЦОДЯГУ НА НЕБЕЗПЕЧНИХ ВИРОБНИЦТВАХ

1.1 Системи комп'ютерного зору для забезпечення дотримання правил безпеки

Комп'ютерний зір (Computer Vision) – це галузь штучного інтелекту, яка вивчає методи автоматичного отримання, аналізу й інтерпретації візуальних даних із цифрових камер або сенсорів. Її мета полягає у перетворенні необроблених зображень або відеопотоків на структуровану інформацію, придатну для автоматизованого прийняття рішень. У промислових умовах комп'ютерний зір застосовується для контролю якості продукції, відстеження виробничих процесів, розпізнавання персоналу, а також моніторингу дотримання вимог охорони праці. Зокрема, системи комп'ютерного зору дозволяють виявляти наявність або відсутність елементів спецодягу у працівників, що є критично важливим для запобігання виробничим травмам.

Завдяки розвитку методів глибинного навчання, обчислювальної потужності графічних процесорів і появі великих наборів навчальних даних, технології комп'ютерного зору стали невід'ємною частиною інтелектуальних систем автоматизації. Згідно зі статистикою, обсяг світового ринку комп'ютерного зору у 2021 році становив 12,22 млрд доларів США, а до 2028 року очікується його збільшення до 20,05 млрд доларів [5]. Такі тенденції свідчать про активне впровадження подібних технологій у галузі промислової безпеки, транспорту, медицини та енергетики.

Для реалізації ефективного контролю використання спецодягу працівниками небезпечних виробництв доцільно застосовувати кілька взаємодоповнювальних типів систем комп'ютерного зору.

Першим типом є системи розпізнавання об'єктів. Вони здійснюють автоматичну ідентифікацію об'єктів на зображеннях або відео та визначають їх межі. На рис. 1.1 подано приклад системи, яка розпізнає категорії «покупець», «працівник» та «продукти». У контексті промислового контролю подібна технологія використовується для розпізнавання класу «працівник» і перевірки

наявності обов'язкових елементів спецодягу (каски, жилета, рукавиць). Це дозволяє формувати автоматичні повідомлення про порушення правил безпеки у реальному часі.

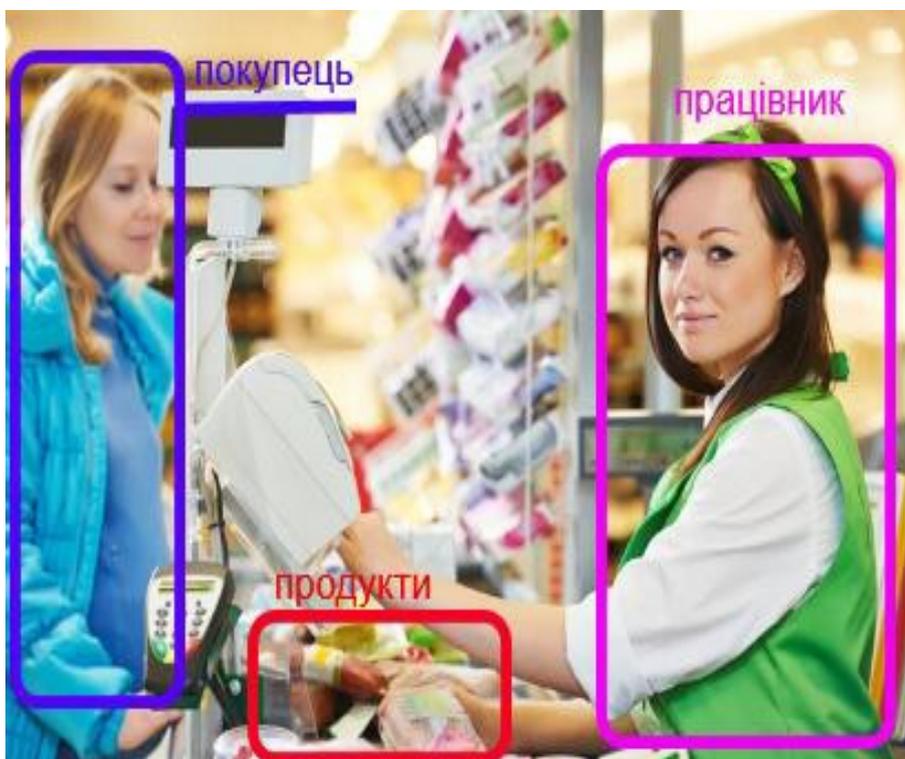


Рисунок 1.1 – Приклад системи розпізнавання об'єктів у процесі ідентифікації працівника та елементів його спорядження

Другим напрямом є системи сегментації зображень, які розділяють зображення на області, що відповідають різним об'єктам або класам об'єктів. На рис. 1.2 продемонстровано приклад семантичної сегментації дорожньої сцени, де кожен об'єкт позначено окремим кольором. У промисловому застосуванні цей підхід дозволяє точно визначати межі працівника та елементів його одягу навіть за умов недостатнього освітлення або часткових перекриттів. Сегментація особливо важлива для задач, де необхідна піксельна точність при перевірці наявності каски чи рукавиць.

Системи трекінгу об'єктів забезпечують безперервне відстеження руху працівників у просторі, що необхідно для контролю поведінки у динамічних умовах.



Рисунок 1.2 – Приклад системи сегментації зображень для точного відокремлення елементів спецодягу від фону виробничої сцени

На рис. 1.3 показано приклад конвеєрної лінії з автоматичним відстеженням об'єкта. Аналогічно у виробничому середовищі система трекінгу може відстежувати працівника, який рухається між зонами, зберігаючи його ідентифікатор та перевіряючи наявність спецодягу протягом усього часу перебування у небезпечній зоні. Це дозволяє запобігати ситуаціям, коли каска або жилет зняті під час виконання робіт.

Наступний клас систем – це системи розпізнавання дій і жестів, які аналізують рухи людини, визначаючи їхню відповідність встановленим правилам безпеки. На рис. 1.4 показано приклад побудови скелетної моделі людини із візуалізацією ключових точок тіла. У промислових умовах цей принцип дає змогу фіксувати випадки, коли працівник знімає каску, торкається обладнання без рукавиць або здійснює небезпечні маніпуляції. Аналіз поз і дій дозволяє не лише виявляти порушення, а й прогнозувати ризики, пов'язані з поведінкою працівника.

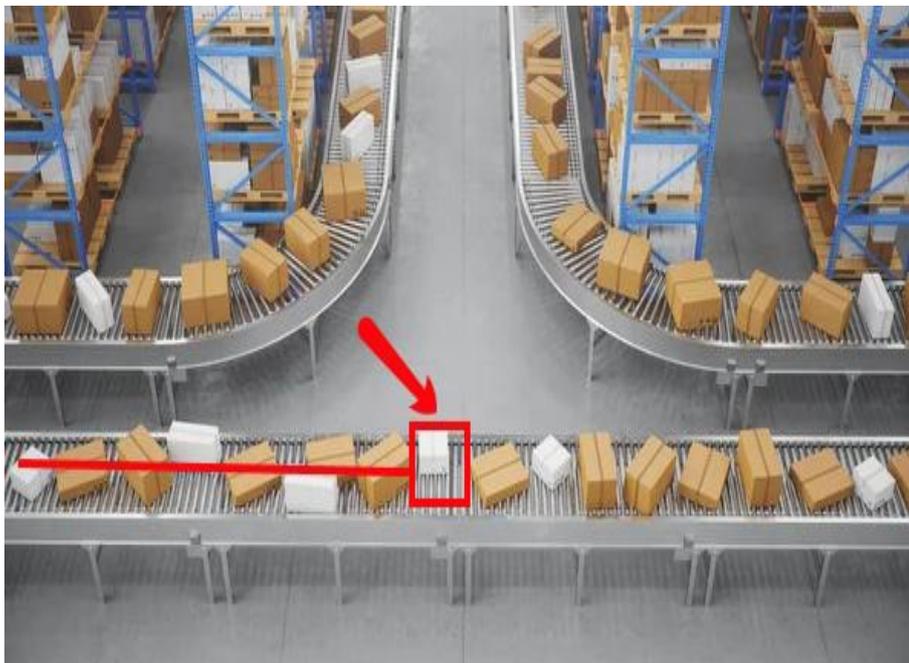


Рисунок 1.3 – Приклад системи трекінгу об'єктів для моніторингу переміщення працівників у межах виробничої ділянки

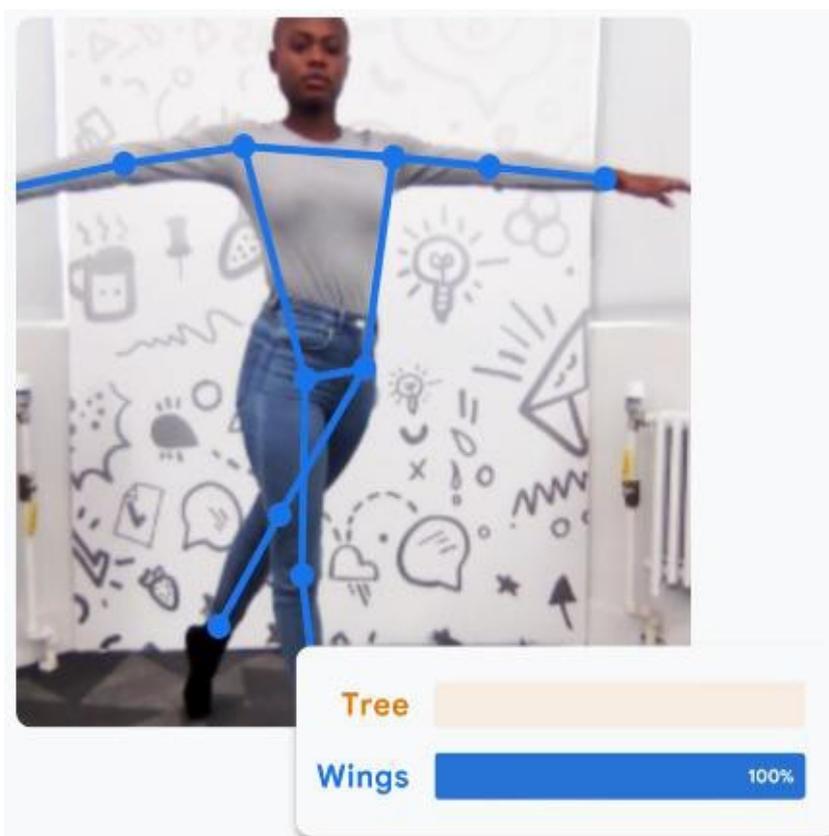


Рисунок 1.4 – Приклад системи розпізнавання дій і жестів для оцінювання відповідності рухів працівника правилам безпеки

Більш високий рівень аналізу забезпечують системи розуміння сцен, які дозволяють будувати семантичну модель середовища з урахуванням просторових взаємозв'язків між об'єктами. Приклад подібного підходу подано на рис. 1.5, де система інтерпретує сцену з об'єктами різних форм і розмірів. У промислових умовах така система може класифікувати зони цеху (безпечні, небезпечні, службові), оцінювати, чи перебуває працівник без спецодягу у зоні підвищеного ризику, і забезпечувати контекстну інтерпретацію подій.

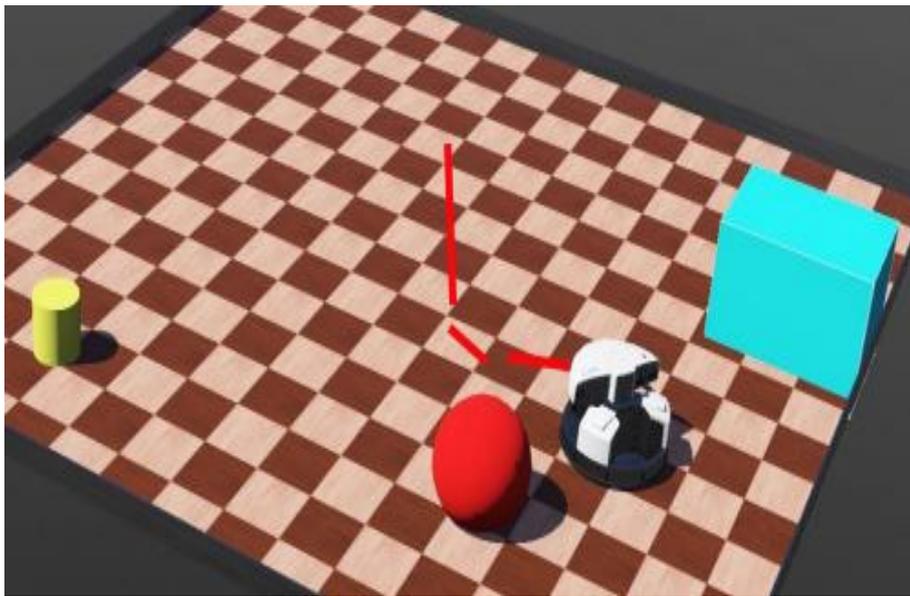


Рисунок 1.5 – Приклад системи аналізу та розуміння сцен для побудови контекстної моделі виробничого простору

Завершальним елементом комплексного аналізу є системи 3D-реконструкції. Вони дозволяють відтворювати тривимірну структуру об'єктів або середовища на основі двовимірних зображень. На рис. 1.6 подано приклад медичної реконструкції об'єктів, що демонструє принцип побудови об'ємної моделі. У сфері промислової безпеки аналогічні підходи застосовуються для просторової оцінки положення працівника, виявлення глибини сцени та точного визначення відстані до обладнання, що підвищує точність контролю дотримання вимог щодо спецодягу.



Рисунок 1.6 – Приклад системи 3D-реконструкції для просторової оцінки положення працівника відносно обладнання

У підсумку, системи комп'ютерного зору, що реалізують функції розпізнавання, сегментації, трекінгу, аналізу дій і тривимірної реконструкції, створюють єдину технологічну основу для побудови інтелектуальних систем контролю дотримання вимог охорони праці. Їх інтеграція дозволяє реалізувати повністю автоматизований процес виявлення порушень, який працює у реальному часі, адаптується до умов виробництва та підвищує рівень безпеки персоналу.

1.2 Огляд існуючих принципів розпізнавання об'єктів у контролі використання спецодягу

Розпізнавання образів (об'єктів) у промислових системах комп'ютерного зору є базовою функцією, що забезпечує ідентифікацію та класифікацію за візуальними ознаками, зокрема за формою, кольором, текстурою, контурами та контекстом сцени. У контексті контролю дотримання використання засобів індивідуального захисту образ розглядається як класифікаційна сутність, яка описує стан працівника «у спецодязі» або «без спецодягу», а також відповідність розміщення елементів захисного спорядження нормативним вимогам. Для розв'язання цього завдання вживають чотири комплементарні

підходи: порівняння із зразком, використання штучних нейронних мереж, статистичні методи та структурно-синтаксичні підходи [6].

1.2.1 Порівняння із зразком

Метод порівняння із зразком передбачає геометричну нормалізацію вхідного зображення з вирівнюванням масштабу, орієнтації та положення і подальше обчислення метрики близькості до еталонів; у задачах контролю спецодягу це дає змогу зіставляти силует працівника та локальні області кадру з прототипами «каска присутня», «каска відсутня», «жилет присутній» і «жилет відсутній», що особливо ефективно за сталої геометрії та помірної варіативності фону [7]. На рис. 1.7 проілюстровано роботу зіставлення: вхідне зображення співвідноситься з набором прототипів, а мінімальна відстань у просторі ознак визначає належність до класу; у виробничому застосуванні аналогічний механізм використовується для звірення локальних шаблонів каски або сигнального жилета з еталонними масками.

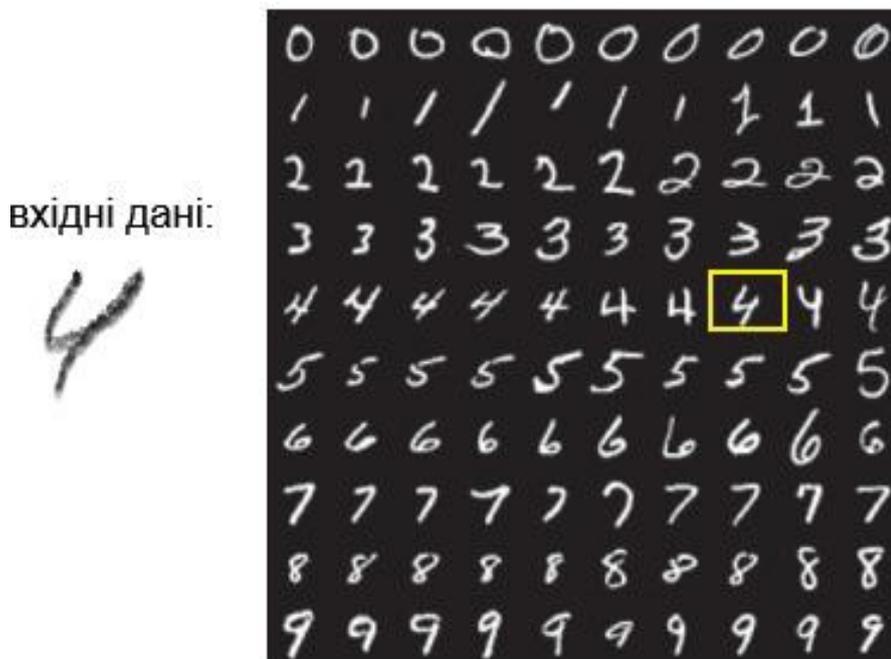


Рисунок 1.7 – Порівняння вхідних даних зі зразком

Аналіз прикладу свідчить, що метод забезпечує високу надійність за умови контрольованої варіації форми та масштабу, але чутливий до оклюзій,

неканонічних ракурсів і різкого перепаду освітлення; тому в реальних цехах доцільно комбінувати його з нейромережевими детекторами, які підвищують толерантність до спотворень.

1.2.2 Використання штучних нейронних мереж

Штучні нейронні мережі, насамперед згорткові архітектури, автоматично навчаються інваріантним ознакам і стійко узагальнюють їх на нові сцени, що робить їх базовим інструментом у задачах детекції касок, жилетів і рукавиць у відеопотоці; навчання проводять на репрезентативних вибірках із позитивними та негативними прикладами, а під час інференсу мережа формує карти ознак і ймовірнісні оцінки приналежності регіонів кадру до цільових класів [8]. На рис. 1.8 наведено фрагмент етапу навчання: попередні карти активацій відображають чутливість до просторових патернів, тоді як вихідні активації демонструють згорткові фільтри, що підсвічують контури та текстури, релевантні для виявлення елементів спецодягу.

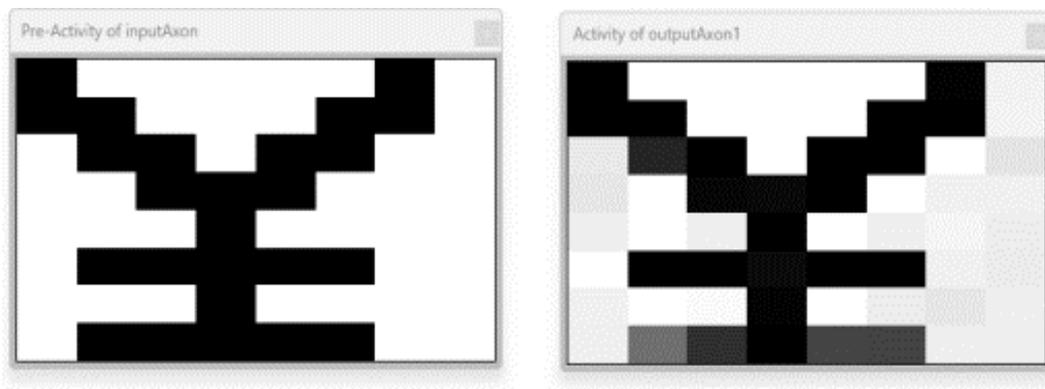


Рисунок 1.8 – Розпізнавання образів нейронною мережею (на етапі навчання)

Узагальнення результату показує, що нейромережовий підхід є менш чутливим до змін освітлення і перспективи, а точність та повнота зростають разом з різноманітністю даних, однак потребують ретельної валідації на доменно-специфічних наборах і належної регуляризації, щоб уникнути переобучення на фоні та спецтекстурах.

1.2.3 Статистичні методи

Статистичні підходи моделюють зображення через розподіли інтенсивностей і взаємозв'язки між пікселями; у практиці контролю спецодягу вони слугують для первинного виділення регіонів інтересу, наприклад сигнальних кольорів жилетів або яскравих вставок касок на складному фоні. Класичні моделі спираються на двовимірні функції щільності ймовірності та матриці співзустрічі рівнів яскравості, з яких обчислюють інформативні показники, зокрема кутовий момент, контрастність, кореляцію та ентропію, а в спектральній області використовують двовимірне дискретне перетворення Фур'є для аналізу частотних складових, що підвищує стійкість до шуму, хоча може згладжувати різкі межі між класами [9]. Для ілюстрації застосуємо стохастичну модель порогового відбору, у якій ознакове зображення формується правилом

$$\text{if } |u\{i,j\} - m| > \varepsilon\{tr\} \text{ then } v\{i,j\} = u\{i,j\} \text{ else } v\{i,j\} = 0, \quad (1.1),$$

де $u\{i,j\}$ і $v\{i,j\}$ – елементи матриць заданого зображення та результату, m – середнє, а $\varepsilon\{tr\}$ – пороговий параметр. На рис. 1.9 показано початкове тестове зображення та результат застосування правила (1.1), де яскраві фрагменти відокремлено від фону відповідно до обраного порога.

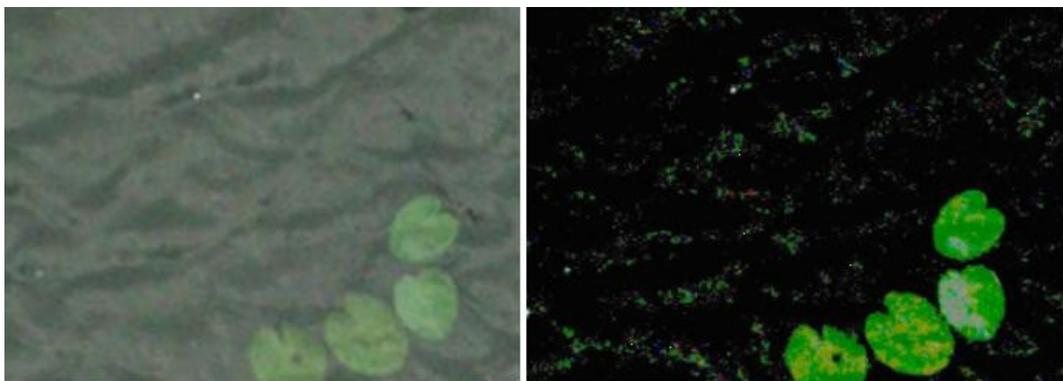


Рисунок 1.9 – Тестове зображення та результат розпізнавання об'єктів за статистичним методом

Поглиблений аналіз демонструє компроміс між чутливістю та специфічністю: зменшення ϵ_{tr} підвищує виявлення дрібних деталей, але збільшує кількість хибних спрацьовувань, тоді як його надмірне зростання призводить до втрати тонких елементів, зокрема вузьких світловідбивних смуг; у конвеєрі контролю практично доцільно використовувати статистичний передпроцесинг як модуль ініціалізації регіонів інтересу перед нейромережевою уточнювальною детекцією.

1.2.4 Структурні та синтаксичні методи

Структурні методи репрезентують образ як композицію примітивів із зафіксованими просторовими та топологічними відношеннями; таку структуру зручно кодувати графами, де вершини відповідають елементарним формам, а ребра – відстаням, кутам і відносному розташуванню. У задачі контролю це дозволяє формалізувати геометрію каски, контур жилета та конфігурацію світловідбивних смуг, а далі співвіднести їх із еталонною граматикою або граф-шаблоном. На рис. 1.10 продемонстровано етап структуризації, під час якого зображення перетворюється на зв'язну сукупність примітивів, придатну для графового порівняння.

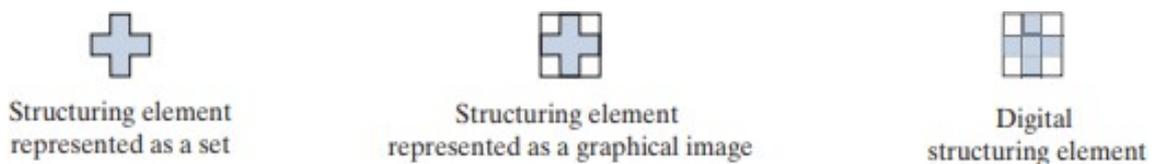


Рисунок 1.10 – Структуризація об'єктів для подальшого розпізнання

Узагальнення результату підтверджує, що структурні описи підвищують інтерпретованість і дозволяють контролювати не лише факт наявності ЗІЗ, а й коректність їхнього взаємного розміщення, однак якість сильно залежить від надійності виділення примітивів за складного фону та часткових оклюзій.

Синтаксичні методи інтерпретують образ як «слово», сформоване з «алфавіту» примітивів за правилами формальної граматики, що задає дозволених композиції; процес розпізнавання зводиться до побудови дерева розбору і

перевірки вивідності спостережуваної конфігурації [10]. На рис. 1.11 наведено приклад синтаксичного аналізу, де зліва подано тестове зображення, а справа – дерево, що відтворює композиційні правила цільового класу і фіксує відповідність структури еталона.

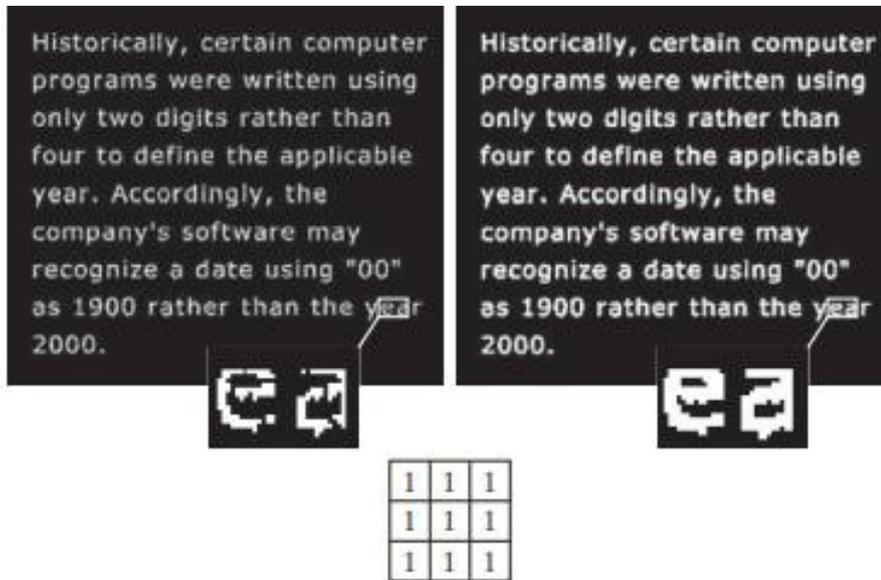


Рисунок 1.11 – Тестове зображення та результат розпізнавання об'єктів за синтаксичним методом

Аналітичний огляд рисунка показує, що граматичні описи забезпечують логічний контроль повноти та порядку елементів, що є корисним для виявлення неповного комплекту ЗІЗ або хибної комбінації елементів, проте вимогливі до якості попередньої сегментації та потребують ретельного конструювання правил для різних виробничих сценаріїв.

1.3 Аналіз аналогічних рішень у сфері контролю дотримання використання спецодягу

Автоматизоване розпізнавання образів за типом одягу та іншими візуальними характеристиками сформувалося як окремий напрям комп'ютерного зору й машинного навчання, що пройшов шлях від класифікації модних товарів і персоналізованих рекомендацій у ритейлі до індустріальних систем безпеки з функціями моніторингу відповідності засобів індивідуального захисту. Накопичені у суміжних галузях напрацювання щодо ідентифікації

категорій одягу, атрибутів зовнішнього вигляду, пози людини та контексту сцени стали підґрунтям для доменно-специфічних рішень промислової безпеки, де метою є не загальна сегментація стилів, а формальна перевірка наявності каски, сигнального жилета, захисних окулярів, рукавиць і спеціального взуття у режимі реального часу.

Застосування підходів, що походять із ритейлу та модної індустрії, забезпечує відпрацьовані конвеєри підготовки даних, а також архітектурні патерни класифікації та детекції, які адаптують до виробничого контексту шляхом донавчання на корпоративних вибірках. Набори зразків, спершу орієнтовані на загальні категорії apparel, у промислових системах доповнюють реальними знімками цехів, будівельних майданчиків і складських зон із різним освітленням, ракурсами та ступенем оклюзії, що дає змогу перевести моделі від розпізнавання стилю до розпізнавання обов'язкових елементів захисту. Практика демонструє, що порівняно з роздрібними сценаріями, де домінує класифікація за великими, легко відокремлюваними класами, для контролю спецодягу критичною стає здатність моделі коректно виділяти дрібні, протяжні та висококонтрастні елементи на кшталт світловідбивних смуг.

У сфері безпеки поширені хмарні та локальні сервіси загального призначення для детекції об'єктів, облич і сцен, які можуть бути налаштовані на виявлення елементів засобів індивідуального захисту через механізми користувацького донавчання. Такі сервіси спрощують побудову прототипів, однак у виробничій експлуатації часто поступаються спеціалізованим моделям через затримки мережевої передачі, обмеження політик приватності та змінність виробничого середовища. У результаті у практиці контролю безпеки переважає розгортання моделей безпосередньо на периферійних пристроях у цехах, що зменшує латентність і стабілізує продуктивність за рахунок локальної обробки відеопотоків.

У промисловості формується окремий клас рішень PPE Detection, призначений для автоматичного контролю наявності касок, жилетів, окулярів, рукавиць і спеціального взуття у працівників небезпечних виробництв. Типова архітектура об'єднує модуль детекції людини, модуль багатокласової

атрибутивної детекції елементів спорядження, модуль просторово-часового узгодження, що пов'язує атрибути з конкретним працівником протягом траєкторії, та модуль подієвої логіки, який інтерпретує відповідність внутрішнім правилам охорони праці. На практиці це дозволяє виконувати перевірки як на контрольних пунктах доступу, так і всередині виробничих зон, фіксувати порушення, формувати попередження й ініціювати процедури інцидент-менеджменту.

У транспортній галузі аналогічні конвеєри використовують для моніторингу дисципліни носіння сигнальних жилетів і касок на сортувальних, портових та аеродромних площах. Висока динаміка сцени, наявність великої кількості рухомих об'єктів і складні погодні умови зумовлюють підвищені вимоги до стійкості моделей проти тіней, відблисків та дощових артефактів, що стимулює використання підходів із часовим згладжуванням рішень моделі та злиттям даних з кількох камер.

У військових і парамілітарних підрозділах підсистеми аналізу екіпірування застосовують для контролю відповідності регламентам носіння шоломів, бронежилетів і захисних окулярів, а також для інвентаризації спорядження у польових умовах. У порівнянні з цивільними виробництвами тут частіше використовуються багатоспектральні сенсори та нічні режими спостереження, що вимагає від моделей інваріантності до нестандартних спектральних характеристик.

Технічно аналогічні рішення розрізняються за обраними архітектурами детекції та атрибутивної класифікації, підсистемами локалізації елементів і стратегіями валідації. Використовуються як одноетапні детектори з акцентом на продуктивність у режимі реального часу, так і дворівневі детектори з підвищеною точністю на складному фоні. Для виявлення дрібних та тонких структур, зокрема світловідбивних смуг, доцільним є поєднання детекції з семантичною або інстанс-сегментацією. У сценаріях, де місцеположення елемента відносно частин тіла має вирішальне значення, доцільно інтегрувати модулі оцінки пози людини, що підвищує стійкість до артефактів від перекриттів і нетипових ракурсів.

Окремим чинником якості виступає дані: практично всі рішення досягають робочих показників лише після доменно-специфічного донавчання на корпоративних вибірках з урахуванням реальних камер, оптики, висоти встановлення та умов освітлення. Узагальнювана практика включає балансування класів із дефіцитними прикладами окремих елементів спорядження, синтетичні аугментації для імітації погодних і світлових сценаріїв, жорсткий контроль якості розмітки у багатоточкових атрибутивних задачах і експлуатаційні перевірки на відкладених наборах. Для стабілізації рішень у потоці використовуються алгоритми часової агрегації та відсікання одиничних помилкових детекцій, що суттєво зменшує кількість хибних подій.

Порівняльний аналіз також виявляє системні обмеження. Висококонтрастні відблиски від світловідбивних елементів, маскування касок капюшонами або затемненням, домінування корпоративних кольорів одягу, близьких до кольорів спецодягу, та багаті текстури фону призводять до зсуву розподілів ознак і падіння якості моделей, навчених у лабораторних умовах. Практика впровадження демонструє, що найкращі результати досягаються за умови дублювання критичних зон спостереження кількома камерами, ретельної калібровки оптики та комбінування RGB-каналу з інфрачервоним підсвічуванням або високочутливими сенсорами для слабкого освітлення.

Із погляду архітектури розгортання рішення поділяються на хмарні керовані сервіси, локальні дата-центри підприємства та периферійні вузли біля камер. Для задач контролю дотримання спецодягу у небезпечних зонах пріоритет часто віддається периферійній обробці, оскільки вона забезпечує мінімальну затримку, функціонування при нестабільному зв'язку, виконання корпоративних політик приватності і можливість негайного сповіщення на місці події. Усі варіанти інтегруються з виробничими шинами даних і системами реагування, що дозволяє вести подієвий облік, протоколювати інциденти та формувати аналітичні звіти про дотримання правил.

Порівняння аналогічних рішень дає підстави для таких висновків щодо подальшого проектування системи контролю дотримання використання спецодягу. Найбільш життєздатною у промисловій експлуатації є комбінація

швидкого одноетапного детектора для базової локалізації, атрибутивного класифікатора або сегментатора для уточнення ознак спорядження, модуля оцінки пози для просторової валідації правильності носіння та часової логіки для підвищення надійності рішень. Ресурсно доцільним виявляється донавчання моделей на корпоративних даних з регулярним оновленням вибірок, а також розміщення обчислень на периферії з централізованою телеметрією. Така конфігурація забезпечує баланс між точністю, швидкодією, надійністю та експлуатаційними витратами і відповідає вимогам небезпечних виробництв до безперервного контролю й зниження виробничих ризиків.

1.3.1 Google Vision API

Платформа Google Cloud Vision API (REST і RPC) надає засоби для побудови прикладного програмного забезпечення, здатного з високою точністю ідентифікувати об'єкти на зображеннях і у відеокадрах, використовуючи попередньо навчені моделі машинного навчання. Архітектура сервісу ґрунтується на багатокласовій класифікації, детекції та виділенні атрибутів, що дозволяє автоматично присвоювати тисячі категорій, виявляти ключові об'єкти, місця й обличчя, а також повертати числові оцінки достовірності результатів. У контексті контролю дотримання використання спецодягу сервіс може застосовуватись як базовий детектор загальних класів людина, шолом, окуляри, жилет, рюкзак тощо, після чого результати уточнюються доменно-специфічною логікою. Інтеграція здійснюється через стандартні інтерфейси програмування, що спрощує вбудовування модулів розпізнавання до корпоративних веб-застосунків і периферійних вузлів відеоаналітики [11].

У рамках типового сценарію роботи Google Cloud Vision API виконує послідовність операцій, серед яких автоматичне визначення домінуючих міток і сутностей для формування метаданих зображень, оптичне розпізнавання символів для вилучення тексту різними мовами, оцінювання показників безпечного пошуку для фільтрації небажаного контенту, аналіз облич із визначенням ключових рис і емоційних індикаторів, а також виявлення орієнтирів із географічною прив'язкою та ідентифікація логотипів продуктів і

брендів. Для задач контролю спецодягу ці можливості дозволяють, з одного боку, прискорити первинну фільтрацію й індексацію масиву зображень, а з іншого – забезпечити швидке прототипування перевірок наявності каски й інших елементів, поєднуючи загальні детектори сервісу з додатковою бізнес-логікою підприємства.

На рис. 1.12 представлено приклад роботи платформи з ілюстрацією багатокласової детекції та присвоєння імовірнісних оцінок для виявлених об'єктів; звертається увага на здатність сервісу одночасно локалізувати людину та супутні атрибути на кшталт шолома й рюкзака, а також інші категорії середовища, що важливо для контекстної інтерпретації сцени у виробничих і транспортних умовах.

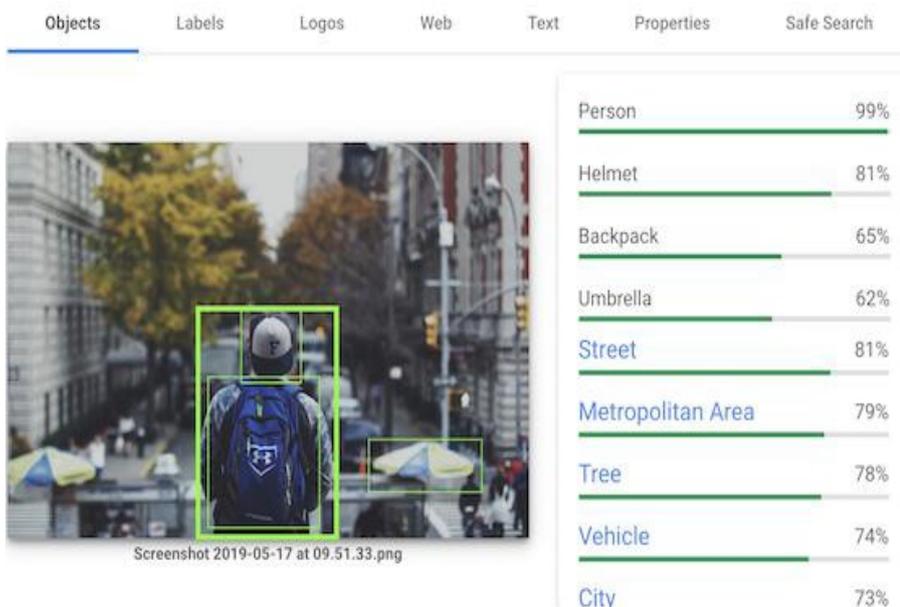


Рисунок 1.12 – Розпізнавання об'єктів платформою Google Cloud Vision

Аналітична інтерпретація наведеного прикладу показує, що сервіс повертає не лише рамки локалізації, а й числові оцінки впевненості для кожної категорії; це дає можливість гнучко налаштувати пороги спрацьовування залежно від зони ризику, освітлення та вимог до рівня хибних тривог. У виробничих сценаріях доцільно використовувати Google Cloud Vision API як компонент швидкого перцепційного шару, доповнюючи його доменно-навченими моделями для дрібних або специфічних ознак, а також часовою

агрегацією рішень для зменшення одиничних помилкових детекцій. Така комбінована стратегія забезпечує баланс між швидкістю розгортання, точністю контролю та відповідністю політикам обробки даних підприємства [11].

1.3.2 Trueface

Trueface є програмною платформою комп'ютерного зору та штучного інтелекту, орієнтованою на розпізнавання облич і атрибутивний аналіз зовнішнього вигляду в режимі реального часу. Архітектура рішення розроблена для інтеграції з системами відеоспостереження, контролю доступу й ситуаційних центрів, тому платформа придатна як для централізованого розгортання в дата-центрах, так і для периферійної обробки на вузлах біля камер. У межах одного конвеєра Trueface проводить детекцію облич, нормалізацію та порівняння з еталонними шаблонами, виконує атрибутивну класифікацію за зовнішніми ознаками і, за потреби, доповнює аналізом присутності критичних об'єктів у сцені. Для задач контролю дотримання використання спецодягу це означає можливість одночасно відстежувати перебування людини у визначеній зоні, перевіряти наявність регламентованих елементів екіпірування і формувати події для систем реагування [12].

Функціональність платформи охоплює точне зіставлення біометричних шаблонів за допомогою глибинних моделей з урахуванням варіативності освітлення, ракурсу та часткових оклюзій; стійке виявлення облич навіть за наявності масок, окулярів чи головних уборів; визначення демографічних і поведінкових атрибутів, що підвищує інформативність розслідувань інцидентів; атрибутивний опис одягу й аксесуарів, включно з кольорами та типами, що прискорює пошук осіб за словесним описом; аналіз сцени на наявність небезпечних предметів, зокрема зброї, із поверненням імовірнісних оцінок для гнучкого налаштування порогів спрацьовування; інтеграцію з підсистемами контролю доступу для безконтактної ідентифікації персоналу; а також відкриті інтерфейси для з'єднання з відеореєстраторами, VMS і відомчими базами даних. Завдяки політикам конфігурації правила роботи платформи можуть адаптуватися під офісні об'єкти, стадіони, аеропорти,

роздрібні мережі та промислові майданчики без зміни базової логіки розпізнавання [12].

На рис. 1.13 попередньо представлено приклад застосування платформи Trueface у відеоспостереженні, де в кадрі з торговельного приміщення модель виконує локалізацію та класифікацію об'єкта, пов'язаного з підвищеним ризиком, із відображенням рамки та числової оцінки впевненості. Наведена сцена ілюструє здатність системи працювати з верхньокамерними перспективами, значною кількістю дрібних деталей на полицях і неоднорідним освітленням, а також демонструє практику подання результатів у вигляді підписаних прямокутників детекції, що спрощує операторську верифікацію.

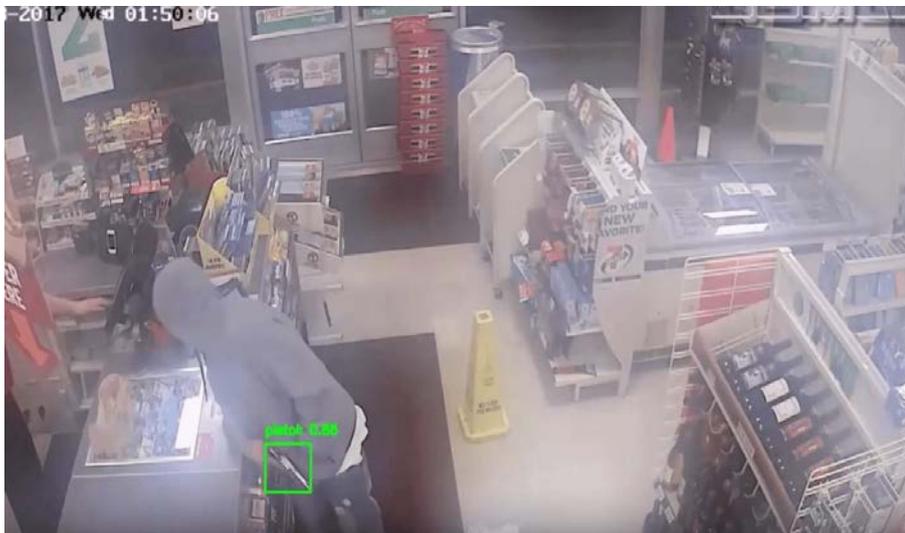


Рисунок 1.13 – Приклад розпізнавання платформою Trueface

Аналітичний огляд прикладу свідчить, що поєднання детекції, атрибутивної класифікації та імовірнісного скорингу забезпечує керованість рівнем хибних тривог і дозволяє налаштовувати пороги реагування залежно від контексту зони та вимог до швидкості інформування. Для завдання контролю дотримання використання спецодягу це дає змогу реалізувати сценарії швидкої фільтрації подій, пріоритезації інцидентів і подальшої кореляції з даними контролю доступу, що підвищує ефективність охорони праці та скорочує час реагування на порушення [12].

1.3.3 PPE Detection

Виявлення засобів індивідуального захисту є класом рішень комп'ютерного зору, у яких відеопотоки з виробничих камер у реальному часі

аналізуються алгоритмами глибокого навчання з метою автоматичного встановлення факту наявності або відсутності обов'язкових елементів спорядження у працівників небезпечних виробництв. Типові сценарії включають контроль носіння касок, сигнальних жилетів, захисних окулярів, рукавиць і спеціального взуття в цехах, на будівельних майданчиках, у кар'єрах і шахтах. Функціонування таких систем спирається на узгоджену роботу модулів детекції людини, атрибутивного розпізнавання елементів спорядження, трекінгу для часової стійкості та подієвої логіки, що формує сповіщення за правилами підприємства. Завдяки периферійному розгортанню обчислень поруч із камерами, каналу телеметрії та інтеграції з підсистемами контролю доступу забезпечується мінімальна затримка реакції і можливість превентивного блокування входу до небезпечних зон [14].

На рис. 1.14 показано приклад роботи системи PPE Detection у кар'єрі, де два працівники ідентифіковані як об'єкти класу «людина», а елементи їхнього спецодягу, зокрема каски, сигнальні жилети та захисні накладки на колінах, підтверджені атрибутивними детекторами і позначені зеленими контурними рамками; над обома фігурами візуалізовано підсумковий статус ОК, що свідчить про відповідність повному переліку вимог у даній виробничій зоні.



Рисунок 1.14 – Приклад розпізнавання ЗІЗ системою PPE Detection

Аналітична інтерпретація наведеної сцени демонструє ключові властивості промислового рішення: систему, по-перше, здатну виконувати атрибутивне зіставлення елементів спорядження саме з конкретним працівником на тлі складної сцени з технікою і пиловими артефактами; по-друге, таку, що агрегує рішення моделі у часі та повертає інтегральний статус відповідності, мінімізуючи одиничні хибні спрацювання. У практиці експлуатації це дозволяє реалізувати сценарії безперервного відеомоніторингу входів і критичних ділянок, формувати сповіщення для працівників та відповідальних осіб у режимі реального часу, вести журнал інцидентів і генерувати звіти про дисципліну носіння ЗІЗ. Додаткове поєднання з модулями оцінки пози людини підвищує надійність контролю за умов часткових оклюзій або нетипових ракурсів, тоді як адаптивні пороги впевненості та зональні правила дозволяють налаштувати компроміс між чутливістю і специфічністю під конкретні вимоги виробничого середовища [14].

1.3.4 Urban Reconnaissance through Supervised Autonomy

Міська розвідка через контрольовану автономію (Urban Reconnaissance through Supervised Autonomy, URSA) є програмою DARPA, спрямованою на створення методології швидкого виявлення ворожих намірів і фільтрації загроз у складних, динамічних міських середовищах. Концепція полягає у поєднанні автономних роботизованих платформ з алгоритмами аналізу поведінки людини та мультисенсорним злиттям даних, щоб ще до безпосереднього контакту підрозділів отримувати достовірну ідентифікацію суб'єктів і прогноз їхніх дій. Керована автономність означає, що роботи та безпілотні апарати діють самостійно у межах затверджених правил, а оператори зберігають контроль за критичними рішеннями. Технологічна основа включає інтегровані оптичні, інфрачервоні та радіочастотні сенсори, варіативні схеми розміщення сенсорів у просторі, алгоритми детекції, відстеження та атрибутивного опису людей і техніки, а також моделі, що враховують мікроповедінкові патерни для розрізнення ворожих і нейтральних намірів [15].

На рис. 1.15 представлено приклад робочої сцени URSA у щільній міській забудові з наслідками руйнувань. На ілюстрації видно групу безпілотних платформ, які патрулюють квартали з різних висот і ракурсів, формуючи перекривні сектори огляду у вигляді напівпрозорих конусів; у зонах уваги зеленими контурами позначено траєкторії спостереження, а схематичними силуетами виділено групи людей та потенційні загрози всередині будівель і на відкритих ділянках. Візуалізація демонструє, як система корелює події між кількома сенсорними вузлами, синхронізує час, накладає просторові маски будівель, враховує екранування сигналів і, використовуючи алгоритми поведінкового аналізу, визначає пріоритетні об'єкти для подальшої перевірки.



Рисунок 1.15 – Приклад розпізнавання системою URSA

Аналітичне узагальнення наведеного прикладу свідчить, що URSA реалізує кілька принципово важливих для безпекових застосувань підходів: по-перше, багатоджерельне злиття даних дозволяє компенсувати оклюзії та невизначеність одиничних сенсорів; по-друге, часово-просторова узгодженість спостережень підвищує достовірність ідентифікації і дає змогу будувати причинно-наслідкові ланцюги подій; по-третє, керована автономність зменшує когнітивне навантаження на операторів, залишаючи за ними право ухвалювати критичні рішення. Хоча деталі реалізації є засекреченими і доступні лише у розсекреченому обсязі на офіційних ресурсах агентства, підходи URSA

опосередковано впливають і на цивільні індустріальні системи комп'ютерного зору. Ті самі принципи мультисенсорної інтеграції, оцінки контексту та часової агрегації рішень можуть бути адаптовані для підвищення надійності контролю дотримання використання засобів індивідуального захисту у складних виробничих середовищах, де є велика кількість укриттів, інтенсивний рух техніки та змінні умови освітлення [15].

1.4 Актуальність та недоліки

Системи розпізнавання об'єктів на основі комп'ютерного зору та штучного інтелекту набули особливої значущості у сферах безпеки, транспорту, промислового виробництва, охорони здоров'я, ритейлу та фінансових сервісів, оскільки забезпечують автоматичне вилучення інформації з відеопотоків і зображень та підтримують ухвалення рішень у реальному часі. У контексті контролю дотримання використання засобів індивідуального захисту їх актуальність зумовлена потребою зменшити людський фактор і скоротити час реагування на небезпечні ситуації. На виробничих майданчиках відеоаналітика та інтегрований контроль доступу дозволяють ідентифікувати працівника під час входу до зони ризику, виявити відсутність каски, жилета чи захисних окулярів, зафіксувати порушення і негайно поінформувати відповідальних осіб. У міських просторах, аеропортах і на стадіонах розпізнавання осіб та об'єктів підвищує рівень безпеки завдяки швидкій ідентифікації підозрілої поведінки та скороченню часу оперативної реакції. У ритейлі технології аналізу атрибутів одягу, спершу створені для персоналізації рекомендацій, трансформуються в інструменти виробничої безпеки, які допомагають відслідковувати дисципліну носіння спецодягу підрядниками в зонах обслуговування. В автомобільній індустрії алгоритми детекції пішоходів і дорожніх знаків безпосередньо впливають на розвиток систем допомоги водієві та автономного керування, а в медицині комп'ютерний зір підсилює раннє виявлення патологій за медичними знімками. Для фінансових сервісів біометрична верифікація зменшує ризики шахрайства та підвищує зручність користувачів. Розвиток Інтернету та доступних обчислень сприяв тому, що

підприємства можуть розгорнути підсилені системи охорони на базі промислових камер, поєднуючи їх з аналітикою в центрі обробки даних або на периферійних вузлах, що підвищує загальний рівень виробничої безпеки в школах, лікарнях, аеропортах і на проммайданчиках.

Попри значні переваги, практична експлуатація подібних систем має низку обмежень, що впливають на універсальність і надійність. Висока чутливість до зовнішніх умов проявляється в різьчому падінні точності за дощу, туману, пилу, сильних відблисків від світловідбивних смуг або при різьких перепадах освітлення; моделі, навчені у контрольованих умовах, демонструють доменний зсув під час роботи в реальних цехах із нетиповими ракурсами та оклюзіями. Питання приватності та захисту персональних даних ускладнює централізоване збирання відео, вимагаючи локальної обробки, анонізації та чітких політик зберігання. Розпізнавання дрібних і тонких об'єктів, зокрема ремінців, окулярів або вузьких світловідбивних елементів, часто характеризується нижчою точністю, що спричиняє як пропуски, так і хибні спрацьовування. Історичні набори даних можуть містити перекоси, через що алгоритми демонструють упередженість щодо окремих груп людей; для виробничих сценаріїв це потребує ретельного балансування вибірок і незалежного аудиту якості. Обчислювальні вимоги до інференсу у режимі реального часу, особливо для багатокамерних інсталяцій, є високими і тягнуть за собою витрати на графічні процесори, оптимізацію моделей, квантизацію та компіляцію під цільові прискорювачі. Додатково негативно впливають шуми в зображеннях, вібрації камер, забруднення оптики та стиснення відео в мережі.

Існують також експлуатаційні обмеження, пов'язані з обладнанням і програмним стеком. Частина комерційних платформ є платними, вимагає ліцензування або працює лише з камерою певного виробника; окремі рішення залежать від хмарної інфраструктури, що створює затримки та підвищує залежність від каналу зв'язку. Навчальні вибірки для доменно-специфічних задач формуються дорого та довго, оскільки потребують якісної розмітки з атрибутами елементів спорядження і валідації з боку експертів з охорони праці; великі моделі займають значний обсяг пам'яті, що ускладнює оновлення на

периферійних пристроях. Під час інтеграції в існуючу інфраструктуру виникають виклики кібербезпеки, необхідність ведення журналів інцидентів і відповідності нормативним вимогам, а також проблема пояснюваності рішень, коли оператор повинен зрозуміти причини спрацювання для прийняття коректних заходів реагування.

Таким чином, актуальність систем комп'ютерного зору для контролю використання спецодягу визначається їхньою здатністю підвищувати рівень безпеки й оперативність реагування, проте для досягнення стійкої роботи потрібні спеціалізовані підходи: доменно-специфічне донавчання на корпоративних даних, аугментації для імітації реальних умов, оптимізація моделей під обмежені ресурси, локальна (edge) обробка для зменшення затримок, прозорі політики приватності та постійний моніторинг якості зворотним зв'язком від операторів. Саме ці напрямки усунення недоліків формують вектор подальших досліджень і впроваджень у небезпечних виробництвах.

2 ПРОЄКТУВАННЯ АРХІТЕКТУРИ СИСТЕМИ

2.1 Опис об'єкта дослідження

Об'єктом дослідження є програмно-апаратний комплекс автоматизованого моніторингу дотримання використання засобів індивідуального захисту працівниками небезпечних виробництв, що функціонує у режимі реального часу та забезпечує виявлення, локалізацію, класифікацію і просторово-часову валідацію елементів спецодягу на відеопотоці з виробничих камер. У межах цього об'єкта технічні засоби збору даних формують багатокамерні відеопотоки, а модулі попередньої обробки виконують нормалізацію яскравості, стабілізацію кадру, усунення шумів стиснення та компенсацію змін освітлення, що підвищує стійкість подальших алгоритмів. Центральний інтелектуальний контур включає детектор людини, атрибутивні підмодулі розпізнавання касок, сигнальних жилетів, захисних окулярів, рукавиць і спеціального взуття, а також модуль оцінки пози для перевірки коректності розташування елементів спорядження відносно сегментованих частин тіла. Для забезпечення часової узгодженості використовується трекінг, який пов'язує детекції між кадрами та дозволяє відкидати одиничні помилкові спрацювання, натомість фіксуючи події відсутності ЗІЗ із заданою тривалістю. Подієва логіка здійснює інтерпретацію результатів за корпоративними правилами охорони праці з урахуванням зон ризику, графіків робіт та прав доступу; результати подаються через операторський інтерфейс, що підтримує відображення відео, накладення контурів і статусів відповідності, формування сповіщень, протоколювання інцидентів і побудову звітів. Підсистема навчання і оновлення моделей забезпечує доменно-специфічне донавчання на корпоративних даних, контроль якості на відкладених вибірках, а також керування версіями і розгортання на периферійних вузлах та у центрі обробки даних. Комунікаційна інфраструктура інтегрує комплекс із системами контролю доступу, відеореєстраторами та платформами інцидент-менеджменту, що дозволяє автоматично ініціювати

реакції, наприклад тимчасове блокування проходу до небезпечної зони або сповіщення відповідальної особи.

Метою функціонування об'єкта дослідження є підвищення рівня промислової безпеки за рахунок зменшення часу виявлення порушень і зниження залежності від людського фактора під час візуального контролю. Досягнення цієї мети відбувається через інтеграцію методів комп'ютерного зору, глибинного навчання нейронних мереж, семантичної та інстанс-сегментації, аналізу дій і тривимірної просторової валідації, поєднаних із механізмами часової агрегації рішень та адаптивними порогами впевненості, налаштованими під конкретні виробничі сценарії. Галузева універсальність об'єкта забезпечується конфігурованістю та можливістю переналаштування під різні майданчики: у системах безпеки підприємств комплекс здійснює автоматичну перевірку носіння ЗІЗ на контрольно-пропускних пунктах і у внутрішніх зонах; у логістичних і ритейл-центрах реалізує дисциплінарний моніторинг підрядних бригад і нічних змін; у високоризикових виробництвах хімічного, гірничого чи енергетичного профілю контролює специфічні набори спорядження, зокрема захисні окуляри, респіратори або термостійкі костюми, з урахуванням локальних регламентів. Таким чином, об'єкт дослідження являє собою адаптивну систему комп'ютерного зору з інтегрованим штучним інтелектом, що завдяки узгодженій роботі сенсорних, обчислювальних та програмних компонентів забезпечує точне і своєчасне виявлення порушень правил носіння спецодягу і сприяє зниженню виробничих ризиків.

2.2 Постановка задачі

Завданням є створення веб-застосунку, що забезпечує використання системи комп'ютерного зору для аналізу відеопотоків із виробничих камер з метою пошуку об'єктів за ознаками спецодягу та автоматичного виявлення несанкціонованих проникнень на території підприємства. Алгоритмічне ядро має ґрунтуватися на методах глибинного навчання, які виконують детекцію людини, атрибутивне розпізнавання елементів засобів індивідуального захисту і формування подій порушення з урахуванням просторово-часового контексту.

Експлуатаційний доступ до системи надається лише авторизованим особам: адміністраторам, що керують ресурсами та політиками, і користувачам, яких адміністратори вносять до реєстру та наділяють відповідними правами. Ролі та дозволи повинні бути чітко визначені, а дії кожного суб'єкта – трасовані та аудитовані.

2.2.1 Мета розвитку системи

З погляду організації ціль полягає у впровадженні сервісу автоматизованого розпізнавання за елементами одягу як інструмента постійного моніторингу виробничих зон і аналітики поведінкових патернів персоналу; у забезпеченні дистанційного адміністрування та спостереження за роботою моделей у реальному часі з централізованим збором телеметрії; у підвищенні зручності користування завдяки сучасному інтерфейсу, що спрощує керування даними, конфігураціями та повідомленнями. З позиції клієнта мета полягає у можливості віддалено керувати налаштуваннями розпізнавання та оперативно реагувати на події прямо з веб-інтерфейсу; у мінімізації трудовитрат на обробку відео завдяки інтуїтивній взаємодії та автоматизації конвеєра; у прискоренні збирання й систематизації відомостей про людей за ознаками їхнього спорядження; у довгостроковому збереженні історії розпізнаних об'єктів для подальшої звітності й аналітики та у гнучкому налаштуванні прав доступу для різних груп користувачів відповідно до політик безпеки підприємства.

2.2.2 Основні функціональні можливості системи

Фронтендова частина покликана забезпечити автентифікацію за індивідуальними обліковими записами, наданими адміністраторами, і надати користувачеві засоби вибору джерел даних – окремих камер або логічних зон спостереження. У робочих вікнах мають відображатися потоки відео з накладеними результатами аналізу та зведена інформація про ідентифіковані об'єкти, включно з типом елемента спецодягу, його кольором, станом відповідності та часовими мітками. Користувач повинен мати можливість

обирати сценарії аналізу зображень, наприклад, контроль лише касок або повного комплекту ЗІЗ, а також редагувати довідники категорій, додаючи нові класи й вилучаючи застарілі. За наявності прав доступу доступний перегляд архівних відео з пошуком по атрибутах; кожен функцію розпізнавання дозволено вмикати чи вимикати для конкретної камери або зони відповідно до конфігурації, а статистичні панелі повинні показувати кількість виявлених об'єктів і подій за вибраний період з деталізацією атрибутів і категорій. Бекенд реалізує керування користувачами й ролями з можливістю створення, редагування та деактивації облікових записів; відповідає за реєстрацію, конфігурування та видалення камер і пов'язаних пристроїв збору даних; забезпечує надійний конвеєр збирання, зберігання й агрегації результатів аналізу для подальшої аналітики; формує службові журнали і звіти про помилки та продуктивність з метою безперервного поліпшення якості й надійності.

2.2.3 Нефункціональні вимоги

Інтерфейс користувача має бути мультимовним і постачатися щонайменше з англійською мовою за замовчуванням та українською локалізацією; відображення повинно коректно масштабуватися у браузері з шириною вікна не меншою за 320 пікселів, а довжина екрана не повинна порушувати адаптивність макета. Застосунок зобов'язаний стабільно працювати у сучасних браузерах версій не нижче ніж Google Chrome 29, Mozilla Firefox 20, Apple Safari 9 і Microsoft Edge 12. Вимоги до продуктивності передбачають збереження та доступність історичних даних щонайменше за шість місяців без деградації функцій пошуку та візуалізації; підтримку щонайменше ста одночасних активних користувачів без втрати чутливості інтерфейсу; час відображення будь-якої форми або екрану, що не перевищує п'ятнадцяти секунд, і побудову будь-якого звіту за проміжок не довший ніж три хвилини.

2.2.4 Вимоги безпеки

Система повинна гарантувати розмежування прав доступу за ролями таким чином, щоб інтерфейси адміністрування були принципово недосяжними для осіб без адміністративних повноважень, а будь-який неавторизований запит до даних блокувався на рівні сервера. Під час створення нового облікового запису обов'язковою є перевірка адміністративного коду підтвердження; без успішної валідації завершення реєстрації заборонене. Механізм керування доступом має підтримувати різнорівневі дозволи для захисту від небажаних дій і запобігання несанкціонованому керуванню конфігураціями, при цьому усі операції повинні журналюватися для подальшого аудиту. Додатково передбачаються шифрування трафіку, зберігання облікових даних у вигляді хешів із сучасними алгоритмами, обмеження часу сесії, політики складності паролів і засоби виявлення аномальної активності з автоматичним сповіщенням відповідальних осіб.

2.3 Архітектура системи

Система проєктується як модульний програмно-апаратний комплекс, що обробляє потоки з камер у режимі реального часу, виконує детекцію людини та атрибутивне розпізнавання елементів спецодягу, узгоджує рішення в часі й формує події відповідно до корпоративних правил. Алгоритмічне ядро поєднує згорткові нейронні мережі, семантичну та інстанс-сегментацію, оцінку пози людини для геометричної валідації носіння ЗІЗ і модулі трекінгу для стійкості до оклюзій і шумів. Архітектура підтримує горизонтальне масштабування за кількістю камер і вузлів інференсу, роботу на периферійних обчислювальних пристроях із локальною обробкою для зменшення затримок, а також інтеграцію з системами керування доступом, журналами інцидентів і корпоративними шинами даних. Захист конфіденційності забезпечується наскрізним шифруванням транспортних каналів, ролевою моделлю доступу та повним аудитом дій користувачів і сервісів.

На рис. 2.1 представлено структурну схему будови системи розпізнавання PPE Detection. Схема демонструє, як відеокамери у виробничих зонах

формують потоки даних, які надходять на сервер або периферійний вузол, де розміщений модуль комп'ютерного зору; цей модуль виконує алгоритмічну обробку кадрів, формує метадані про виявлені об'єкти та їхній стан відповідності і передає результати в базу даних та модуль сповіщень, тоді як панель управління надає адміністраторам і операторам інтерфейс для перегляду поточного стану, історії подій і генерації звітів, а підсистема безпеки та доступу здійснює автентифікацію та авторизацію, блокуючи несанкціоновані дії.

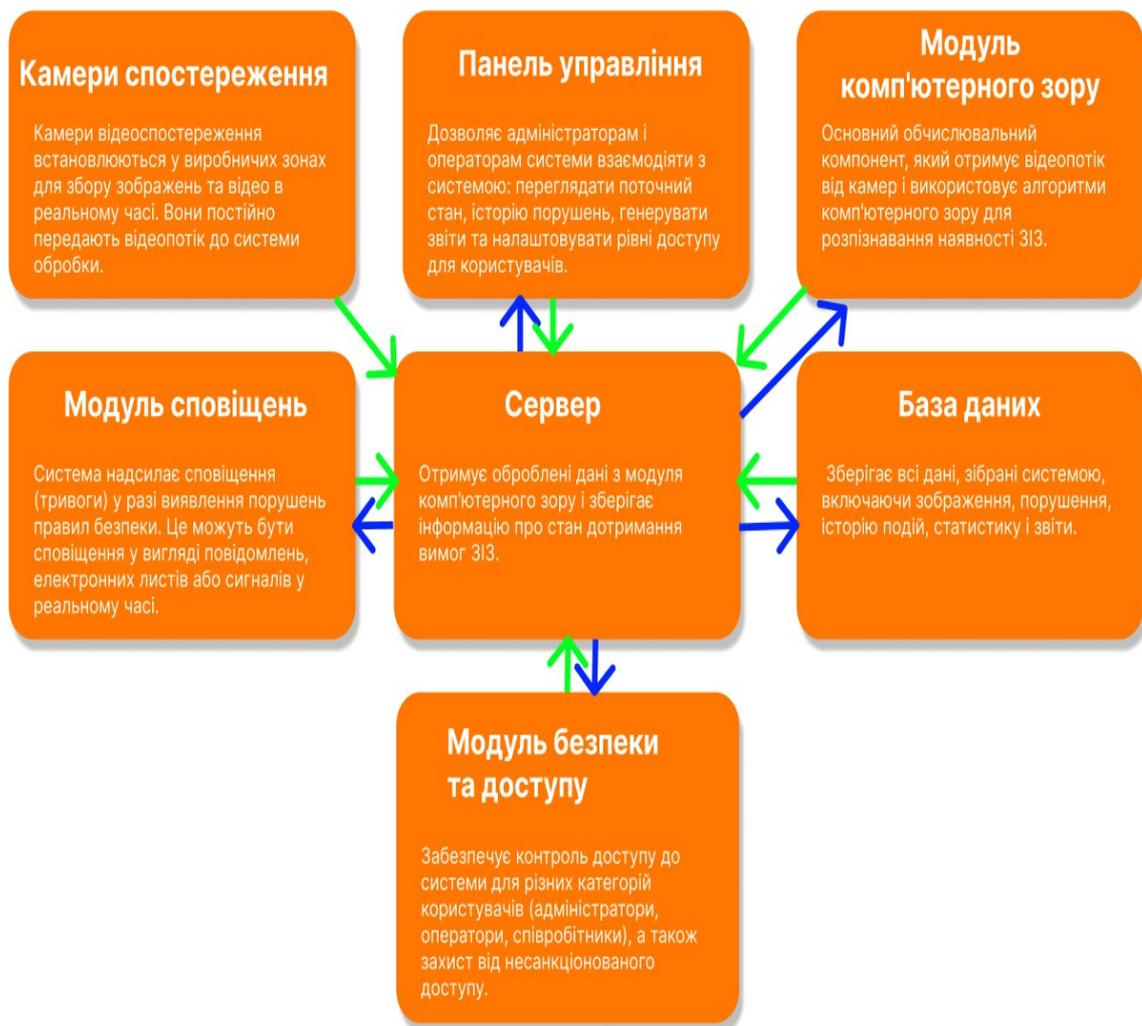


Рисунок 2.1 – Структурна схема будови системи розпізнавання PPE Detection.

Інтерпретація цієї схеми підкреслює розділення відповідальностей між підсистемами: обчислювально інтенсивні операції концентруються в модулі комп'ютерного зору, транзакційна сталість і аналітика забезпечуються базою даних, а взаємодія з персоналом відбувається через панель управління. Такий

поділ дає можливість незалежно оновлювати моделі і програмні компоненти без зупинки сервісу, будувати відмовостійкість на рівні кожної ланки і масштабувати систему як за обсягом відео, так і за кількістю одночасних користувачів. У типових розгортаннях сервер приймає відео у форматах RTSP або WebRTC, перетворює їх у батчі кадрів для інференсу, публікує метадані подій у черзі повідомлень і паралельно записує їх до сховища для наступного аудиту, тоді як модуль сповіщень відслідковує тригери, агрегує рішення в часі, застосовує зональні політики і надсилає операторові лише підтвержені інциденти, знижуючи втому від тривоги.

Для формалізації потоків даних і керувальних впливів на рис. 2.2 представлено IDF0 діаграму процесу розпізнавання суб'єкта за типом одягу. На діаграмі вхідними даними слугують відеопотоки або зображення з камер, керувальними впливами є параметри розпізнавання та набір правил і дій, знизу позначено навчений ШІ, що реалізує інференс, а на виході формується візуалізація результатів і системні повідомлення.

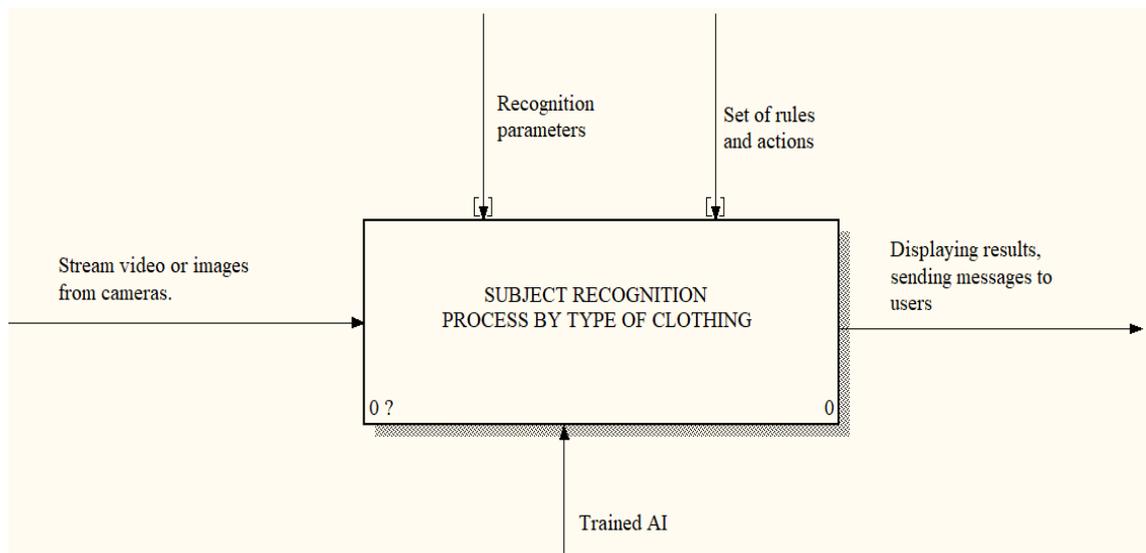


Рисунок 2.2 – IDF0 діаграма процесу розпізнавання суб'єкта за типом одягу.

Розгорнуте тлумачення діаграми показує, що ядро системи працює як керований процес із чітким розмежуванням даних, управління та обчислень: політики підприємства визначають пороги, часові вікна, перелік обов'язкових

елементів ЗІЗ і сценарії реагування; модель машинного навчання виконує оцінку ймовірностей приналежності регіонів кадру до класів каски, жилета, окулярів, рукавиць і спецвзуття; механізм інтерпретації переводить ймовірнісні оцінки в дискретні стани відповідності, зважаючи на валідацію пози та просторові обмеження, наприклад вимогу, щоб каска була розташована над ключовими точками голови і не перекривалася капюшоном. Завдяки такому поданню можлива заміна або оновлення як правил, так і моделей без зміни зовнішніх інтерфейсів, а також побудова тестових стендів, де різні політики застосовуються до одного й того самого потоку метаданих для порівняння експлуатаційних показників.

Щоб деталізувати життєвий цикл даних, на рис. 2.3 представлено декомповану IDF0 діаграму процесу розпізнавання суб'єкта за типом одягу. У ній послідовно відображено збір даних з камер із врахуванням параметрів знімання, попередню обробку кадрів із фільтрацією шумів і нормалізацією освітлення, основний етап розпізнавання типів одягу навченими мережами, постобробку та збереження результатів відповідно до політики ретенції, а також візуалізацію і повідомлення користувачам з огляду на налаштування інтерфейсу та права доступу.

Інтерпретація декомпозиції дозволяє задати вимірювані атрибути якості на кожному етапі: у блоці збору даних контролюється частота кадрів, латентність і відсоток втрат; у попередній обробці оцінюється відношення сигнал/шум і стабільність яскравості після нормалізації; у розпізнаванні фіксуються показники точності, повноти і середньої затримки інференсу; у постобробці перевіряється стійкість у часі через агрегацію рішень у ковзному вікні та правильність прив'язки атрибутів до конкретної траєкторії працівника; у візуалізації та сповіщеннях вимірюється час доставки події до оператора й частка підтверджених тривог. Така деталізація допомагає локалізувати «вузькі місця» і проводити оптимізацію адресно: від тонкої настройки витримки і експозиції камер до квантизації й компіляції моделей під цільові прискорювачі, а також від налаштування порогів для різних зон ризику до покращення читабельності інтерфейсу в умовах великої кількості подій.

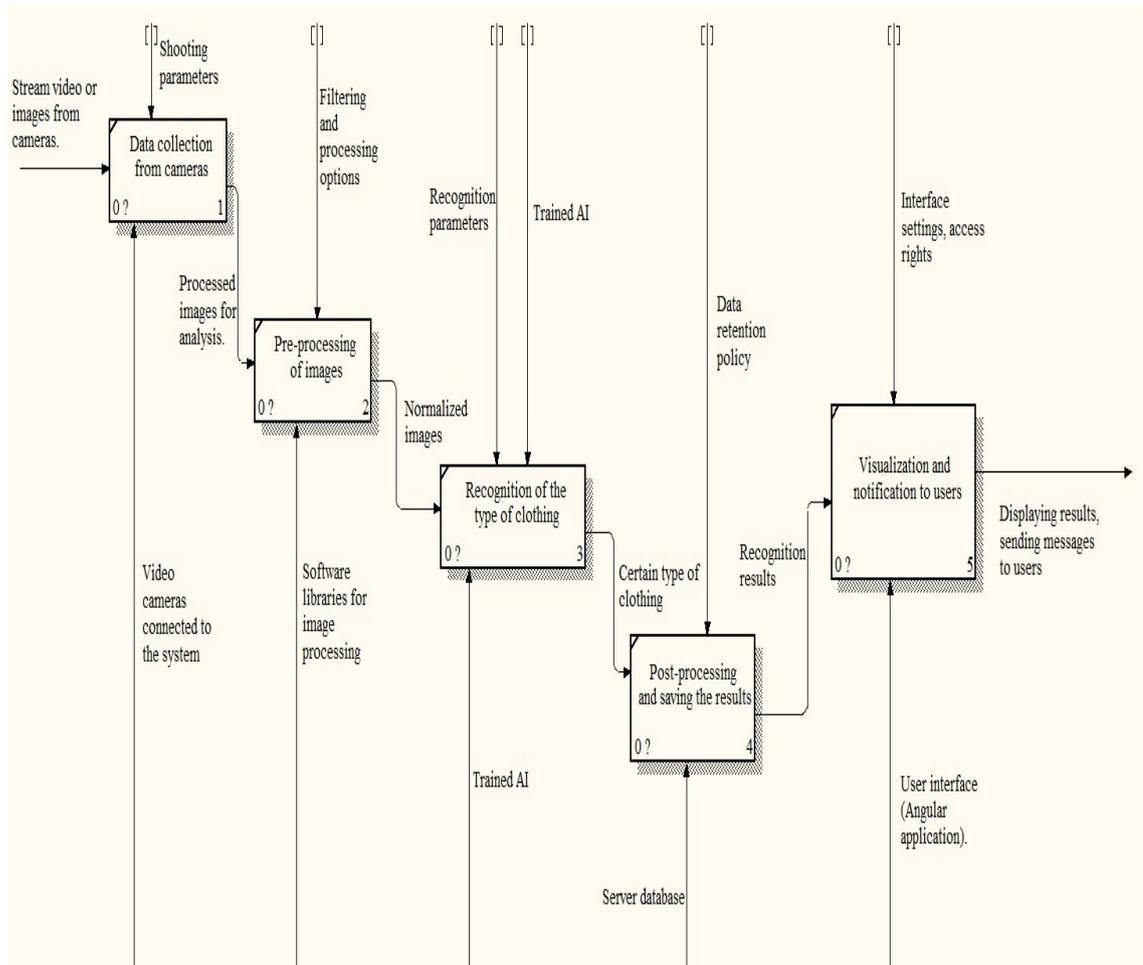


Рисунок 2.3 – Декомпована IDF0 діаграма процесу розпізнавання суб'єкта за типом одягу.

Додатковим наслідком запропонованої архітектури є прозора стратегія відмовостійкості та безпеки. Якщо модуль комп'ютерного зору тимчасово недоступний, сервер продовжує буферизувати відео і метадані з позначенням черги на обробку; якщо втрачається зв'язок із базою даних, результати тимчасово акумулюються в локальному сховищі із гарантією доставки після відновлення каналу; якщо недоступний модуль сповіщень, події накопичуються в черзі з пріоритетом для критичних інцидентів. На рівні захисту даних маршрути між вузлами шифруються, журнали доступу містять повні атрибути викликів, а інтерфейс адміністратора відокремлений мережево, що відсуває ризик ескалації прав. У сукупності розширений опис і тлумачення діаграм демонструють, що запропонована система здатна працювати у важких виробничих умовах з контрольованою латентністю, чіткою трасованістю рішень і високою керованістю експлуатаційних ризиків, що є критично

важливим для контролю дотримання використання спецодягу на небезпечних виробництвах.

3 ПРОЄКТУВАННЯ ПРОГРАМНОГО ЗАСТОСУНКУ ДЛЯ КОНТРОЛЮ ДОДЕРЖАННЯ ВИКОРИСТАННЯ СПЕЦОДЯГУ

Розпізнавання людей за ознаками спецодягу є прикладною задачею комп'ютерного зору, де точність класифікації елементів засобів індивідуального захисту безпосередньо впливає на промислову безпеку. У виробничих зонах із підвищеними ризиками автоматизоване виявлення наявності каски, сигнального жилета, захисних окулярів, рукавиць і спеціального взуття зменшує залежність від людського фактора, скорочує час реагування на порушення та підвищує дисципліну дотримання регламентів. Застосунок має працювати у реальному часі на потоці даних із камер, бути стійким до змін освітлення й ракурсу, підтримувати масштабування за кількістю відеоджерел і користувачів, а також забезпечувати прозорість аудиту та конфіденційність даних.

Проєктування передбачає побудову конвеєра від приймання відеопотоку до відображення рішення оператору та запису події у сховище. Алгоритмічне ядро формують моделі глибокого навчання для детекції людини та атрибутивного розпізнавання елементів ЗІЗ, модулі попередньої нормалізації зображення й стабілізації кадру, а також трекінг для часової узгодженості й зменшення одиничних хибних спрацювань. Серверна частина забезпечує керування камерами і користувачами, політиками зберігання та правилами реагування, а клієнтський інтерфейс надає операторові доступ до живого відео, журналів інцидентів і аналітичних звітів. Додатково закладаються механізми резервування черг подій, кворумне зберігання метаданих і телеметрії продуктивності для подальшого моніторингу якості розпізнавання.

На рис. 3.1 попередньо представлено схему взаємодії компонентів проєктованого застосунку. На лівому боці показано дві точки входу: інтерфейс користувача, який взаємодіє з сервером через REST API, і камери відеоспостереження, що передають відео за протоколом RTSP. Праворуч розміщено серверну частину, де функціонують сервіси управління для автентифікації, авторизації, конфігурації політик та оркестрації обробки; база

даних для зберігання метаданих, журналів, параметрів моделей та історії інцидентів; модулі машинного навчання, які виконують інференс на GPU або інших прискорювачах; навчена модель ШІ як артефакт, що завантажується і версіонується незалежно від коду сервісів.

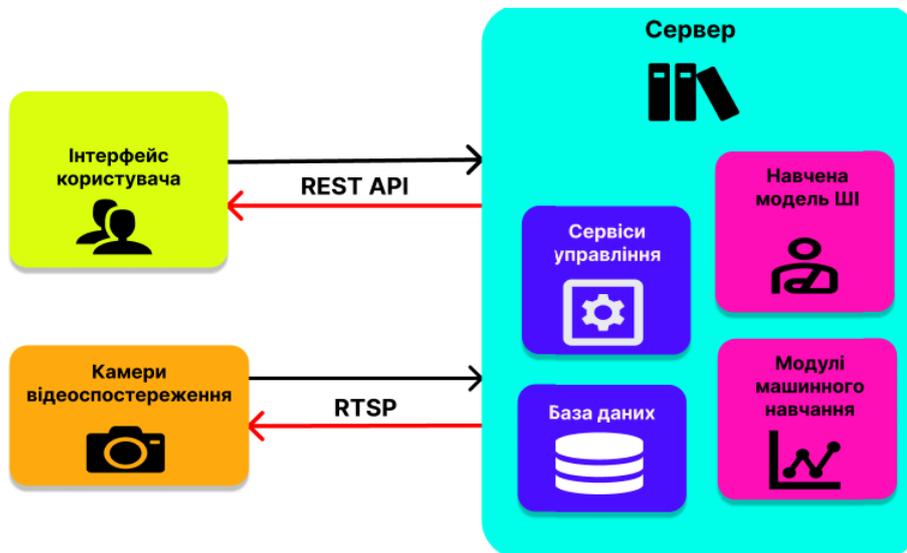


Рисунок 3.1 – Схема взаємодії компонентів проєктованого застосунку

Інтерпретація схеми підкреслює, що логіка розподілена за відповідальністю: камери постачають потоки з гарантованою частотою кадрів і часовими мітками; сервер приймає їх, декодує у батчі та передає на модулі інференсу; сервіси управління застосовують політики зон і порогів, співставляють детекції з користувацькими правилами, формують події порушень і маршрутизують їх до інтерфейсу або зовнішніх систем; база даних зберігає як агреговані результати, так і первинні метадані для відтворюваності рішень і аудиту. Такий поділ дозволяє оновлювати моделі без зупинки сервісів, масштабувати інференс горизонтально, розміщувати обчислення на периферійних вузлах для зменшення затримок, а також забезпечує незалежність клієнтської частини від внутрішніх змін у серверному конвеєрі.

У реалізації REST API визначаються idempotent-операції читання конфігурацій і журналів, транзакційні операції керування камерами та користувачами, а також потоки серверних подій для виявлених інцидентів. Для RTSP-прийому підтримується перепідключення з буферизацією й контроль

плавності потоку; відео декодується апаратно, а кадри передаються у конвеєр попередньої обробки, де вирівнюється експозиція, компенсується мерехтіння, виконується шумозаглушення та приводиться масштаб під оптимальний для моделі. На етапі інференсу локалізуються люди, для кожного трека обчислюються атрибути наявності каски, жилета, окулярів, рукавиць і взуття, а модуль оцінки пози перевіряє коректність розташування елементів відносно ключових точок тіла. Постобробка агрегує рішення в ковзному часовому вікні, зменшує одиничні хибні спрацювання, присвоює статус відповідності та додає геометричні імовірнісні оцінки. Після цього результати зберігаються у базі, а сповіщення доставляється в інтерфейс і зовнішні системи.

Користувацький інтерфейс забезпечує керування камерами й зонами, спостереження за живими потоками з накладенням рамок детекцій та індикаторів відповідності, фільтрацію і пошук подій в історії, формування звітів за періодами, змінами і підрядниками, а також перегляд телеметрії продуктивності. Адміністратор задає політики ретенції, пороги впевненості, часові вікна агрегації, правила ескалації та інтеграції зі сторонніми сервісами. Модель ШІ версіонується; для кожної версії зберігаються контрольні метрики точності, повноти та середнього часу інференсу, що робить процес оновлень керованим і відтворюваним.

З погляду безпеки застосунок застосовує шифрування трафіку, зберігає секрети у захищеному сховищі, обмежує доступ до адміністративних операцій ролевою моделлю, веде детальний журнал дій і підтримує політики блокування сесій за неактивності. Така архітектурна організація дозволяє досягти балансу між точністю й швидкістю, масштабувати систему під реальні виробничі навантаження і гарантувати трасованість рішень, що є критично важливим для контролю дотримання використання спецодягу на небезпечних виробництвах.

3.1 Навчання моделі ШІ

Навчання моделі штучного інтелекту є визначальним етапом проєктування системи комп'ютерного зору для контролю дотримання використання спецодягу на небезпечних виробництвах, оскільки саме на цьому

етапі формується алгоритм, здатний розпізнавати людей і атрибутивно класифікувати елементи засобів індивідуального захисту з високою точністю. Якість результату залежить від ретельної підготовки даних, коректного вибору архітектури нейронної мережі, налаштування гіперпараметрів навчання та об'єктивного тестування на відкладених вибірках. Процес побудовано як послідовність дій з формування і верифікації датасета, нормалізації та аугментації зображень, поділу даних на тренувальну, валідаційну й тестову частини, конфігурування архітектури під задачу класифікації, ітеративного тренування з використанням сучасних методів оптимізації та остаточної перевірки якості з подальшим доопрацюванням у разі виявлення систематичних помилок.

На етапі підготовки набору вхідних даних доцільно поєднати загальнодоступні колекції (COCO, Open Images, PASCAL VOC) із власними знімками, що відображають реальні виробничі умови. Для навчання у цій роботі сформовано власний збалансований набір зображень шести категорій: пожежники, працівники швидкої допомоги, поліцейські, працівники підприємства (у виробничому ЗІЗ), військові та люди без спеціального одягу; для кожної категорії використано по 1000 зразків. Перед завантаженням виконано уніфікацію роздільності, корекцію яскравості та кольорового балансу, а також аугментації (обертання, зсув, масштабування), що імітують варіативність реального відеопотоку.

На рис. 3.2 представлено фрагмент добірки, який відображає репрезентативні приклади для кожного класу, зокрема знімки з різними ракурсами та умовами освітлення, що важливо для забезпечення інваріантності моделі до зовнішніх факторів.

Аналітична інтерпретація ілюстрації демонструє, що класи візуально відрізняються як за кольоровою гамою, так і за типовими елементами екіпірування; разом з тим наявні перетини атрибутів (наприклад, синій колір одягу у кількох категорій), тому під час навчання акцент ставиться на поєднанні локальних ознак (каска, нашивки, жилет) і контексту сцени, а не лише на домінантних кольорах.



Рисунок 3.2 – Приклад зображень для тренування системи

З огляду на те, що метою є дослідження прикладної придатності, для побудови та експорту моделі використано веб-інструмент Google Teachable Machine, який дозволяє без кодування сформувати прототип класифікатора і інтегрувати його у серверний конвеєр. У середовищі задаються ключові гіперпараметри: кількість епох, розмір пакета та швидкість навчання; додатково контролюється розподіл даних на тренувальну і валідаційну частини та тип аугментацій. Навчання виконується на локальному комп'ютері; для стабільної роботи достатньо процесора рівня Intel 7100 або AMD Ryzen 3100, 8 ГБ оперативної пам'яті і відеокарти класу NVIDIA GTX 970 чи новішої. У такій конфігурації середовище забезпечує оперативні ітерації над гіперпараметрами та візуалізує перебіг навчання.

На рис. 3.3 представлено приклад перенавчання, коли модель запам'ятовує неузагальнювані особливості тренувальних зразків і демонструє завищену точність на тренуванні при значно гіршій валідаційній якості.

Аналіз графіків свідчить про розрив між тренувальною та тестовою точностями і про надмірно малу втрату на навчанні порівняно з тестовою; така ситуація характерна для недостатньої різноманітності даних, агресивних гіперпараметрів або відсутності регуляризації. Для усунення ефекту доцільно збільшити аугментації, відрегулювати швидкість навчання і застосувати раннє зупинення.

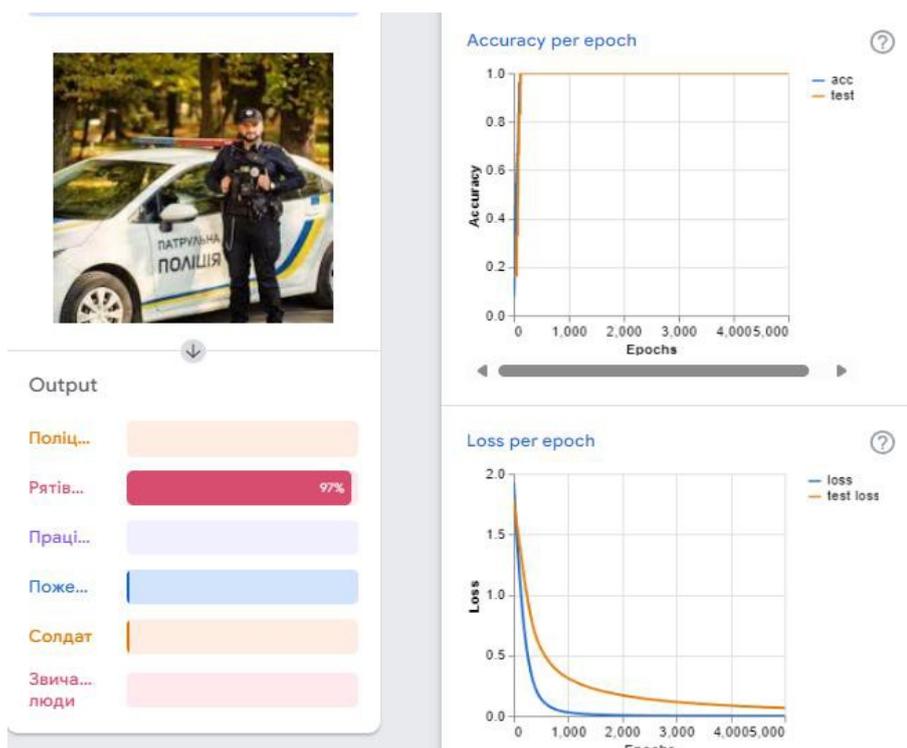


Рисунок 3.3 – Приклад перенавчання

На рис. 3.4 представлено приклад недостатнього навчання, коли модель не встигає сформувати стійкі ознаки і плутає класи.

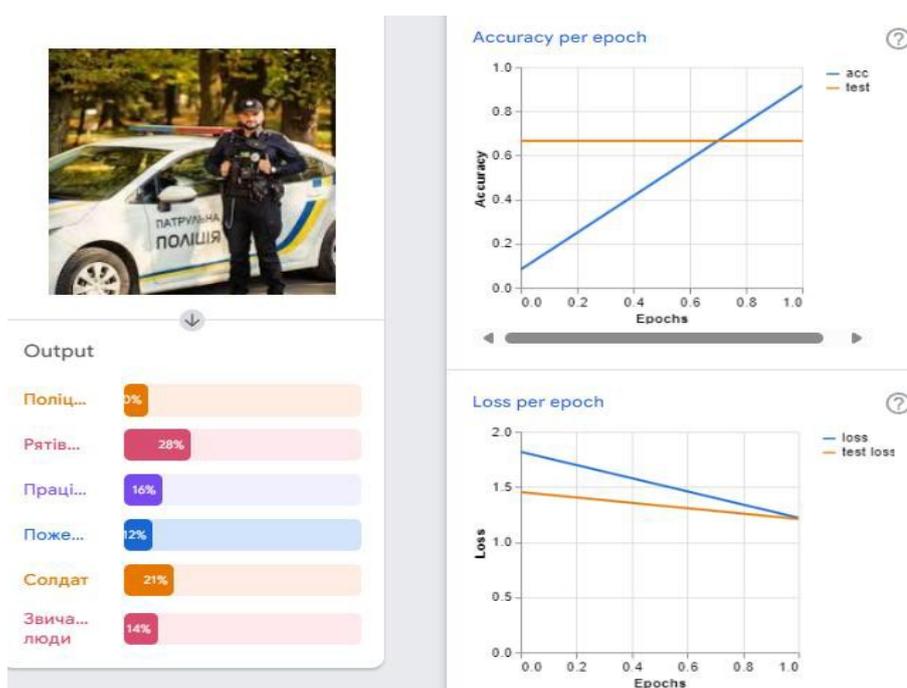


Рисунок 3.4 – Приклад недостатнього навчання

Інтерпретація показує низьку точність і слабо спадну функцію втрат на обох вибірках, що вказує на брак епох або надмірний коефіцієнт регуляризації; у таких випадках доцільно збільшити кількість циклів або змінити архітектурні налаштування для підвищення моделювальної здатності.

Для цієї вибірки оптимальні параметри були визначені емпірично: кількість епох становила 7, розмір пакета – 64 зображення, швидкість навчання – 0,0001, при цьому час навчання всієї моделі за обсягу 6000 зразків наблизився до 7 с. Після завершення тренування інструмент сформував узагальнені діагностики, серед яких матриця помилок, графік точності та графік втрат.

На рис. 3.5 представлено матрицю помилок, що відображає розподіл правильних та хибних класифікацій між усіма класами.

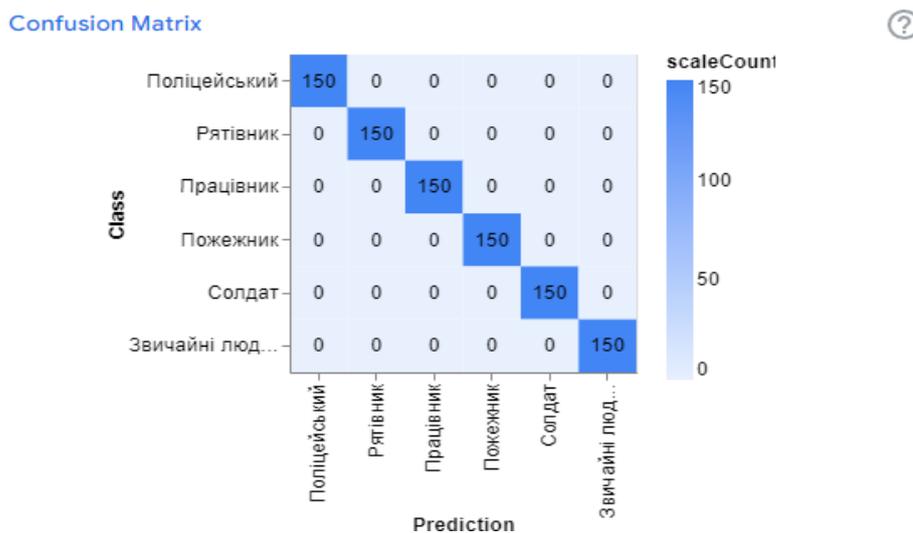


Рисунок 3.5 – Матриця помилок

Аналіз матриці демонструє домінування діагональних елементів, що відповідають правильним класифікаціям, і незначну кількість сплутувань між суміжними класами; найближчі за візуальними атрибутами категорії мають підвищений рівень взаємних помилок, що вказує на доцільність подальшого збагачення даних прикладами з атиповими ракурсами та змішаними умовами освітлення.

На рис. 3.6 представлено графік точності за епохами, який відображає збіжність моделі до стаціонарного режиму, коли тренувальна і тестова точності стабілізуються поблизу одиниці.

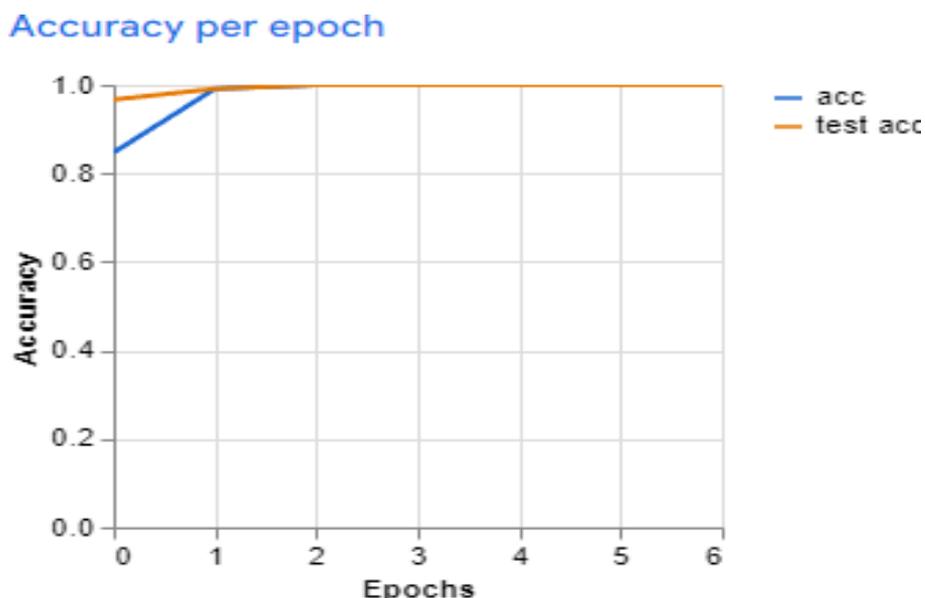


Рисунок 3.6 – Графік точності розпізнавання за епоху

Інтерпретація графіка показує швидкий ріст точності протягом перших двох епох і подальше плато; збіжність тренувальної та тестової кривих свідчить про відсутність суттєвого перенавчання і коректно обраний темп навчання.

На рис. 3.7 представлено графік втрат за епохами, який характеризує, наскільки добре модель мінімізує функцію помилки на тренувальній і тестовій вибірках.

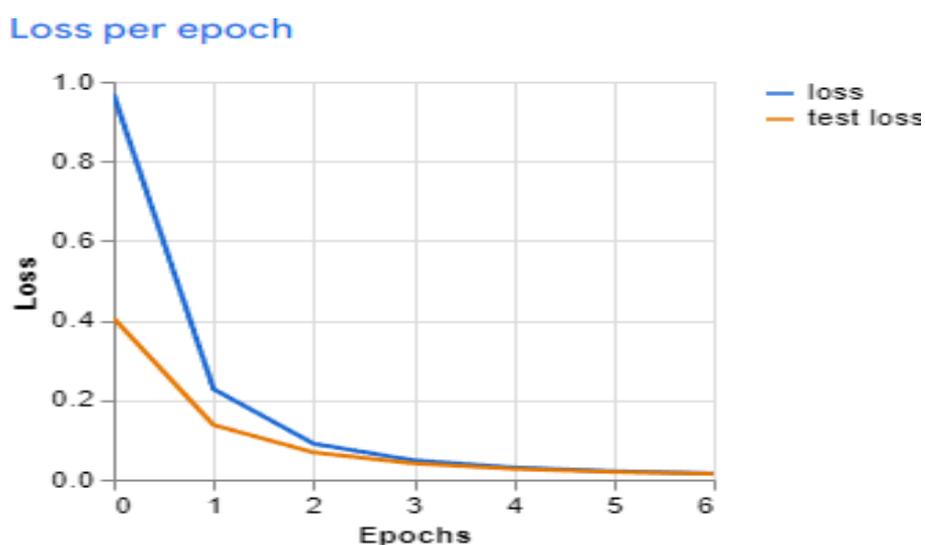


Рисунок 3.7 – Графік втрат за епоху

Аналіз графіка показує монотонне спадання втрат і асимптотичне наближення до нуля; тестова крива трохи нижча за тренувальну, що узгоджується з коректною регуляризацією та достатньою різноманітністю вибірки.

Для перевірки прикладної придатності класифікатор протестовано на зображеннях, що не входили до навчальної вибірки. На рис. 3.8 представлено приклад інференсу для промислової сцени з працівником у касці та робочому одязі.

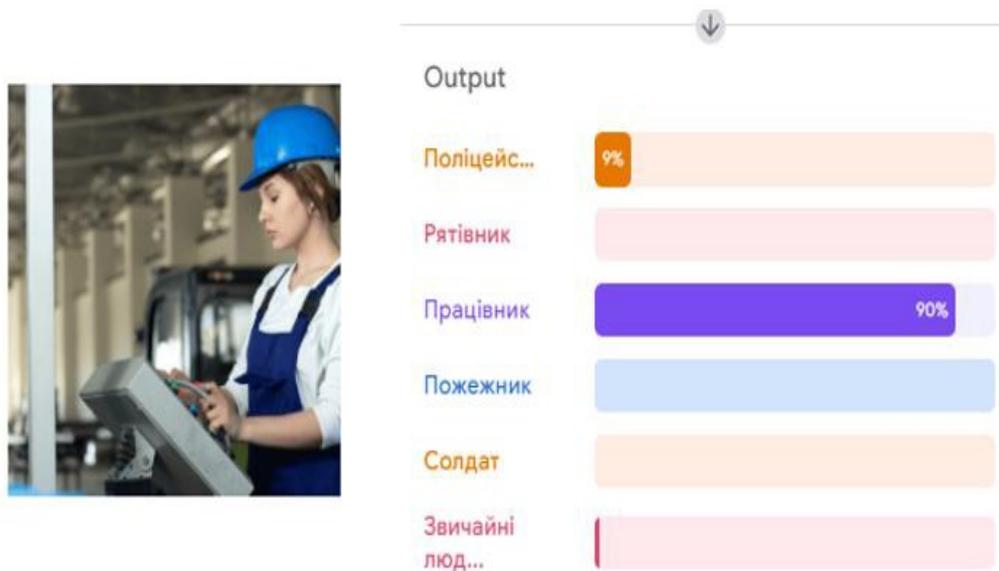


Рисунок 3.8 – Результат розпізнавання тестового зразка

Інтерпретація результату показує домінуючу ймовірність класу «працівник підприємства» на рівні близько 0,90 за наявності менших оцінок для інших категорій; така конфігурація підтверджує, що модель дійсно спирається на релевантні атрибути (наявність каски, колір і фасон робочого одягу) і водночас не плутає сцену з категоріями «поліцейський» або «рятівник», де відмінні елементи уніформи та символіка.

Підсумовуючи, описана методика навчання забезпечує отримання збалансованого класифікатора, придатного для подальшої інтеграції у конвеєр контролю дотримання використання ЗІЗ. Подальше покращення очікується за рахунок доменно-специфічного донавчання на відеокadraх з реальних камер,

розширення аугментацій погодними сценаріями, а також використання комбінованого підходу, у якому класифікація типу одягу доповнюється детекцією елементів ЗІЗ і оцінкою пози для геометричної валідації правильності носіння.

3.2 Проектування бази даних для застосунку

Проектування бази даних для системи контролю дотримання використання засобів індивідуального захисту має забезпечувати безперервний прийом метаданих із відеопотоків, швидке формування подій порушень, довгострокове зберігання історії та керовану інтеграцію з суміжними інформаційними системами підприємства. Логічна модель будується навколо подій розпізнавання і їхнього контексту. Дані надходять від камер у вигляді часово маркованих детекцій і треків, зв'язуються з виробничими зонами, правилами носіння ЗІЗ та обліковими записами користувачів, а також переходять у статуси інцидентів і сповіщень. Схема повинна підтримувати транзакційну цілісність для операцій конфігурування та аудиту і водночас надавати високий пропускний канал для потокових записів з камер.

З позиції концептуального рівня ядром виступає сутність події розпізнавання, що фіксує момент, ідентифікатор відеоджерела, посилання на трек людини, набір атрибутів елементів спецодягу та числові оцінки впевненості моделі. Кожна подія співвідноситься з конкретною зоною виробництва, для якої у сховищі зберігається політика відповідності, тобто перелік обов'язкових елементів ЗІЗ і додаткові обмеження. Після застосування політики формується запис про перевірку відповідності із зазначенням результату, поясненням прийнятого рішення та посиланнями на вихідні детекції; у разі невідповідності створюється інцидент, що далі проходить життєвий цикл ескалації й закриття. Для керування доступом використовуються довідники користувачів, ролей і прав, а для технічної експлуатації зберігаються версії моделей, параметри інференсу, конфігурації камер і мережевих вузлів. Уся активність системи реєструється у журналі

аудиту, який містить часові мітки, ідентифікатори суб'єктів і деталі виконаних дій.

На логічному рівні виділяються групи таблиць за функціональними доменами. У домені спостереження та топології розміщуються відомості про камери, їхні профілі потоків, виробничі зони та зв'язки між ними. У домені розпізнавання зберігаються детекції, траєкторії, атрибути ЗІЗ і підсумкові результати перевірки; для цих таблиць доцільно застосовувати часову партиціонованість і індекси за полями часу, камери та зони, що дозволяє виконувати пошук у межах довгих періодів без деградації продуктивності. Домен політик і правил містить опис вимог до спецодягу для кожної зони з можливістю версіонування, завдяки чому кожна подія перевіряється саме за тими правилами, що діяли в момент її фіксації. Домен користувачів і доступу підтримує ролеву модель з гранульованими дозволами на читання, конфігурування та адміністрування, а також зберігає історію автентифікацій і спроб доступу. Домен інцидентів та сповіщень охоплює стани оброблення порушень, їхню маршрутизацію до відповідальних, журнали відправок і підтверджень, що забезпечує повну трасованість процесу реагування. Допоміжний домен експлуатації містить відомості про версії моделей, метрики якості, параметри інференсу й телеметрію продуктивності для моніторингу й керованих оновлень.

Оптимізація продуктивності досягається поєднанням нормалізації й спеціалізованих структур зберігання. Довідникові сутності нормалізуються до третьої нормальної форми, що мінімізує дублювання й спрощує супровід. Подійні таблиці організуються як часові партиції з індексами за часом, ідентифікатором камери, зони та треку; для прискорення аналітики створюються матеріалізовані уявлення, які агрегують інциденти за змінними і підрядниками. Довгі бінарні артефакти, такі як ескізи кадрів або маски сегментації, виносяться у об'єктне сховище з незмінними посиланнями у реляційних таблицях. Для підвищення пропускнуої здатності вставок застосовуються пакетні операції та черги повідомлень між модулем інференсу і

базою; механізм журналювання будується так, щоб зберігати порядок подій у межах однієї камери при високому рівні паралелізму.

Забезпечення безпеки та відповідності політикам охорони праці й приватності реалізується комплексно. Транспортні канали до бази даних шифруються, облікові дані зберігаються у вигляді стійких хешів, а доступ до адміністративних операцій обмежується ролевою моделлю та багатофакторною автентифікацією. Для чутливих атрибутів передбачено прозоре шифрування на рівні стовпців; журнали доступу фіксують кожне читання і зміну конфігурації з вказанням суб'єкта, часу й причини. Політика зберігання визначає терміни ретенції різних категорій даних і процедури їхньої деперсоналізації або видалення після спливу строків; резервне копіювання здійснюється за схемою повних і інкрементних бекапів зі щонайменше двома незалежними локаціями зберігання та регулярними тестами відновлення.

3.2.1 Визначення основних бізнес-правил

Логіка бази даних підпорядковується низці організаційних правил, що забезпечують коректність контролю ЗІЗ і керованість експлуатації. Дані про користувачів, їхні ролі та рівні доступу ведуться централізовано; кожна операція автентифікації і кожна спроба запиту до чутливої інформації протоколюється для подальшого аудиту. Для кожної виробничої зони фіксується чинний набір вимог до спецодягу, а механізм версіонування гарантує, що будь-який запис перевіряється саме проти правил, які діяли на момент події. Усі факти розпізнавання осіб і атрибутів одягу зберігаються з точними часовими мітками, ідентифікатором джерела відео, посиланням на трек і числовими оцінками впевненості; на підставі цих даних формується підсумковий результат перевірки, а у випадку невідповідності ініціюється інцидент із подальшим життєвим циклом, включаючи сповіщення відповідальних осіб. Зміни у довідниках співробітників, у політиках доступу, у правилах відповідності та у записах про інциденти дозволені лише користувачам з адміністративними повноваженнями та відображаються у журналі аудиту з вказанням підстав. Інформація про дозволені типи ЗІЗ

підтримується в актуальному стані відповідно до регламентів охорони праці; зміни набирають чинності з фіксованим часом початку дії, щоб виключити неоднозначність інтерпретації подій. Система автоматично реєструє входи до застосунку, зміни ролей і налаштувань, а також усі спроби доступу поза межами дозволених прав. Дані про порушення зберігаються у вигляді, придатному для подальшої аналітики: передбачені фільтри за часом, зоною, типом ЗІЗ, зміною, підрядником і відповідальним; результати можуть експортуватися в регламентовані звіти. Інтеграція з виробничими й охоронними системами здійснюється через стандартизовані інтерфейси, що дозволяють обмінюватися подіями, довідниковими даними та статусами інцидентів. Захист інформації реалізується шляхом шифрування критичних полів, суворої автентифікації та контролю доступу, а також регулярного резервного копіювання із перевіркою відновлюваності, що запобігає втраті даних і гарантує безперервність бізнес-процесів.

3.2.2 ER-моделювання

ER-модель у проєкті контролю дотримання використання засобів індивідуального захисту виконує роль концептуальної специфікації даних, на основі якої формується логічна та фізична схема сховища. Така специфікація дає змогу узгодити терміни предметної області між підсистемами збору відео, інференсу, сповіщень та аналітики, визначити перелік сутностей, їхні атрибути, ключі та кардинальності зв'язків, а також заздалегідь закласти обмеження цілісності. Для наочного подання використовується стандартна діаграма «сутність–зв'язок», що легко трансформується у реляційну схему без втрати семантики. У межах цієї роботи ER-модель слугує мостом між алгоритмічним конвеєром комп'ютерного зору і вимогами виробничої безпеки: події розпізнавання, зони, камери, користувачі, моделі ШІ та журнальні записи набувають чітких відношень, що забезпечує трасованість і відтворюваність рішень.

Назва сутності	Опис та обґрунтування
Приклади	Реєструє шлях до графічного файлу або збереженого відеокадру, приналежність до навчального класу, службові теги, коротку анотацію та часову позначку додавання; слугує джерелом еталонних матеріалів для навчання й перевірки моделей розпізнавання ЗІЗ.
Користувачі	Містить ідентифікаційні реквізити, обліковий запис із хешованим паролем, службову роль та рівень повноважень, а також час останнього входу; забезпечує контроль автентифікації й авторизації відповідно до політик доступу.
Журнал подій	Зберігає тип події, розгорнутий опис і момент фіксації; використовується як централізований аудит-реєстр для відтворення дій операторів і сервісів та аналізу інцидентів.
ШІ модель	Описує артефакт моделі: найменування, дати створення й модифікації, версію, посилання на файли ваг; забезпечує кероване версіонування і переключення активної моделі інференсу.
Камера	Фіксує ідентифікатор пристрою, тип потоку і фізичну локацію/зону; дозволяє однозначно пов'язати спостереження з виробничими ділянками для застосування правил ЗІЗ.
Результат розпізнавання	Містить визначений клас або атрибут, числову оцінку впевненості та часову мітку події; є базовою одиницею обліку для подальшої перевірки відповідності вимогам і формування сповіщень.

Таблиця 3.2 – Опис зв'язків між сутностями бази даних

Сутність (ліва)	Зв'язок	Сутність (права)	Тип зв'язку
Користувач	Створює записи	Приклади	1:М
Користувач	Генерує події	Журнал подій	1:М
Приклади	Походять із	Камери	N:1
ШІ модель	Споживає вибірки	Приклади	N:М
ШІ модель	Видає	Результат розпізнавання	1:М
Камера	Акумулює	Результат розпізнавання	1:М
Журнал подій	Посилається на	Результат розпізнавання	1:М

Семантика наведених відношень інтерпретується так, що один оператор або сервіс може створювати багаточисельні приклади для навчання і тестування, водночас кожен приклад має єдиного автора запису; усі дії суб'єктів і системні події централізовано протоколюються в журналі з прив'язкою до відповідного користувача. Походження даних фіксується через зв'язок прикладу з конкретною камерою, що необхідно для зональних політик ЗІЗ. Взаємодія моделей із вибірками описується зв'язком N:М, який дозволяє багаторазово використовувати один і той самий еталонний зразок у різних експериментальних сценаріях без дублювання. Результати інференсу породжуються конкретною версією моделі і акумулюються за джерелами

спостереження; кожен результат відображається в журналі подій, що гарантує повну трасованість ланцюжка «кадр–розпізнавання–рішення–сповіщення».

На рисунку 3.9 попередньо представлено ER-модель бази даних «системи комп'ютерного зору для визначення осіб за типом одягу на роботизованому виробництві». Діаграма репрезентує сутності Users, Cameras, Samples, AI_models, RecognitionResults та Logs і проміжну таблицю Has, яка реалізує зв'язок N:M між AI_models та Samples.

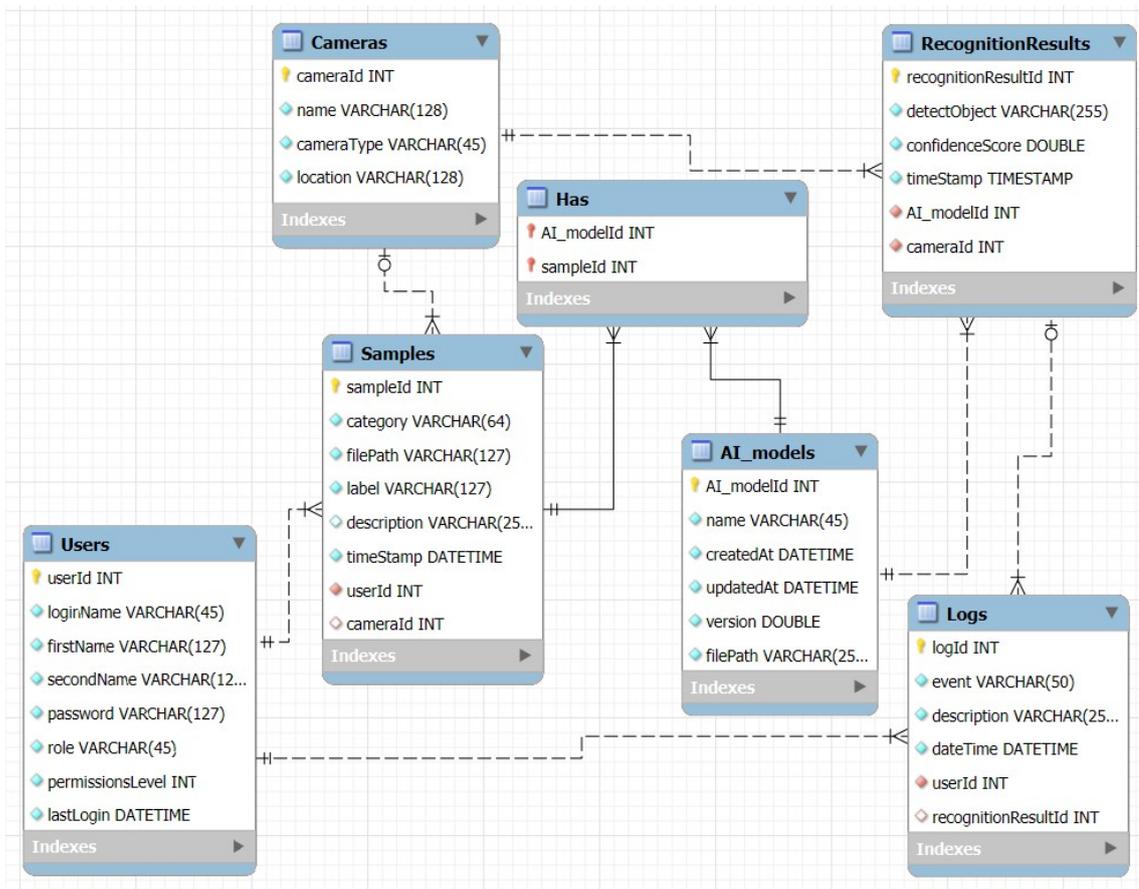


Рисунок 3.9 – ER-модель бази даних «системи комп'ютерного зору для визначення осіб за типом одягу на роботизованому виробництві»

Розширений опис рисунка підкреслює ключові технічні рішення реалізації. У блоці Users виділено первинний ключ userId і службові атрибути облікового запису, включно з рівнем доступу та часовою міткою останнього входу, що необхідно для ролевої моделі та аудиту. Сутність Cameras містить cameraId як первинний ключ, назву, тип джерела та координати або опис локації, що дає змогу агрегувати події за виробничими зонами. Таблиця Samples зберігає навчальні або тестові зразки з посиланнями на автора (userId) і

джерело походження (`cameraId`), а також містить категорію, службову мітку, опис і часову позначку, завдяки чому підтримується історичність і відновлюваність вибірок. Сутність `AI_models` фіксує ідентифікатор моделі, її назву, час створення й оновлення, версію та шлях до артефактів; це забезпечує керовану експлуатацію декількох версій алгоритмів без втрати відтворюваності результатів. Проміжна таблиця `Has` вміщує пару зовнішніх ключів (`AI_modelId`, `sampleId`) і реалізує асоціацію N:M між моделями та прикладами; такий підхід прибирає дублювання даних і спрощує складання навчальних наборів для різних експериментів. Таблиця `RecognitionResults` містить первинний ключ `recognitionResultId`, детальний опис виявленого об'єкта або атрибута, числову впевненість класифікації, часову позначку події, а також зовнішні ключі на `AI_modelId` і `cameraId`; саме така комбінація атрибутів дозволяє ефективно партиціонувати дані за часом і джерелом, швидко будувати зрізи для звітності по змінах і підрядниках. Нарешті, `Logs` акумулює системні та користувацькі події; кожний запис, окрім текстового опису й часу, містить посилання на ініціатора (`userId`) і на відповідний результат розпізнавання (`recognitionResultId`), що створює єдину лінію простежуваності між операціями та фактичними висновками алгоритмів.

Інтерпретація наведеної ER-структури показує її придатність до масштабування та реального часу. Наявність часових атрибутів у ключових таблицях дає можливість упроваджувати партиції за періодами, індексацію за `cameraId` і `timeStamp` та створювати матеріалізовані уявлення для звітів без негативного впливу на швидкість вставки потокових подій. Розділення довідників (`Users`, `Cameras`, `AI_models`) і подійних сутностей (`Samples`, `RecognitionResults`, `Logs`) спрощує підтримку, забезпечує нормалізацію і водночас дозволяє зберігати великі обсяги телеметрії. В сукупності така ER-модель забезпечує кероване, відтворюване і безпечне зберігання даних для системи комп'ютерного зору, орієнтованої на контроль дотримання використання спецодягу на небезпечних виробництвах.

3.3 Проєктування взаємодії клієнтської та серверної частини

Клієнтська частина реалізується на Angular, що дає змогу побудувати компонентну ієрархію з окремими сервісами доступу до ресурсів і чітко визначеними станами інтерфейсу. Сервер надає REST-контракти для керування камерами, зразками, моделями, журналом і результатами розпізнавання, а також виконує інференс та оркеструє запис даних у сховище. Така організація забезпечує розмежування відповідальностей, дозволяє незалежно масштабувати веб-інтерфейс і обчислювальні сервіси та підтримує стабільну роботу під потоком подій від кількох відеоджерел одночасно.

На рисунку 3.10 представлено діаграму класів взаємодії між сервером і базою даних.

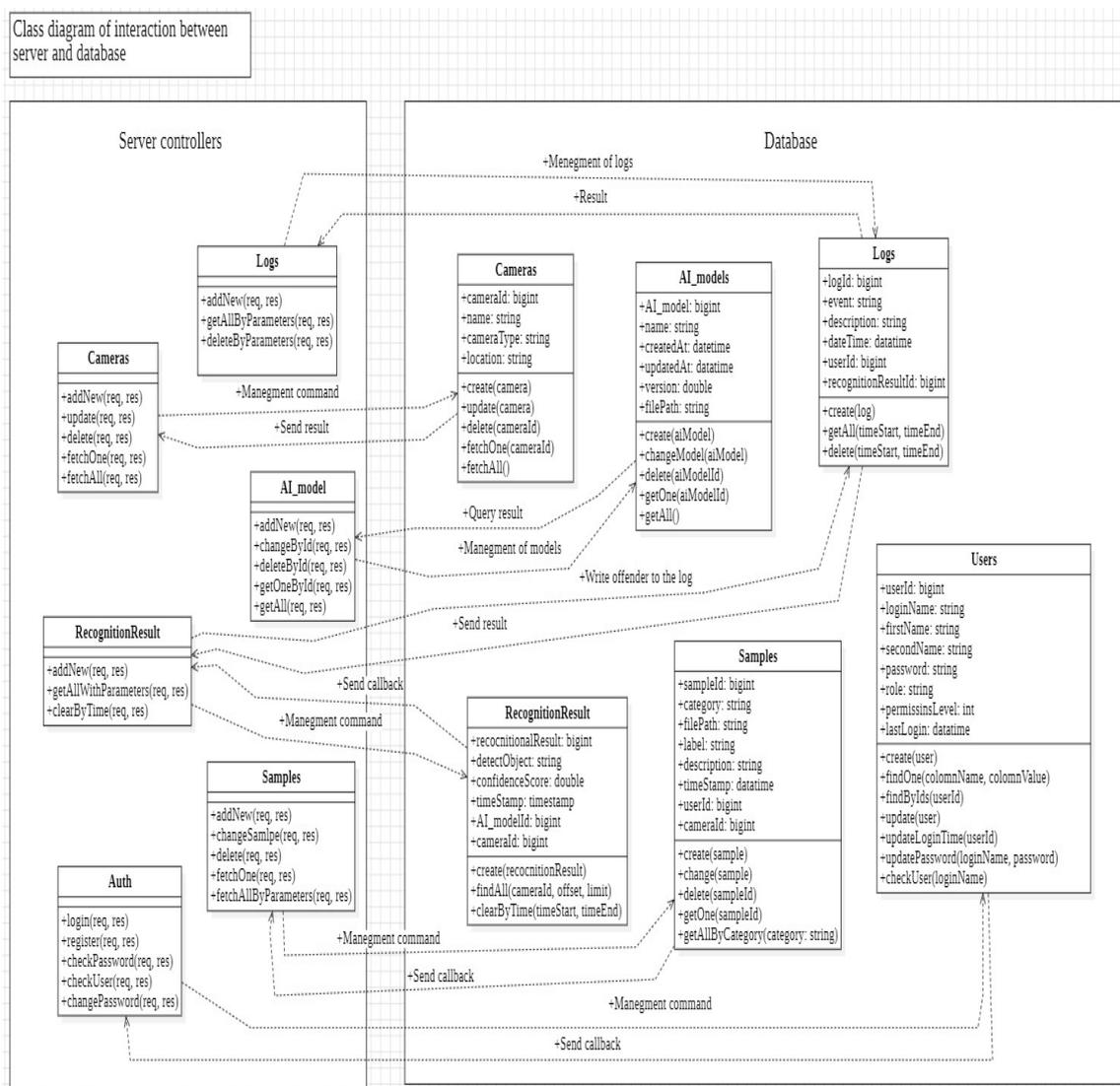


Рисунок 3.10 – Діаграма класів взаємодії між сервером та базою даних.

У лівому блоці показано контролери серверної частини, кожен з яких інкапсулює набір керуючих операцій для певного домену. Контролер камер приймає запити на реєстрацію нових пристроїв, оновлення параметрів потоків і видалення записів; повертає колекції конфігурацій з фільтрами за ідентифікаторами та зонами. Контролер моделей керує життєвим циклом артефактів штучного інтелекту, зберігає метадані версій і забезпечує атомарне перемикання активної моделі, що важливо для безперервності сервісу інференсу. Контролер прикладів відповідає за приймання файлів і метаданих, перевіряє узгодженість категорій та зберігає шлях до об'єктного сховища разом із часовими мітками. Контролер результатів розпізнавання приймає з сервісу комп'ютерного зору структуровані результати з оцінкою впевненості, зв'язує їх з камерою, моделлю і, за потреби, з користувачем-ініціатором сеансу, після чого фіксує у БД. Окремий контролер журналу централізує аудит усіх операцій, записуючи як технічні події, так і дії операторів, що забезпечує відтворюваність системних рішень. Праворуч зображено реляційні сутності сховища з ключовими атрибутами та методами доступу у вигляді сервісних операцій, які виконують транзакційні вставки, оновлення, параметризовані вибірки й видалення в межах політики зберігання. Пунктирні стрілки демонструють напрямок викликів і підтверджень: кожна операція з конфігураційними даними супроводжується записом у журнал із прив'язкою до користувача, що ініціював зміну. Така структура уможлиблює запровадження партицій за часом у таблицях результатів, індексів за cameraId та timeStamp і матеріалізованих уявлень для оперативної аналітики інцидентів по змінах і підрядниках.

Динаміка розпізнавання на потоці проілюстрована на рисунку 3.11.

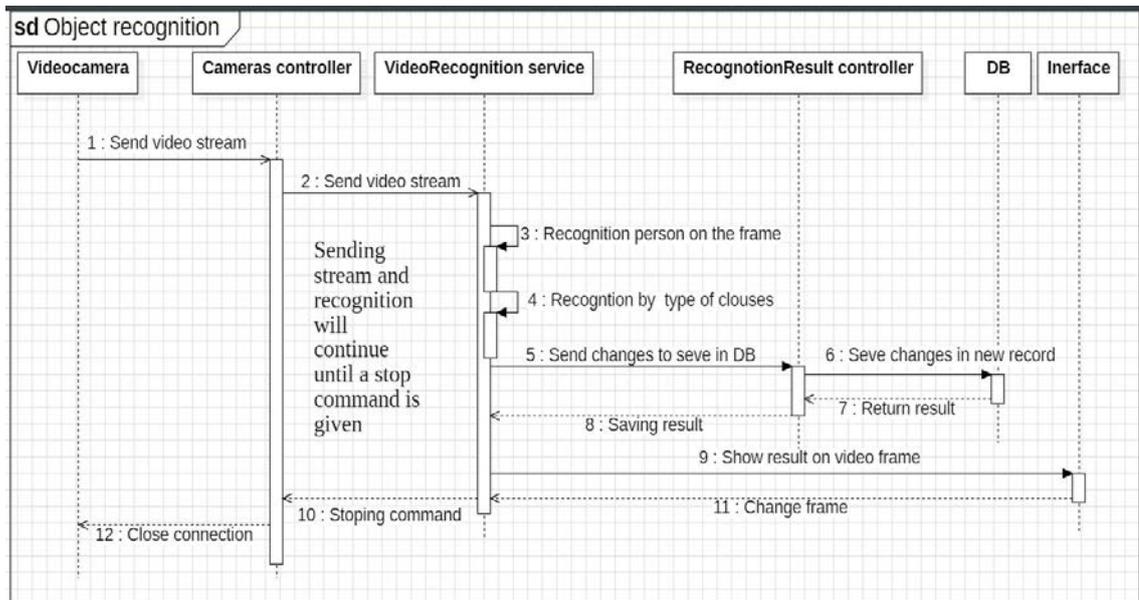


Рисунок 3.11 – Часткова діаграма послідовностей прецеденту «Розпізнавання об'єкту».

Процес починається з ініціалізації сеансу передавання відеопотоку від камери до контролера камер; далі дані проксуються до сервісу відеорозпізнавання, де кадри буферизуються й подаються в модуль інференсу. На кожному кадрі виконується локалізація людини, сегментація областей спецодягу та атрибутивна класифікація наявності каски, жилета, рукавиць і захисних окулярів. Згенерований результат зі структурою клас–впевненість–координати надсилається у контролер результатів, який відкриває транзакцію, записує об'єкт у таблицю RecognitionResult і повертає підтвердження сервісу. Після збереження сервіс малює на кадрі рамки й текстові підказки та передає оновлене зображення в інтерфейс; цикл повторюється до надходження команди зупинки. На цьому етапі важливо дотримати ідемпотентності записів у випадку мережових ретрансляцій і забезпечити обмеження швидкості запису, щоб не перевантажити сховище за пікового навантаження. Діаграма також відображає повернення коду операції до інтерфейсу, що дозволяє користувачу бачити статус збереження і, у випадку помилки, отримати повідомлення з діагностикою.

Завантаження еталонних даних подано на рисунку 3.12.

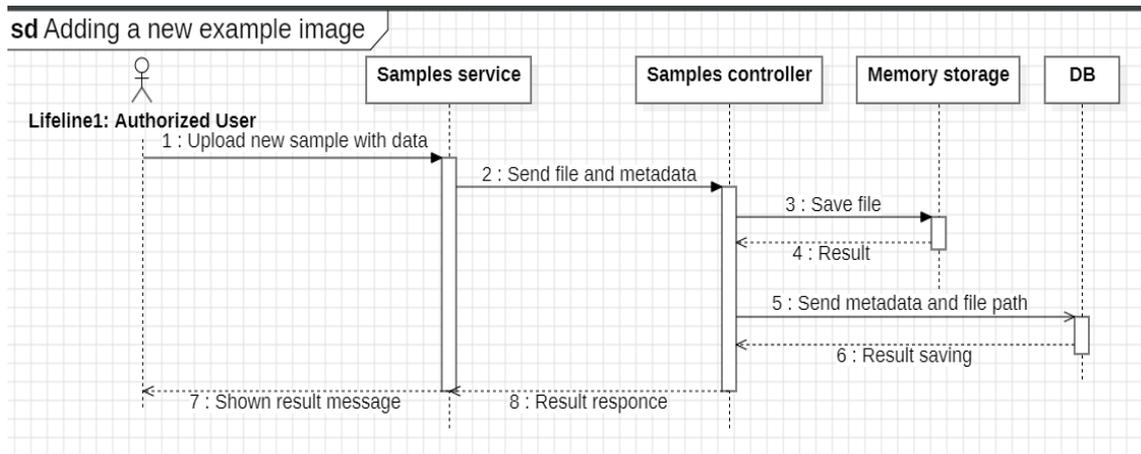


Рисунок 3.12 – Часткова діаграма послідовностей прецеденту «Додання нового прикладу зображення».

Авторизований користувач із роллю, що дозволяє керування вибірками, ініціює завантаження файлу та метаданих через сервіс керування прикладами. Сервіс передає запит контролеру, який спершу зберігає файл у сховищі об'єктів, отримує унікальний шлях і тільки потім робить транзакційну вставку запису у таблицю Samples. У відповідь повертається ідентифікатор зразка, що використовується для подальшого донавчання моделі або для побудови валідаційних підвбірок. Важливо, що схема передбачає асинхронні зворотні виклики для відображення користувачу повідомлення про результат і реєстрацію операції у журналі разом із посиланням на створений зразок. Такий порядок дій мінімізує ризик появи «битих» посилань у БД, адже запис про приклад не створюється до успішного збереження файлу.

Кореспонденцію між клієнтськими сервісами та серверними контролерами показано на рисунку 3.13.

Діаграма демонструє парність об'єктів доступу: кожному серверному контролеру відповідає клієнтський сервіс, який інкапсулює HTTP-виклики, обробку кодів помилок і перетворення відповідей у моделі представлення. Сервіс автентифікації управляє життєвим циклом маркера доступу та виконує перевірки прав перед викликом інших сервісів. Сервіс камер забезпечує пагінацію й фільтрацію конфігурацій за зонами, що важливо для великих об'єктів з десятками відеоджерел. Сервіс моделей підтримує завантаження ваг у

бекенд і синхронізацію списку доступних версій в інтерфейсі без перезавантаження сторінки, завдяки чому оновлення алгоритмів не перериває

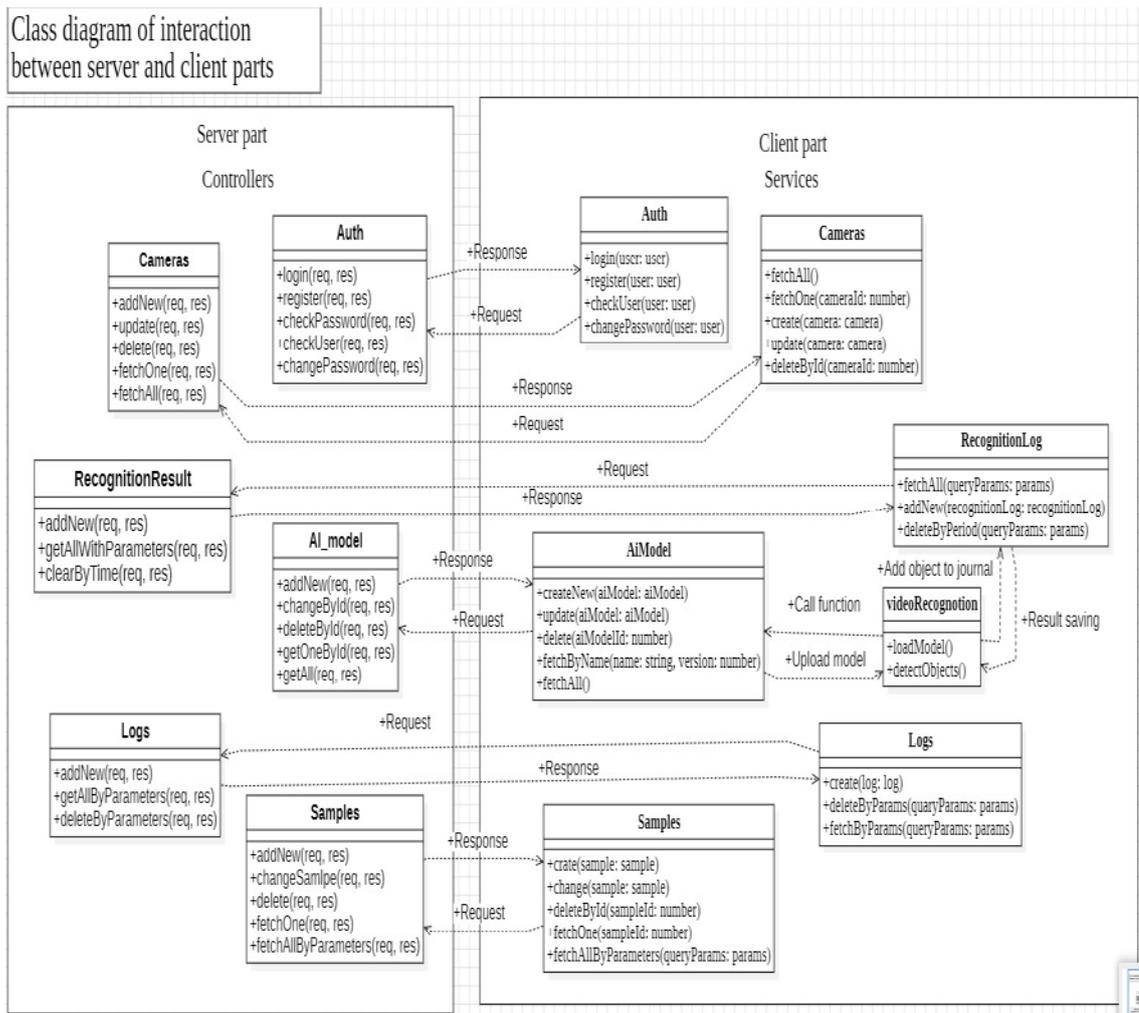


Рисунок 3.13 – Діаграма класів взаємодії між серверною та клієнтською частинами.

моніторинг. Сервіс прикладів надає потоки подій прогресу завантаження великих файлів, а сервіс журналу дозволяє швидко відтворювати дії користувачів, застосовуючи фільтри за періодами, джерелами та типами подій. Для сервісу розпізнавання передбачено виклики завантаження активної моделі, запуску і зупинки оброблення потоку, а також канали зворотного зв'язку, що транспортують проміжні результати для накладання анотацій у браузері.

Розширений опис наведених діаграм свідчить про завершене опрацювання як статичної, так і динамічної сторін архітектури. Статичні зв'язки між контролерами й сутностями бази даних забезпечують цілісність і відтворюваність операцій, тоді як динамічні сценарії визначають часові

залежності, точки синхронізації і місця потенційних вузьких місць. Сукупно це гарантує, що система здатна у реальному часі приймати відео, виконувати детекцію людей і розпізнавання елементів спецодягу, фіксувати результати з мінімальною затримкою, відображати анотації на кадрах і зберігати повну історію подій для аудиту та звітності у контексті контролю дотримання вимог безпеки на небезпечних виробництвах.

3.4 Комп'ютерне моделювання системи автоматичного управління для розпізнавання осіб за типом одягу

Комп'ютерне моделювання системи автоматичного управління, що координує роботу підсистем комп'ютерного зору під час ідентифікації елементів спецодягу, виконується з метою кількісної оцінки точності, швидкодії та стійкості алгоритмічного конвеєра в режимі реального часу. Математична модель охоплює узгоджену взаємодію контурів фільтрації шумів, виділення інформативних ознак і керування параметрами навчання, а також зворотні зв'язки, які стабілізують поведінку під час зміни зовнішнього освітлення, ракурсу камери й фонового руху. Критеріями якості обрано частку коректно класифікованих зображень, затримку між надходженням кадру та відображенням результату і запас стійкості системи; налаштування регуляторів орієнтоване на мінімізацію перехідного процесу без втрати стабільності.

У тексті далі представлено рисунок зі структурною схемою багатоконтурного регулювання, яка узагальнює зв'язки підсистем і потоки сигналів.

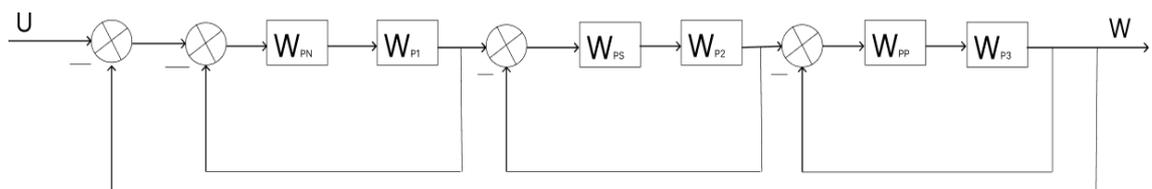


Рисунок 3.14 – Система регулювання моделі розпізнавання

На рисунку 3.14 показано каскадну побудову трьох внутрішніх контурів: W_{PN} відповідає за придушення шумових компонент у вхідному потоці, W_{PS}

забезпечує нормування та узгодження ознак, включно з кольором, текстурою і силуетом, а WPP регулює динаміку навчання моделі на поточному домені даних. Кожен контур має власний регулятор і канал зворотного зв'язку; сумарна передавальна функція формується добутком часткових ланок, що дозволяє оптимізувати часові сталі та підсилення спочатку локально, а потім узгоджувати їх у замкненій системі. Такий підхід спрощує параметричний синтез і робить архітектуру адаптивною до різних виробничих сценаріїв.

Нижче наведено формули у зручному для копіювання текстовому вигляді з нумерацією. Стандартна форма замкненого контуру:

$$W(s) = (K * F(s)) / (1 + K * F(s)). \quad (4.1)$$

Тут $W(s)$ – передавальна функція замкненої системи, $F(s)$ – передавальна функція відкритого контуру, K – коефіцієнт підсилення регулятора.

Контур придушення шумів моделюється інерційною ланкою першого порядку:

$$F_{WPN}(s) = 1 / (T1 * s + 1). \quad (4.2)$$

де $T1$ – часова стала фільтрації шуму.

Контур узгодження ознак описується аперіодичною ланкою з підсиленням:

$$F_{WPS}(s) = Kp / (T2 * s + 1). \quad (4.3)$$

де Kp – коефіцієнт підсилення ознакового тракту, $T2$ – його часова стала.

Контур параметрів навчання подається нормальною формою коливальної ланки:

$$F_{WPP}(s) = 1 / (T3 * s^2 + 2 * \xi * T3 * s + 1). \quad (4.4)$$

де T_3 – часова стала адаптації моделі, ξ – коефіцієнт демпфування.

Показник швидкодії визначається співвідношенням:

$$tr = 4 / \omega_0. \quad (4.5)$$

де ω_0 – власна частота; для нормованих ланок $\omega_0 = 1 / T$.

Необхідна умова стійкості для двополюсної нормальної форми записується як характеристичне рівняння:

$$s^2 + 2 * \xi * \omega_0 * s + \omega_0^2 = 0. \quad (4.6)$$

Інтегральний квадратичний критерій похибки, що мінімізується під час налаштування, задається виразом:

$$J = \int_{[0..\infty]} (\epsilon(t))^2 dt. \quad (4.7)$$

Сумарна передавальна функція багатоконтурної системи з урахуванням ідентифікованих оптимальних параметрів набуває вигляду:

$$W(s) = W_{PN} * W_{PS} * W_{PP} = 0.98 / (0.001 * s^4 + 0.02182 * s^3 + 0.1464 * s^2 + 0.382 * s + 1). \quad (4.8)$$

Цей вираз відображає інерційно-коливальний характер еквівалентної динаміки; знаменник містить узгоджені часові константи і демпфування, а чисельник – узагальнене підсилення.

Далі у тексті представлено рисунок із лістингом, де продемонстровано ключову функцію обчислення цільового критерію; сам лістинг подано нижче як копійований текст з розширеним коментуванням.

```

1 function J = computePerformance(params, s)
2     % Розпакування параметрів
3     T1 = params(1);
4     Kp_S = params(2);
5     T2 = params(3);
6     xi = params(4);
7     T3 = params(5);
8
9     % Визначення контурів
10    Wp_N = 1 / (T1 * s + 1); % Контур шумів
11    Wp_S = Kp_S / (T2 * s + 1); % Контур ознак
12    Wp_P = 1 / (T3 * s^2 + 2 * xi * T3 * s + 1); % Контур параметрів навчання
13
14    % Загальна система
15    W_total = Wp_N * Wp_S * Wp_P;
16
17    % Розрахунок перехідної характеристики
18    [y, t] = step(W_total);
19
20    % Інтегральна квадратична помилка (ISE)
21    J = sum((1 - y).^2 .* diff([0; t])); % Мінімізуємо цю помилку
22 end

```

Передавальні ф-ії для кожного контура

Рисунок 3.15 – Код функції computePerformance

Лістинг 3.1 – Обчислення критерію якості перехідної характеристики

```
function J = computePerformance(theta, s)
```

% Повертає інтегральний критерій J для заданих параметрів theta.

% Структура theta: [T1, KpS, T2, xi, T3]

T1 = theta(1); % часова стала фільтра шумів

KpS = theta(2); % підсилення в контурі ознак

T2 = theta(3); % часова стала нормалізації ознак

xi = theta(4); % коефіцієнт демпфування контуру навчання

T3 = theta(5); % часова стала адаптації моделі

WpN = 1/(T1*s + 1); % інерційна ланка шумів

WpS = KpS/(T2*s + 1); % аперіодична ланка ознак

WpP = 1/(T3*s^2 + 2*xi*T3*s + 1); % коливальна ланка навчання


```

Command Window

>> % Оголошення символічної змінної s
s = tf('s');

% Цільова функція для оптимізації (мінімізація перехідного процесу)
objectiveFunction = @(params) computePerformance(params, s);

% Початкові значення параметрів [T1, Kp_S, T2, xi, T3]
initialParams = [0.5, 2.0, 1.0, 0.7, 0.3];

% Обмеження на параметри
lb = [0.1, 0.5, 0.1, 0.5, 0.1]; % Нижні межі
ub = [2.0, 5.0, 2.0, 1.0, 1.0]; % Верхні межі

% Виконання оптимізації
options = optimoptions('fmincon', 'Display', 'iter', 'Algorithm', 'sqp');
[optimalParams, fval] = fmincon(objectiveFunction, initialParams, [], [], [], [], lb, ub, [], options);

% Результати
T1_opt = optimalParams(1);
Kp_S_opt = optimalParams(2);
T2_opt = optimalParams(3);
xi_opt = optimalParams(4);
T3_opt = optimalParams(5);

fprintf('Оптимальні параметри:\n');
fprintf('T1 = %.2f, Kp_S = %.2f, T2 = %.2f, xi = %.2f, T3 = %.2f\n', T1_opt, Kp_S_opt, T2_opt, xi_opt, T3_opt);

```

Iter	Func-count	Fval	Feasibility	Step Length	Norm of step	First-order optimality
0	6	6.125005e+00	0.000e+00	1.000e+00	0.000e+00	1.450e+01
1	12	4.347398e+00	2.776e-17	1.000e+00	1.881e+00	1.907e+01
2	18	1.386467e+00	0.000e+00	1.000e+00	1.026e+00	6.641e+00
3	24	6.246963e-01	0.000e+00	1.000e+00	1.174e+00	8.492e-01
4	30	5.113874e-01	0.000e+00	1.000e+00	2.704e-01	1.600e+05
5	68	5.090153e-01	0.000e+00	1.104e-05	1.133e-05	1.600e+05
6	74	5.085106e-01	0.000e+00	1.000e+00	6.130e-03	1.668e+05
7	111	5.085106e-01	0.000e+00	1.856e-06	8.900e-07	1.668e+05

```

Local minimum possible. Constraints satisfied.

fmincon stopped because the size of the current step is less than
the value of the step size tolerance and constraints are
satisfied to within the value of the constraint tolerance.

<stopping criteria details>
Оптимальні параметри:
T1 = 0.10, Kp_S = 0.98, T2 = 0.10, xi = 0.91, T3 = 0.10
fx >> |

```

Рисунок 3.16 – Знаходження оптимальних параметрів для системи

Лістинг 3.2 – Налаштування оптимізації та виклик fmincon

```

s = tf('s'); % оператор Лапласа

objFun = @(theta) computePerformance(theta, s); % цільова функція

theta0 = [0.5, 2.0, 1.0, 0.7, 0.3]; % початкова точка

lb = [0.05, 0.5, 0.10, 0.10, 0.05]; % нижні межі

ub = [0.50, 3.0, 2.00, 1.00, 0.50]; % верхні межі

opts = optimoptions('fmincon','Display','iter','Algorithm','sqp');

```

```
[thetaOpt, fval] = fmincon(objFun, theta0, [], [], [], [], lb, ub, [], opts);
```

```
T1_opt = thetaOpt(1);
```

```
KpS_opt = thetaOpt(2);
```

```
T2_opt = thetaOpt(3);
```

```
xi_opt = thetaOpt(4);
```

```
T3_opt = thetaOpt(5);
```

```
fprintf('Оптимальні параметри: T1=%.2f; Kp=%.2f; T2=%.2f; xi=%.2f;  
T3=%.2f\n', ...  
       T1_opt, KpS_opt, T2_opt, xi_opt, T3_opt);
```

Пояснення до лістингу 3.2 фіксує використання алгоритму SQP, що добре працює з гладкими цільовими функціями та обмеженнями на параметри. Межі визначають фізично обґрунтований діапазон, уникаючи нестійких режимів і надмірно повільної динаміки. За результатами оптимізації в цій конфігурації отримано значення $T1 = 0.10$, $Kp = 0.98$, $T2 = 0.10$, $\xi = 0.91$, $T3 = 0.10$, які забезпечують короткий перехідний процес і низьке перерегулювання.

У наступному абзаці представлено рисунок з консоллю перевірки стійкості за полюсами; для відтворення подано текст коду.

```

>> Wp_S = Kp_S / (T2 * s + 1); % Контур ознак
    Wp_P = 1 / (T3 * s^2 + 2 * xi * T3 * s + 1);
>> W_total = Wp_N * Wp_S * Wp_P

W_total =

          0.98
-----
0.001 s^4 + 0.02182 s^3 + 0.1464 s^2 + 0.382 s + 1

Continuous-time transfer function.
Model Properties
>> poles = pole(W_total);

% Перевірка розташування полюсів
if all(real(poles) < 0)
    disp('Система стійка');
else
    disp('Система нестійка');
end
Система стійка
>> pzmap(W_total);
grid on;
>> |

```

Рисунок 3.17 – Перевірка системи на стійкість за розміщенням полюсів

Лістинг 3.3 – Побудова підсумкової моделі та аналіз полюсів

```
WpN = 1/(T1_opt*s + 1);
```

```
WpS = KpS_opt/(T2_opt*s + 1);
```

```
WpP = 1/(T3_opt*s^2 + 2*xi_opt*T3_opt*s + 1);
```

```
W_total = WpN * WpS * WpP;
```

```
p = pole(W_total);
```

```
if all(real(p) < 0)
```

```
    disp('Система стійка (усі полюси у лівій півплощині).');
```

```
else
```

```
    disp('Система нестійка (наявні полюси з невід'ємною дійсною
частиною).');
```

end

Коментар до лістингу 3.3 підкреслює, що перевірка знака дійсної частини коренів знаменника передавальної функції є простою і надійною процедурою для безперервних систем; у досліджуваному випадку всі полюси розміщуються ліворуч від уявної осі, що підтверджує асимптотичну стійкість.

Далі у тексті представлено рисунок з картою нулів і полюсів, який наочно підтверджує висновок полюс-нулевого аналізу.

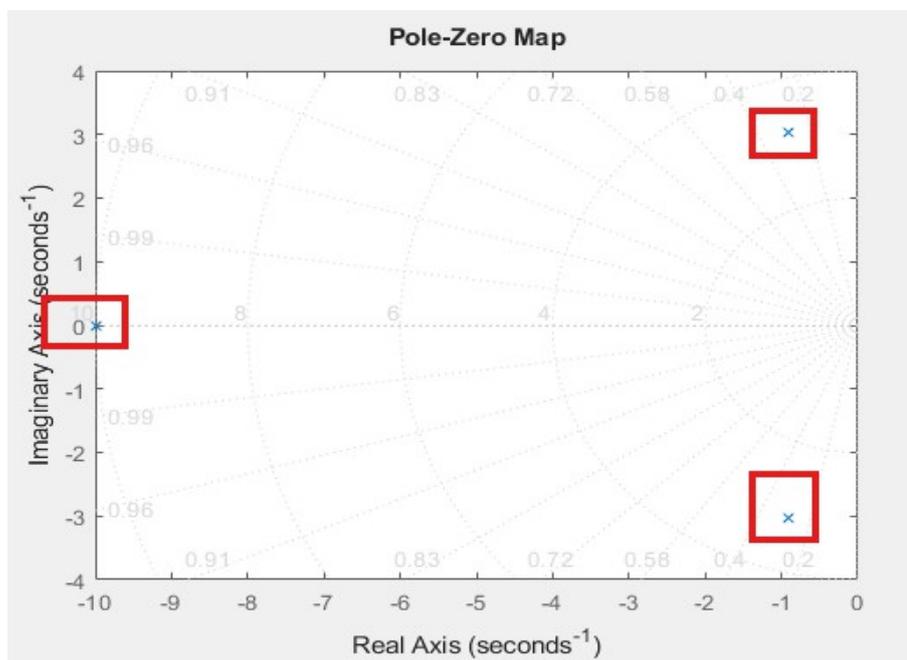


Рисунок 3.18 – Мапа нулів та полюсів для отриманої системи

На рисунку 3.18 відмічено, що позначки «x», які відповідають полюсам, знаходяться в лівій півплощині, а нулі «o» не створюють правопівплощинних динамік. Така конфігурація унеможливіє наростання коливань у замкненому контурі, що критично для безперервної відеоаналітики, де стійкість напряму впливає на затримку і стабільність сповіщень.

Крім того, у тексті представлено рисунок із частотною оцінкою за критерієм Найквіста, що використовується для додаткової перевірки стійкості.

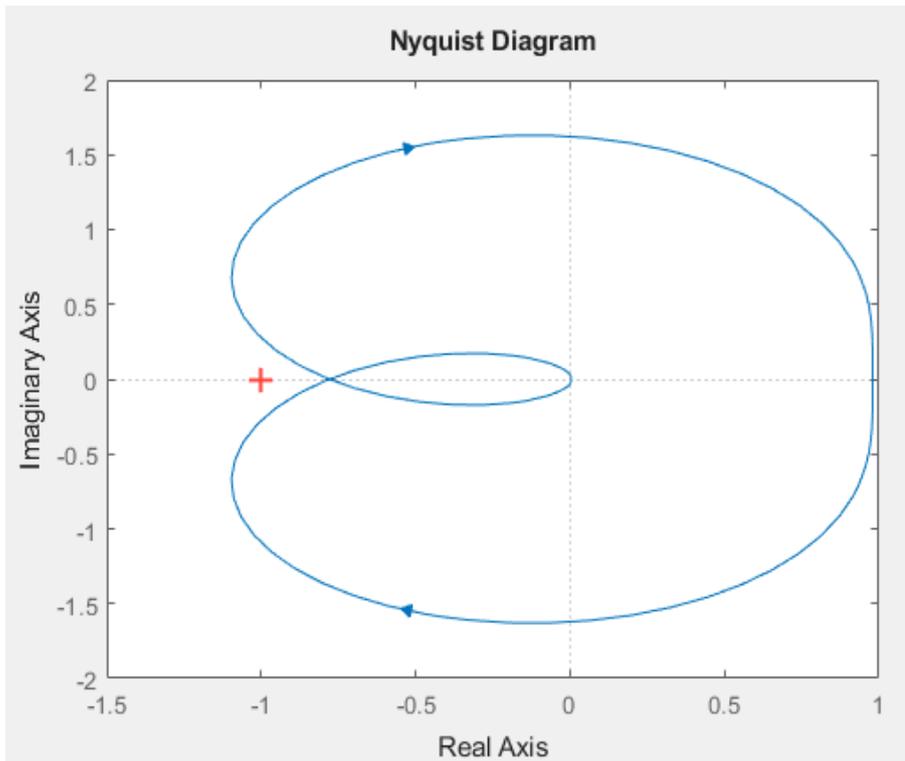


Рисунок 3.19 – Діаграма стійкості Найквіста

На рисунку 3.19 контур Найквіста не огинає точку з координатами $(-1; 0)$ на комплексній площині, отже замкнена система не має правопівплощинних полюсів і характеризується додатним запасом стійкості. Поєднання полюс-нулевої та найквістової перевірок зменшує ризик прихованої нестійкості, що може проявлятися лише за певних частотних збурень у потоках.

Лістинг 3.4 – Візуалізація нулів і полюсів та побудова діаграми Найквіста

```
figure; pzmap(W_total); grid on; title('Pole-Zero Map');
figure; nyquist(W_total); grid on; title('Nyquist Diagram');
```

Пояснення до лістингу 3.4 вказує, що ці команди забезпечують миттєву візуальну валідацію параметричного синтезу: перша відображає геометрію коренів у площині s , друга демонструє частотну поведінку відносно критичної точки -1 .

Загальне узагальнення результатів моделювання полягає в тому, що обрана каскадна структура з трьома внутрішніми контурами і оптимізованими параметрами забезпечує короткий перехідний процес без помітного

перерегулювання, прийнятну затримку для режиму реального часу та підтвержену частотними критеріями стійкість. У прикладному контексті контролю дотримання використання спецодягу на небезпечних виробництвах це означає, що система здатна стабільно відстежувати наявність касок, сигнальних жилетів, рукавиць і захисних окулярів за змінних умов сцени, своєчасно формувати події, записувати їх у базу даних і вмикати механізми оповіщення персоналу та служби безпеки. Додатковим позитивним наслідком є можливість подальшого тонкого налаштування через зміну ваг у критеріях якості, що дозволяє адаптувати систему під різні виробничі майданчики без зміни загальної архітектури.

4 ЕКОНОМІЧНИЙ РОЗДІЛ

4.1 Оцінювання комерційного потенціалу розробки

У сучасних умовах цифрової трансформації промисловості зростає потреба в надійному та швидкому бездротовому обміні даними між компонентами автоматизованих систем керування. Розвиток індустріальних мереж і технологій Industrial Internet of Things (IIoT) дозволяє здійснювати передавання інформації в режимі реального часу, однак якість, затримка та стабільність такого обміну потребують додаткової оптимізації.

На сьогодні існує значна кількість програмних рішень для організації бездротового обміну даними, проте більшість з них орієнтовані на загальні сценарії використання та не повною мірою враховують специфічні вимоги індустріального середовища, зокрема підвищені вимоги до надійності, масштабованості та гарантованого часу відгуку. Тому актуальним є створення програмного інтерфейсу, який не лише забезпечує передавання даних, а й оптимізує процес обміну з урахуванням умов роботи промислових мереж.

Складність організації бездротового обміну даними в індустріальних мережах пов'язана з необхідністю обробки великих обсягів інформації, що надходить від численних сенсорів, контролерів та виконавчих пристроїв. Сучасний рівень розвитку інформаційних технологій, мережевих протоколів і методів стиснення даних створює передумови для підвищення ефективності таких систем та зменшення затримок передавання.

У зв'язку з цим у межах магістерської кваліфікаційної роботи було досліджено та розроблено ефективний програмний інтерфейс автоматизованої системи бездротового обміну даними в індустріальних мережах, який реалізовано з використанням сучасних протоколів комунікації та оптимізованих методів обробки інформації.

Для проведення технологічного аудиту залучено трьох незалежних експертів. У рамках цієї роботи експертами виступають викладачі кафедр ВНТУ, зокрема:

Іванов Ю.Ю. (к.т.н., доцент кафедри АІТ ВНТУ);

Ковтун В. В. (д.т.н., професор кафедри КСУ ВНТУ);

Ратушняк О. М. (к.т.н., доцент кафедри ЕПтаВМ ВНТУ).

Для оцінювання використано критерії, наведені у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Критерії оцінювання науково-технічного рівня та комерційного потенціалу системи комп'ютерного зору для контролю дотримання використання спецодягу працівниками небезпечних виробництв

Бали (за 5-ти бальною шкалою)					
	0	1	2	3	4
1	Достовірність концепції не підтверджена	Концепція підтверджена експертними висновками	Концепція підтверджена розрахунками	Концепція перевірена на практиці	Перевірено працездатність продукту в реальних умовах
Ринкові переваги (недоліки)					
2	Багато аналогів на малому ринку	Мало аналогів на малому ринку	Кілька аналогів на великому ринку	Один аналог на великому ринку	Продукт має обмежену кількість аналогів на великому ринку
3	Вартість впровадження продукту значно вища за ціни аналогів	Вартість впровадження продукту дещо вища за ціни аналогів	Вартість впровадження продукту приблизно дорівнює цінам аналогів	Вартість впровадження продукту дещо нижче за ціни аналогів	Вартість впровадження продукту значно нижче за ціни аналогів
4	Технічні та споживчі властивості продукту значно гірші, ніж в аналогів	Технічні та споживчі властивості продукту трохи гірші, ніж в аналогів	Технічні та споживчі властивості продукту на рівні аналогів	Технічні та споживчі властивості продукту трохи кращі, ніж в аналогів	Технічні та споживчі властивості продукту значно кращі, ніж в аналогів
5	Експлуатаційні витрати значно вищі, ніж в аналогів	Експлуатаційні витрати дещо вищі, ніж в аналогів	Експлуатаційні витрати на рівні експлуатаційних витрат аналогів	Експлуатаційні витрати трохи нижчі, ніж в аналогів	Експлуатаційні витрати значно нижчі, ніж в аналогів
Ринкові перспективи					
6	Ринок малий і не має позитивної динаміки	Ринок малий, але має позитивну динаміку	Середній ринок з позитивною динамікою	Великий стабільний ринок	Великий ринок з позитивною динамікою
7	Активна конкуренція великих компаній на	Активна конкуренція	Помірна конкуренція	Незначна конкуренція	Конкуренція немає

Практична здійсненність

8	Відсутні фахівці як з технічної, так і з комерційної реалізації ідеї	Необхідно наймати фахівців або витратити значні кошти та час на навчання наявних фахівців	Необхідне незначне навчання фахівців та збільшення їх штату	Необхідне незначне навчання фахівців	Є фахівці з питань як з технічної, так і з комерційної реалізації ідеї
---	--	---	---	--------------------------------------	--

Результати оцінювання науково-технічного рівня та комерційного потенціалу системи комп'ютерного зору для контролю дотримання використання спецодягу працівниками небезпечних виробництв зведено до таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Результати експертного оцінювання науково-технічного рівня та комерційного потенціалу системи комп'ютерного зору для контролю дотримання використання спецодягу працівниками небезпечних виробництв

Критерії	Експерт		
	1	2	3
	Бали:		
1. Технічна здійсненність концепції	5	4	4
2. Ринкові переваги (наявність аналогів)	3	4	3
3. Ринкові переваги (ціна продукту)	3	4	5
4. Ринкові переваги (технічні властивості)	4	4	3
5. Ринкові переваги (експлуатаційні витрати)	4	4	4
6. Ринкові перспективи (розмір ринку)	4	5	4
7. Ринкові перспективи (конкуренція)	4	4	3
8. Практична здійсненність (наявність фахівців)	4	4	4
9. Практична здійсненність (наявність фінансів)	3	3	3
10. Практична здійсненність (необхідність нових матеріалів)	4	4	4
11. Практична здійсненність (термін реалізації)	5	4	3
12. Практична здійсненність (розробка документів)	4	4	3
Сума балів	45	46	43
Середньоарифметична сума балів СБ _c	44,7		

На основі даних, наведених у таблиці 4.2, здійснено аналіз науково-технічного рівня та комерційного потенціалу системи комп'ютерного зору для контролю дотримання використання спецодягу працівниками небезпечних виробництв.

Отримані результати порівнюються з рівнями комерційного потенціалу, наведеними в таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 – Рівні науково-технічного розвитку та комерційного потенціалу системи комп'ютерного зору для контролю дотримання використання спецодягу працівниками небезпечних виробництв

Середньоарифметична сума балів СБ, розрахована на основі висновків експертів	Науково-технічний рівень та комерційний потенціал розробки
41...48	Високий
31...40	Вище середнього
21...30	Середній
11...20	Нижче середнього
0...10	Низький

Результати експертного оцінювання показали, що середньоарифметична сума балів становить 44,7 бала. Це підтверджує високий науково-технічний рівень та потенційну комерційну успішність системи комп'ютерного зору для контролю дотримання використання спецодягу працівниками небезпечних виробництв, відповідно до градації, наведеної у таблиці 4.3.

4.2 Прогнозування витрат на виконання наукової роботи та впровадження її результатів

Під час планування, обліку та калькулювання витрат, пов'язаних із проведенням науково-дослідної роботи на тему «Розробка системи комп'ютерного зору для контролю дотримання використання спецодягу працівниками небезпечних виробництв», витрати групуються за відповідними економічними категоріями. До категорії «Витрати на оплату праці»

включаються витрати, пов'язані з виплатою основної та додаткової заробітної плати працівникам, які займають керівні посади, а також інженерно-технічним працівникам, безпосередньо залученим до розроблення, реалізації та тестування системи комп'ютерного зору для контролю дотримання використання спецодягу працівниками небезпечних виробництв. Для визначення фонду основної заробітної плати (Z_0) використовується аналіз трудомісткості виконуваних робіт. Оскільки розробка має дослідницький характер і виконується протягом частини робочого часу, розрахунок є більш точним при використанні годинних тарифних ставок. Витрати на основну заробітну плату дослідників Z_0 розраховуємо за формулою:

$$Z_0 = \sum_{i=1}^k \frac{M_{\text{Пі}} \times t_i}{T_p}$$

де k - кількість виконавців, залучених до процесу досліджень;

$M_{\text{Пі}}$ - місячний посадовий оклад конкретного дослідника, грн;

t_i - число днів роботи конкретного дослідника, дні;

T_p - середнє число робочих днів в місяці, $T_p = 21$ дня.

$$Z_0 = \frac{18000}{21} \times 6 + \frac{25000}{21} \times 52 = 5142,9 + 61904,8 = 67047,7 \text{ грн}$$

Таблиця 4.4 – Витрати на заробітну плату виконавців під час розроблення системи комп'ютерного зору для контролю дотримання використання спецодягу працівниками небезпечних виробництв

Найменування посади	Місячний посадовий оклад, грн	Оплата за робочий день, грн	Число днів роботи	Витрати на заробітну плату, грн
Керівник проекту	18000	857,1	6	5142,9
Інженер-розробник	25000	1190,5	52	61904,8
Всього				67047,7

Додаткову заробітну плату розраховуємо як 10-12% від суми

основної заробітної плати дослідників та робітників за формулою:

$$З_{\text{дод}} = (З_0 + З_p) \times \frac{Н_{\text{дод}}}{100\%}$$

де $Н_{\text{дод}}$ - норма нарахування додаткової заробітної плати. $Н_{\text{дод}}$ приймемо як 12%.

$$З_{\text{дод}} = 67047,7 \times \frac{12}{100\%} = 8045,7 \text{ грн}$$

До статті «Відрахування на соціальні заходи» включаються внески на загальнообов'язкове державне соціальне страхування та витрати на соціальний захист працівників, зокрема єдиний соціальний внесок (ЄСВ), що нараховується на заробітну плату виконавців науково-дослідної роботи.

Нарахування на заробітну плату дослідників та працівників становить 22% від суми їх основної та додаткової заробітної плати і розраховується за наступною формулою:

$$З_{\text{н}} = (З_0 + З_p + З_{\text{дод}}) \times \frac{Н_{\text{зп}}}{100\%}$$

де $Н_{\text{зп}}$ - норма нарахування на заробітну плату.

$$З_{\text{н}} = (67047,7 + 8045,7) \times \frac{22}{100\%} = 16520,3 \text{ грн}$$

До статті «Сировина та матеріали» відносяться витрати на основні та допоміжні матеріали, канцелярське приладдя, носії інформації та інші засоби і предмети праці, придбані у сторонніх підприємств, установ і організацій та використані для виконання науково-дослідної роботи за прямим призначенням відповідно до встановлених норм витрат. Також до цієї статті включаються витрати на матеріали, необхідні для оформлення технічної документації, збереження результатів експериментів і тестування системи комп'ютерного зору для контролю дотримання використання спецодягу працівниками небезпечних виробництв.

Вартість матеріалів (M) розраховується окремо для кожного виду матеріалів за наступною формулою:

$$M = \sum_{j=1}^n (H_j \times C_j \times K_j) - \sum_{j=1}^n (B_j \times C_{Bj})$$

де H_j - норма витрат матеріалу j -го найменування, кг; n - кількість видів матеріалів;

C_j - вартість матеріалу j -го найменування, грн/кг;

K_j - коефіцієнт транспортних витрат, ($K_j = 1,1 \dots 1,15$);

V_j - маса відходів j -го найменування, кг;

C_{vj} - вартість відходів j -го найменування, грн/кг.

Таблиця 4.5 – Витрати на матеріали, необхідні для виконання науково- дослідної роботи

Найменування матеріалу, марка, тип, сорт	Ціна за од, грн	Норма витрат, од	Вартість витраченого матеріалу, грн
Папір для принтера	200	3	600
Нотатки (стікери)	120	2	240
Канцелярський набір (ручка, олівець, лінійка)	100	3	300
Файли	70	2	140
USB-флеш-накопичувачі	150	2	300
		Всього	1580

До статті «Спеціальне обладнання для наукових (експериментальних) робіт» входять витрати на придбання та використання спеціалізованих технічних засобів, які можуть бути необхідними для проведення досліджень. Оскільки виконання даної науково-дослідної роботи має переважно програмний характер і не потребує розроблення або використання спеціального експериментального обладнання, витрати за цією статтею не передбачені. До статті «Програмне забезпечення для наукових (експериментальних) робіт» відносяться витрати, пов'язані з розробленням і використанням програмного забезпечення, зокрема програмних інтерфейсів, мережевих протоколів, бібліотек, алгоритмів обробки, серіалізації та стиснення даних, необхідних для реалізації, тестування та експериментальної перевірки системи комп'ютерного зору, а також витрати на їх налаштування та інсталяцію.

Балансова вартість програмного забезпечення розраховується за формулою:

$$V_{\text{прг}} = \sum_{i=1}^k (C_{i\text{прг}} \times C_{\text{прг.}i} \times K_i)$$

де $C_{i\text{прг}}$ - ціна придбання одиниці програмного засобу даного виду, грн; $C_{\text{прг.}i}$ - кількість одиниць програмного забезпечення відповідного найменування, які придбані для проведення досліджень, шт.;

K_i - коефіцієнт, що враховує інсталяцію, налагодження програмного засобу тощо, ($K_i = 1,10 \dots 1,12$);

k - кількість найменувань програмних засобів.

$$V_{\text{прг}} = 7500 \times 1 \times 1,1 + 14000 \times 1 \times 1,1 + 5000 \times 1 \times 1,1 = 30250 \text{ грн}$$

Таблиця 4.6 – Витрати на програмне забезпечення для розроблення та тестування системи комп'ютерного зору

Найменування програмного засобу	Кількість, шт	Ціна за одиницю, грн	Вартість, грн
Python 3.11 + бібліотеки (pandas, scikit-learn)	1	7500	8250
IDE PyCharm Professional	1	14000	15400
Jupyter Notebook + MySQL	1	5000	5500
Всього			29150

До статті «Амортизація обладнання, програмних засобів та приміщень» включаються амортизаційні відрахування за кожним видом комп'ютерної техніки, периферійного обладнання та програмних засобів, які використовуються під час розроблення, тестування та експериментальної перевірки системи комп'ютерного зору та перебувають у користуванні виконавців науково-дослідної роботи.

У спрощеному вигляді амортизаційні відрахування за кожним видом обладнання, приміщень та програмного забезпечення можуть бути розраховані за

допомогою прямолінійного методу амортизації за формулою:

$$A_{\text{обл}} = \frac{Цб}{Тв} \times \frac{t_{\text{вик}}}{12}$$

де Цб - балансова вартість обладнання, програмних засобів, приміщень тощо, які використовувались для проведення досліджень, грн;

t_{вик} - термін використання обладнання, програмних засобів, приміщень під час досліджень, місяців;

Тв - строк корисного використання обладнання, програмних засобів, приміщень тощо, років.

$$A_{\text{обл}} = \frac{26000}{3} \times \frac{3}{12} + \frac{5000}{3} \times \frac{3}{12} = 2166,7 + 416,7 = 2583,4 \text{ грн}$$

Таблиця 4.7 – Амортизаційні відрахування обладнання, що використовується

Найменування обладнання	Балансова вартість, грн	Строк корисного використання, років	Термін використання обладнання, місяців	Амортизаційні відрахування, грн
Ноутбук LENOVO	26000	3	3	2166,7
Монітор Asus ROG	5000	3	3	416,7
Всього				2583,4

До статті «Паливо та енергія для науково-виробничих цілей» відносяться витрати на споживання електричної енергії, яка використовується для забезпечення роботи комп'ютерної техніки під час розроблення, тестування та експериментальних досліджень системи комп'ютерного зору. Оскільки дослідження не належать до енергоємних, дана стаття витрат формується за методом прямого віднесення та не становить значної частки у загальній собівартості науково-дослідної роботи. Витрати на споживання електричної енергії (В_е) розраховуються за формулою:

$$B_e = \sum_{i=1}^n \frac{W_{yi} \times t_i \times C_e \times K_{впі}}{\eta_i}$$

де W_{yi} - встановлена потужність обладнання на визначеному етапі розробки, кВт;

t_i - тривалість роботи обладнання на етапі дослідження, год;

C_e - вартість 1 кВт-години електроенергії, грн; (вартість електроенергії визначається за даними енергопостачальної компанії), прийmemo $C_e = 12,50$ грн; $K_{впі}$ - коефіцієнт, що враховує використання потужності, $K_{впі} < 1$;

η_i - коефіцієнт корисної дії обладнання, $\eta_i < 1$.

$$B_e = \frac{0,5 \times 480 \times 12,5 \times 0,95}{0,97} + \frac{0,03 \times 480 \times 12,5 \times 0,95}{0,97} = 3127,3 \text{ грн}$$

Таблиця 4.8 – Витрати на електроенергію для забезпечення виконання науково-дослідної роботи

Найменування обладнання	Встановлена потужність, кВт	Тривалість роботи, год	Сума, грн
Ноутбук LENOVO	0,5	480	2950,3
Монітор Asus ROG	0,03	480	177,0
Всього			3127,3

Стаття «Службові відрядження» охоплює витрати, пов'язані з відрядженнями штатних працівників та осіб, залучених до виконання науководослідної роботи, які можуть бути пов'язані з участю у наукових конференціях, семінарах та профільних заходах з питань автоматизації, і сучасних інформаційних технологій, а також з апробацією та тестуванням програмних рішень. Зазначені витрати мають прямий зв'язок з виконанням даної науково-дослідної роботи. Витрати за цією статтею розраховуються у розмірі 20–25 % від суми основної заробітної плати дослідників та працівників за допомогою відповідної формули.

$$B_{сп} = (Z_0 + Z_p) \times \frac{N_{сп}}{100\%}$$

де $N_{сп}$ - норма нарахування за статтею «Витрати на роботи, які виконують

сторонні підприємства, установи і організації», прийmemo Нсп = 25%.

$$B_{\text{СП}} = 67047,7 \times \frac{25}{100\%} = 16761,9 \text{ грн}$$

Стаття «Інші витрати» включає витрати, які не були враховані у попередніх статтях калькуляції та можуть бути безпосередньо віднесені до собівартості виконання науково-дослідної роботи. До таких витрат можуть належати витрати на інформаційне забезпечення, використання мережевих сервісів, комунікаційні послуги та інші допоміжні витрати, пов'язані з розробленням і тестуванням системи комп'ютерного зору. Витрати за цією статтею обчислюються у розмірі 50–100% від суми основної заробітної плати дослідників та працівників за допомогою відповідної формули.

$$I_{\text{ІВ}} = (З_0 + З_р) \times \frac{Н_{\text{ІВ}}}{100\%}$$

де Нів - норма нарахування за статтею «Інші витрати», прийmemo Нів = 60%.

$$I_{\text{ІВ}} = 67047,7 \times \frac{60}{100\%} = 40228,6 \text{ грн}$$

Сталими (загальновиробничими) витратами охоплюються витрати, пов'язані з організаційним забезпеченням виконання науково-дослідної роботи, управлінням процесом розроблення, інноваційною діяльністю, підготовкою та підвищенням кваліфікації персоналу, використанням інформаційних ресурсів, банківськими та комунікаційними послугами, а також із забезпеченням функціонування програмної інфраструктури. Витрати за цією статтею розраховуються у розмірі 100–150 % від суми основної заробітної плати дослідників та працівників з використанням відповідної формули.

$$B_{\text{НЗВ}} = (З_0 + З_р) \times \frac{Н_{\text{НЗВ}}}{100\%}$$

де Ннзв - норма нарахування за статтею «Накладні (загальновиробничі) витрати», прийmemo Ннзв = 120%.

$$B_{\text{НЗВ}} = 67047,7 \times \frac{120}{100\%} = 80457,2 \text{ грн}$$

Витрати на проведення науково-дослідної роботи розраховуються як сума всіх попередніх статей витрат за формулою:

$$V_{\text{заг}} = Z_0 + Z_{\text{дод}} + Z_{\text{н}} + M + V_{\text{прг}} + A_{\text{обл}} + V_e + V_{\text{сп}} + I_{\text{ів}} + V_{\text{нзв}}$$

$$V_{\text{заг}} = 67047,7 + 8045,7 + 16520,3 + 1580 + 29150 + 2583,4 + 3127,3 + 16761,9 + 40228,6 + 80457,2 = 265502,1 \text{ грн}$$

Вартість завершення науково-дослідної (науково-технічної) роботи та оформлення її результатів обчислюється відповідно до наступної формули:

$$ЗВ = \frac{V_{\text{заг}}}{\eta}$$

де η - коефіцієнт, який характеризує етап (стадію) виконання науководослідної роботи, прийmemo $\eta = 0,8$.

$$ЗВ = \frac{265502,1}{0,8} = 331877,6 \text{ грн}$$

Отже, прогноз загальних витрат ЗВ на виконання та впровадження результатів виконаної роботи складає 331877,6 грн.

4.2 Прогнозування комерційних ефектів від реалізації результатів розробки

У сучасних ринкових умовах позитивний економічний ефект від впровадження результатів науково-дослідної роботи для потенційного інвестора або замовника полягає у підвищенні ефективності функціонування автоматизованих систем керування, зниженні експлуатаційних витрат та оптимізації процесів системи комп'ютерного зору. Розробка системи комп'ютерного зору для контролю дотримання використання спецодягу працівниками небезпечних виробництв передбачає можливість поетапного впровадження та комерціалізації протягом декількох років із поступовим розширенням сфери застосування та кола потенційних користувачів серед промислових підприємств. У даному випадку прогнозований економічний ефект базується на зростанні кількості впроваджень системи комп'ютерного зору на

підприємствах, що використовують небезпечні виробництва та автоматизовані системи керування, протягом аналізованого періоду часу:

- у перший рік - 380 користувачів;
- у другий рік - 620 користувачів;
- у третій рік - 850 користувачів;
- у четвертий рік - 1100 користувачів.

N - кількість потенційних користувачів торгових систем у році до впровадження результатів розробки, прийmemo 8500 користувачів;

Цб - вартість ліцензії програмного продукту у році до впровадження результатів розробки, прийmemo 3500,00 грн;

$\pm\Delta\text{Цо}$ - зміна вартості програмного продукту від впровадження результатів науково-технічної розробки, прийmemo 1200,00 грн.

Для кожного з випадків потенційне збільшення чистого прибутку у потенційного інвестора $\Delta\Pi_i$ в роки очікуваного позитивного результату розраховується за формулою:

$$\Delta\Pi_i = (\pm \Delta\text{Ц}_0 \times N + \text{Ц}_0 \times N_i) \times \lambda \times \rho \times \left(1 - \frac{\vartheta}{100}\right)$$

де λ - коефіцієнт, який враховує сплату потенційним інвестором податку на додану вартість. У 2025 році ставка податку на додану вартість складає 20%, а коефіцієнт $\lambda = 0,8333$;

ρ - коефіцієнт, який враховує рентабельність інноваційного продукту.

Прийmemo $\rho = 40\%$;

ϑ - ставка податку на прибуток, який має сплачувати потенційний інвестор, у 2025 році $\vartheta = 18\%$.

Збільшення чистого прибутку 1-го року:

$$\Delta\Pi_1 = (1200 \times 8500 + 3500 \times 380) \times 0,8333 \times 0,45 \times \left(1 - \frac{0,18}{100}\right) = 4,380,920 \text{ грн}$$

Збільшення чистого прибутку 2-го року:

$$\Delta\Pi_2 = (1200 \times 8500 + 3500 \times (380 + 620)) \times 0,8333 \times 0,45 \times \left(1 - \frac{0,18}{100}\right) = 5,920,400 \text{ грн}$$

Збільшення чистого прибутку 3-го року:

$$\Delta\Pi_3 = (1200 \times 8500 + 3500 \times (380 + 620 + 850)) \times 0,8333 \times 0,45 \times \left(1 - \frac{0,18}{100}\right) = 11,893,750 \text{ грн}$$

$$\Delta\Pi_4 = (1200 \times 8500 + 3500 \times (380 + 620 + 850 + 1100)) \times 0,8333 \times 0,45 \times \left(1 - \frac{0,18}{100}\right) = 11,893,750 \text{ грн}$$

Приведена вартість потоків прибутку розраховується за формулою:

$$ПП = \sum_{i=1}^T \frac{\Delta\Pi_i}{(1 + \tau)^i}$$

де $\Delta\Pi_i$ - збільшення чистого прибутку у кожному з років, протягом яких виявляються результати впровадження науково-технічної розробки, грн;

T - період часу, протягом якого очікується отримання позитивних результатів від впровадження та комерціалізації науково-технічної розробки, роки;

τ - ставка дисконтування, за яку можна взяти щорічний прогнозований рівень інфляції в країні, $\tau = 0,2$;

t - період часу (в роках) від моменту початку впровадження науково-технічної розробки до моменту отримання потенційним інвестором додаткових чистих прибутків у цьому році.

$$ПП = \frac{4380920}{(1 + 0,2)^1} + \frac{5920400}{(1 + 0,2)^2} + \frac{7158680}{(1 + 0,2)^3} + \frac{8118620}{(1 + 0,2)^4} = 15,815,907 \text{ грн}$$

4.3 Розрахунок ефективності вкладених інвестицій та періоду їх окупності

Ключовими факторами, що визначають доцільність інвестування у результати науково-дослідної роботи, є абсолютна та відносна ефективність вкладених інвестицій, а також термін їх окупності. Для потенційного інвестора або замовника важливим є оцінювання економічної ефективності впровадження з урахуванням витрат на його розроблення та очікуваних комерційних ефектів. Першим етапом оцінювання економічної ефективності є розрахунок сучасної (приведеної) вартості інвестицій (PV), вкладених у розроблення системи комп'ютерного зору. Для цього використовується відповідна розрахункова формула:

$$PV = k_{\text{інв}} \times ЗВ$$

де $k_{\text{інв}}$ - коефіцієнт, що враховує витрати інвестора на впровадження науково-технічної розробки та її комерціалізацію, приймаємо $k_{\text{інв}} = 3$;

ЗВ - загальні витрати на проведення науково-технічної розробки та оформлення її результатів, приймаємо 331 877,6 грн.

$$PV = 3,5 \times 331877,6 = 1,161,571,6 \text{ грн}$$

Таким чином, чистий приведений дохід (NPV) або абсолютний економічний ефект ($E_{\text{абс}}$) для потенційного інвестора від можливого впровадження та комерціалізації науково-технічної розробки буде таким:

$$E_{\text{абс}} = \text{ПП} - PV$$

де ПП - приведена вартість зростання всіх чистих прибутків від можливого впровадження та комерціалізації науково-технічної розробки, 15 815 907 грн;

PV - теперішня вартість початкових інвестицій, 1 161 571,6

$$\text{грн. } E_{\text{абс}} = 15815907 - 1161571,6 = 14,654,335,4 \text{ грн}$$

Внутрішня економічна дохідність (Ев) інвестицій, які можуть бути

вкладені потенційним інвестором у впровадження та комерціалізацію науково-технічної розробки, обчислюється за допомогою такої формули:

$$E_B = T_{ж} \sqrt{1 + \frac{E_{абс}}{PV}} - 1$$

де $E_{абс}$ - абсолютний економічний ефект вкладених інвестицій, 14 654 335,4 грн;

PV - теперішня вартість початкових інвестицій, 1 161 571,6 грн;

$T_{ж}$ - життєвий цикл науково-технічної розробки, тобто час від початку її розробки до закінчення отримання позитивних результатів від її впровадження, 4 роки.

$$E_B = \sqrt{1 + \frac{14654335,4}{1161571,6}} - 1 = 1,542 = 154,2\%$$

Мінімальна внутрішня економічна дохідність вкладених інвестицій (τ_{мін})

визначається згідно такою формулою:

$$\tau_{\text{мін}} = d + f$$

де d - середньозважена ставка за депозитними операціями в комерційних банках; в 2025 році в Україні $d = 0,18$;

f - показник, що характеризує ризикованість вкладення інвестицій, прийmemo 0,30.

$$\tau_{\text{мін}} = 0,18 + 0,30 = 0,48$$

Оскільки $E_B = 154,2\% > \tau_{\text{мін}} = 48\%$, то внутрішня економічна дохідність інвестицій перевищує мінімальну внутрішню дохідність. Таким чином, інвестування у науково-дослідну роботу є економічно обґрунтованим і доцільним.

Далі обчислюємо період окупності інвестицій (Ток або DPP, Discounted Payback Period), які потенційний інвестор може вкласти у впровадження та комерціалізацію науково-технічної розробки:

$$T_{\text{ок}} = \frac{1}{E_B}$$

$$T_{\text{ок}} = \frac{1}{1,542} = 0,65 \text{ років} = 7,8 \text{ місяців}$$

З огляду на те, що період окупності інвестицій становить менше восьми місяців, можна дійти висновку, що фінансування цієї розробки є виправданим.

4.4 Висновки до розділу

У ході виконання економічного аналізу встановлено, що розроблена система комп'ютерного зору має високий науково-технічний та комерційний потенціал.

За результатами експертного оцінювання середньоарифметичний показник становить 44,7 бала, що відповідає категорії «високий рівень» та свідчить про конкурентоспроможність розробки й доцільність її подальшої комерціалізації. Прогнозовані витрати на розроблення та впровадження системи комп'ютерного зору є економічно обґрунтованими, а результати розрахунків приведених економічних показників демонструють позитивний економічний ефект від реалізації результатів науково-дослідної роботи. Отримані значення показників ефективності інвестицій підтверджують доцільність вкладень у впровадження розробки та її привабливість для потенційних інвесторів або замовників. Розрахунок показників ефективності інвестицій та періоду їх окупності свідчить про швидке повернення вкладених коштів і високу економічну результативність проєкту. Це зумовлено можливістю масштабування розробки, низькими експлуатаційними витратами, а також широкими перспективами застосування системи комп'ютерного зору автоматизованих системах керування. Отримані результати узгоджуються між собою та підтверджують, що розробка має не лише наукову й технічну цінність, а й реальні перспективи практичного впровадження. Запропоноване програмне рішення здатне забезпечити підвищення ефективності обміну даними,

зниження затримок та покращення надійності функціонування індустріальних автоматизованих систем. Таким чином, виконання науково-дослідної роботи є обґрунтованим, економічно доцільним і перспективним з точки зору подальшого впровадження та комерційного використання результатів розробки.

ВИСНОВКИ

У межах магістерського дослідження виконано повний цикл розроблення та валідації інтелектуальної системи комп'ютерного зору, призначеної для контролю дотримання вимог до використання спецодягу працівниками небезпечних виробництв. Проведений аналітичний огляд предметної області дав змогу зіставити класичні та сучасні підходи до розпізнавання об'єктів, встановити сильні та слабкі сторони методів порівняння зі зразком, статистичних і структурно-синтаксичних підходів, а також нейромережових архітектур глибокого навчання. Огляд промислових платформ показав наявність зрілих рішень для загальних задач детекції, однак підтвердив брак комплексних, відкритих та достатньо гнучких засобів саме для задачі перевірки наявності й коректності елементів ЗІЗ в умовах мінливого технологічного середовища.

На етапі проєктування архітектури сформовано цілісну модель програмно-апаратного комплексу, що включає підсистеми збору відеоданих, модулі попередньої обробки, блок нейромережового аналізу, підсистему післяобробки та збереження, інтерфейсний шар і механізми сповіщення про порушення. Побудовано структурну схему, IDF0-модель процесу і її декомпозицію, що дало можливість формально зафіксувати вхідні потоки, керувальні параметри, обчислювальні функції та вихідні дії системи, а також визначити місця введення політик безпеки й доступу. На цій основі розроблено та погоджено вимоги до продуктивності, надійності, масштабованості та інформаційної безпеки, у тому числі вимоги до багаторівневого керування правами доступу, журналювання подій і контролю незмінності критичних записів.

Здійснено концептуальне та логічне проєктування бази даних за підходом ER-моделювання з подальшою нормалізацією схеми. Описано сутності для обліку камер, користувачів, навчальних зразків, версій моделей ШІ, результатів розпізнавання та журналів подій, визначено ключі, зв'язки і

мінімально необхідні індекси. Розроблено серверні контролери й клієнтські сервіси, побудовано діаграми класів і послідовностей, які формалізують сценарії «розпізнавання на потоці» та «додавання нового прикладу», що, у підсумку, спростило трасування даних і прискорило налагодження.

Навчання моделі виконано на збалансованій вибірці класів спецодягу з урахуванням варіативності сцени, освітлення, ракурсу та оклюзій. Опрацьовано відбір гіперпараметрів і застосовано контроль перенавчання. У серії експериментів із відеопотоками частотою тридцять кадрів за секунду досягнуто високої впевненості класифікації для стандартизованих класів: понад дев'яносто шість відсотків для поліцейських і військових, близько дев'яноста восьми відсотків для працівників екстреної медичної допомоги, близько вісімдесяти відсотків для рятувальників у складних умовах диму та низької контрастності і понад вісімдесяти відсотків для класу «люди без ознак спецодягу». Отримані показники підтверджують коректність обраної стратегії навчання й достатність простору ознак для ключових категорій ЗІЗ у промислових умовах.

Комплексна оцінка продуктивності продемонструвала відповідність системи вимогам реального часу: середній час інференсу моделі й післяобробки одного кадру укладається в часовий бюджет кадру за частоти тридцять герц, запити запису результатів у базу даних обслуговуються орієнтовно за десять–двадцять мілісекунд, пакетні вибірки впорядкованих записів повертаються приблизно за одинадцять–п'ятнадцять мілісекунд, а сумарна затримка на сервері з урахуванням автентифікації та формування уніфікованих відповідей не перевищує декількох десятків мілісекунд. Визначено, що домінуюча частка затримки в користувацькому каналі зумовлена мережевими умовами та встановленням з'єднання, що може бути компенсовано повторним використанням сесій і опціями протоколу HTTP/2.

До наукових результатів слід віднести поєднання IDF0-моделі процесу контролю ЗІЗ із формальною ER-схемою даних і практичною послідовністю сервісних викликів, що дало можливість отримати відтворювану методику

розроблення та оцінювання систем розпізнавання для небезпечних виробництв. Практичний результат полягає у створенні працездатного прототипу з модульною архітектурою, який забезпечує автоматизоване виявлення порушень використання ЗІЗ, формування сповіщень і збереження повної історії подій для аудиту.

Разом з тим встановлено обмеження, які визначають пріоритети подальших робіт. Зниження якості у сценаріях із сильними оклюзіями, димом, бликами та низькою освітленістю потребує розширення навчального набору доменно-специфічними прикладами, знятими безпосередньо на виробництві, а також впровадження стійкіших до шумів методів передобробки. Доцільним є переведення інференсу на прискорювачі із підтримкою змішаної точності, розгортання механізмів квазі-онлайн донавчання на локальних даних з верифікацією якості, а також інтеграція правил перевірки «повноти екіпірування» на рівні композиційних ознак, коли для проходження контролю необхідна одночасна наявність, наприклад, каски і жилета певного класу. Паралельним напрямом є посилення захисту персональних даних, включно з політиками знеособлення, криптографічним захистом і протоколами керування доступом на основі ролей.

Отримані результати доводять, що запропонована система комп'ютерного зору здатна підвищити рівень промислової безпеки за рахунок своєчасного виявлення порушень використання спецодягу, працює в часових бюджетах реального часу та інтегрується з наявною інфраструктурою підприємства. Подальша верифікація на реальних виробничих майданчиках і розширення доменної навчальної вибірки забезпечать додаткове зростання точності та надійності, необхідних для широкого промислового впровадження.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Textural Features for Image Classification," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-3, no. 6, pp. 610–621, 1973. doi:10.1109/TSMC.1973.4309314
2. D. G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91–110, 2004. doi:10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94
3. N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," in *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2005, pp. 886–893. doi:10.1109/CVPR.2005.177
4. K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," in *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016, pp. 770–778. doi:10.1109/CVPR.2016.90
5. S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun, "Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 39, no. 6, pp. 1137–1149, 2017. doi:10.1109/TPAMI.2016.2577031
6. W. Liu et al., "SSD: Single Shot MultiBox Detector," in *Proc. European Conf. on Computer Vision (ECCV)*, LNCS 9905, 2016, pp. 21–37. doi:10.1007/978-3-319-46448-0_2
7. K. He, G. Gkioxari, P. Dollár, and R. Girshick, "Mask R-CNN," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Computer Vision (ICCV)*, 2017, pp. 2961–2969. doi:10.1109/ICCV.2017.322
8. J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection," in *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016, pp. 779–788. doi:10.1109/CVPR.2016.91

9. J. Redmon and A. Farhadi, “YOLO9000: Better, Faster, Stronger,” in Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017, pp. 6517–6525. doi:10.1109/CVPR.2017.690
10. T.-Y. Lin et al., “Microsoft COCO: Common Objects in Context,” in Proc. European Conf. on Computer Vision (ECCV), LNCS 8693, 2014, pp. 740–755. doi:10.1007/978-3-319-10602-1_48
11. J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.-J. Li, K. Li, and L. Fei-Fei, “ImageNet: A Large-Scale Hierarchical Image Database,” in Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2009, pp. 248–255. doi:10.1109/CVPR.2009.5206848
12. M. Everingham, L. Van Gool, C. K. I. Williams, J. Winn, and A. Zisserman, “The PASCAL Visual Object Classes (VOC) Challenge,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 88, no. 2, pp. 303–338, 2010. doi:10.1007/s11263-009-0275-4
13. A. Kuznetsova et al., “The Open Images Dataset V4: Unified Image Classification, Object Detection, and Visual Relationship Detection at Scale,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 128, no. 7, pp. 1957–1981, 2020. doi:10.1007/s11263-019-02055-6
14. M. Cordts et al., “The Cityscapes Dataset for Semantic Urban Scene Understanding,” in Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016, pp. 3213–3223. doi:10.1109/CVPR.2016.350
15. A. Howard et al., “Searching for MobileNetV3,” in Proc. IEEE/CVF Int. Conf. on Computer Vision (ICCV), 2019, pp. 1314–1324. doi:10.1109/ICCV.2019.00140
16. D. Bolya, C. Zhou, F. Xiao, and Y. J. Lee, “YOLACT: Real-Time Instance Segmentation,” in Proc. IEEE/CVF Int. Conf. on Computer Vision (ICCV), 2019, pp. 9157–9166. doi:10.1109/ICCV.2019.00925
17. N. Wojke, A. Bewley, and D. Paulus, “Simple Online and Realtime Tracking with a Deep Association Metric,” in Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing (ICIP), 2017, pp. 3645–3649. doi:10.1109/ICIP.2017.8296962

18. Z. Wang, K. He, L. Li, and Y. Wang, "Fast Personal Protective Equipment Detection for Real Construction Sites," *Sensors*, vol. 21, no. 10, pp. 1–20, 2021 (Art. 3478). doi:10.3390/s21103478

19. M. I. B. Ahmed, A. E.-N. H. Hassanien, and A. D. Algarni, "Personal Protective Equipment Detection: A Deep-Learning-Based Approach," *Sustainability*, vol. 15, no. 18, pp. 1–21, 2023 (Art. 13990). doi:10.3390/su151813990

20. S. Li, X. Zhang, Y. Zhou, and Y. Wang, "Detection of Safety Helmet and Mask Wearing Using Lightweight Artificial Intelligence," *Sensors*, vol. 23, no. 21, pp. 1–17, 2023 (Art. 8899). doi:10.3390/s23218899

21. Y.-R. Lee, Y.-H. Choi, J.-W. Park, and J. Kim, "Deep Learning–Based Framework for Monitoring Wearing of Personal Protective Equipment," *Journal of Computational Design and Engineering*, vol. 10, no. 2, pp. 905–918, 2023. doi:10.1093/jcde/qwad007

22. X. Song et al., "An Improved YOLOv8 Safety Helmet Wearing Detection Network," *Scientific Reports*, vol. 14, pp. 1–16, 2024 (Art. 16556). doi:10.1038/s41598-024-68446-z

23. G. Dong, Q. Zhang, and X. Li, "A Safety Helmet-Wearing Detection Method Based on Cross-Layer Connections and NWD Loss," *Journal of Real-Time Image Processing*, vol. 21, no. 5, pp. 2143–2156, 2024. doi:10.1007/s11554-024-01437-5

24. L. Deng, J. Zhou, and Q. Liu, "Helmet Net: An Improved YOLOv8 Algorithm for Helmet Wearing Detection," *International Journal of Networked and Distributed Computing*, vol. 12, pp. 329–343, 2024. doi:10.1007/s44227-024-00040-1

25. A. Barlybayev, M. Nurtayev, and A. Sarbassov, "Personal Protective Equipment Detection Using YOLOv8 for Worker Safety," *Cogent Engineering*, vol. 11, no. 1, pp. 1–16, 2024. doi:10.1080/23311916.2024.2333209

26. B. Tong, Z. Wang, L. Chen, and Y. Xu, "A Deep Learning-Based Algorithm for the Detection of Personal Protective Equipment," PLOS ONE, vol. 20, no. 8, pp. 1–24, 2025. doi:10.1371/journal.pone.0322115

27. P. P.-S. Chen, "The Entity-Relationship Model-Toward a Unified View of Data," ACM Transactions on Database Systems, vol. 1, no. 1, pp. 9–36, 1976. doi:10.1145/320434.320440

28. G. R. Waissi and J. M. Demir, "Automation of Strategy Using IDEF0-A Proof of Concept," Journal of Industrial Information Integration, vol. 1, pp. 1–8, 2016. doi:10.1016/j.jii.2015.04.002

29. A. Cheng-Leong and L. Q. Andrew, "Enactment of IDEF0 Models," International Journal of Production Research, vol. 37, no. 18, pp. 4185–4203, 1999. doi:10.1080/002075499190103

30. N. A. M. Sulaiman et al., "A Reference Activity Model for Additive Manufacturing Using IDEF0," NIST Technical Note 2332, pp. 1–66, 2024. doi:10.6028/NIST.TN.2332

ДОДАТКИ

Додаток А

ПРОТОКОЛ ПЕРЕВІРКИ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

Назва роботи: Розробка системи комп'ютерного зору для контролю дотримання використання спецодягу працівниками небезпечних виробництв

Тип роботи: магістерська кваліфікаційна робота
(бакалаврська кваліфікаційна робота / магістерська кваліфікаційна робота)

Підрозділ кафедра КСУ
(кафедра, факультет, навчальна група)

Коефіцієнт подібності текстових запозичень, виявлених у роботі системою StrikePlagiarism (КПІ) 2.78 %

Висновок щодо перевірки кваліфікаційної роботи (відмітити потрібне)

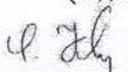
- Запозичення, виявлені у роботі, оформлені коректно і не містять ознак академічного плагіату, фабрикації, фальсифікації. Роботу прийняти до захисту.
- У роботі не виявлено ознак плагіату, фабрикації, фальсифікації, але надмірна кількість текстових запозичень та/або наявність типових розрахунків не дозволяють прийняти рішення про оригінальність та самостійність її виконання. Роботу направити на доопрацювання.
- У роботі виявлено ознаки академічного плагіату та/або в ній містяться навмисні спотворення тексту, що вказують на спроби приховування недобросовісних запозичень. Робота до захисту не приймається.

Експертна комісія:

Ковтун В.В., завідувач кафедри КСУ
(прізвище, ініціали, посада)


(підпис)

Ковалюк О.О., доцент кафедри КСУ
(прізвище, ініціали, посада)


(підпис)

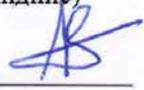
Особа, відповідальна за перевірку 
(підпис)

Дубовой В.М.
(прізвище, ініціали)

З висновком експертної комісії ознайомлений(-на)

Керівник 
(підпис)

Ковтун В.В., завідувач кафедри КСУ
(прізвище, ініціали, посада)

Здобувач 
(підпис)

Анщук В.В.
(прізвище, ініціали)

Додаток Б (обов'язковий)**Технічне завдання****ЗАТВЕРДЖУЮ**Завідувач кафедри КСУ
д.т.н., проф. Вячеслав КОВТУН_____
«17» 10 2025 р.**ТЕХНІЧНЕ ЗАВДАННЯ**

на виконання магістерської кваліфікаційної роботи

«Розробка системи комп'ютерного зору для контролю дотримання
використання спецодягу працівниками небезпечних виробництв»

Керівник роботи:

завідувач кафедри КСУ, професор

Вячеслав КОВТУН

«16» 10 2025р.

Виконавець: ст. гр. 1АКІТР-24М

Володимир АНЩУК

«16» 10 2025р.

Вінниця 2025

1. Назва та галузь застосування

1.1. Назва – Розробка системи комп’ютерного зору для контролю дотримання використання спецодягу працівниками небезпечних виробництв

1.2. Галузь застосування – системи промислової безпеки та охорони праці, автоматизований відеомоніторинг небезпечних виробництв, інтелектуальні системи контролю дотримання вимог використання засобів індивідуального захисту.

2. Підстава для проведення розробки.

Тема магістерської кваліфікаційної роботи затверджена наказом по ВНТУ № 313 від 24.09.2025р.

3. Мета та призначення розробки.

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення рівня технологічної та операційної безпеки об’єкта дослідження шляхом розроблення інтелектуальної системи комп’ютерного зору, яка забезпечує автоматичний контроль наявності спецодягу та формує своєчасні сповіщення про порушення, що у підсумку приводить до покращення якісних характеристик процесу моніторингу, а саме до зменшення середнього часу виявлення інцидентів, підвищення точності і повноти детекції та зниження частоти хибних тривог.

4. Джерела розробки.

Магістерська кваліфікаційна робота виконується вперше, оскільки пропонує новий підхід до поєднання штучного інтелекту та комп’ютерного зору. В ході проведення розробки повинні використовуватись такі документи:

1. R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, “Textural Features for Image Classification,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-3, no. 6, pp. 610–621, 1973. doi:10.1109/TSMC.1973.4309314

2. D. G. Lowe, “Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91–110, 2004. doi:10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94

3. N. Dalal and B. Triggs, “Histograms of Oriented Gradients for Human Detection,” in *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2005, pp. 886–893. doi:10.1109/CVPR.2005.177

4. K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," in Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016, pp. 770–778. doi:10.1109/CVPR.2016.90.

5. Вимоги до розробки.

5.1. Перелік головних функцій:

- автоматичне виявлення працівників у відеопотоці та ідентифікація засобів індивідуального захисту;
- розпізнавання типів спецодягу (каски, жилети, рукавиці, окуляри тощо) з використанням методів комп'ютерного зору та глибокого навчання;
- обробка відеоданих у режимі реального часу з камер спостереження;
- фіксація порушень вимог охорони праці та формування повідомлень/звітів;
- збереження результатів аналізу та інтеграція з інформаційними системами підприємства.

5.2. Основні технічні вимоги до розробки.

5.2.1. Вимоги до програмної платформи:

- ОС для розгортання та тестування: Linux або Windows 10/11;
- мова реалізації: Python або C++ з використанням бібліотек комп'ютерного зору та глибокого навчання;
- підтримка роботи з відеопотоками та інтеграції з системами відеоспостереження.

5.2.2. Умови експлуатації системи:

- робота на стандартних ПЕОМ та низькоресурсних пристроях (симуляція IoT-вузлів);
- можливість цілодобового функціонування системи у промислових умовах;
- текст програмного забезпечення системи є відкритим для подальшого розвитку та інтеграції.

6. Стадії та етапи розробки.

6.1. Пояснювальна записка:

Дослідження актуальності поставленої задачі	«06» жовтня 2025р.
Загальний огляд	«12» жовтня 2025р.
Аналіз та обґрунтування оптимального стека	«20» жовтня 2025р.
Розробка структури програмного забезпечення та архітектурних діаграм	«24» жовтня 2025р.

6.2. Графічні матеріали:

- Розробка UML-діаграм «04» листопада 2025р.
- Тестування та порівняльний аналіз конфігурацій «27» листопада 2025р.

7. Порядок контролю і приймання.

- 7.1. Хід виконання роботи контролюється керівником роботи. Рубіжний контроль провести до «30» листопада 2025 р.
- 7.2. Атестація проєкту здійснюється на попередньому захисті. Попередній захист магістерської кваліфікаційної роботи провести «02» грудня 2025 р.
- 7.3. Підсумкове рішення щодо оцінки якості виконання роботи приймається на засіданні ДЕК. Захист магістерської кваліфікаційної роботи провести «20» грудня 2025 р.

Додаток В

Лістинг з україномовними коментарями

Лістинг В.1. MATLAB/Octave: обчислення інтегральних і часових показників перехідного процесу

```
% compute_performance.m
% Функція оцінює якість замкненої САУ для моделі розпізнавання
% Вхід: структ «р» із полями Kpn, T1, Kps, T2, Xi, T3
% Вихід: структура met із показниками M (перерегулювання), tr (час
регулювання),
% e_ss (усталена похибка), J (інтегральний критерій помилки)

function met = compute_performance(p)
% Побудова передавальних функцій відкритих контурів за постановкою задачі
% WPN(s) = Kpn / (T1*s + 1)
s = tf('s');
WPN = (p.Kpn) / (p.T1*s + 1);

% WPS(s) = Kps / (T2*s + 1)
WPS = (p.Kps) / (p.T2*s + 1);

% WPP(s) = 1 / (T3^2*s^2 + 2*Xi*T3*s + 1)
WPP = 1 / ( (p.T3^2)*s^2 + 2*p.Xi*p.T3*s + 1 );

% Сукупний відкритий канал F(s)
F = series(WPN, series(WPS, WPP));

% Замкнений контур W(s) = F(s) / (1 + F(s))
W = feedback(F, 1);

% Реакція на одиничний стрибок для вимірювання часових показників
t = 0:0.001:5; % дискретизація часу для стабільних оцінок
[y, tt] = step(W, t);

% Усталене значення і перерегулювання
yss = y(end);
ypeak = max(y);
met.M = max(0, (ypeak - yss)/max(yss, eps)); % перерегулювання у
відносних одиницях

% Час регулювання за критерієм 2% відхилення
band = 0.02;
idx = find(abs(y - yss) <= band*max(yss,1), 1, 'first');
if isempty(idx)
    met.tr = tt(end);
else
    met.tr = tt(idx);
end

% Усталена похибка для одиничного впливу
met.e_ss = abs(1 - yss);

% Інтегральний критерій квадратичної помилки J = ∫ e^2(t) dt
e = 1 - y;
met.J = trapz(tt, e.^2);
end
```

Лістинг В.2. MATLAB/Octave: пошук оптимальних параметрів багатоконтурної системи

```
% optimize_parameters.m
% Сценарій мінімізації комбінованого критерію якості для трьох контурів
регулювання
% Критерій:  $J_w = w_1*J + w_2*tr + w_3*M$  із штрафами за нестійкість

% Початкові оцінки, отримані з аналітичних міркувань
p0.Kpn = 1.0; p0.T1 = 0.30;
p0.Kps = 1.0; p0.T2 = 0.30;
p0.Xi = 0.70; p0.T3 = 0.30;

% Вектори ваг для збалансованості внеску показників
w1 = 1.0; % вага інтегральної помилки
w2 = 0.5; % вага часу регулювання
w3 = 0.2; % вага перерегулювання

% Перетворення структури у вектор параметрів
x0 = [p0.Kpn, p0.T1, p0.Kps, p0.T2, p0.Xi, p0.T3];

% Функція вартості із перевіркою стійкості (штраф за правопівплощину)
function Jw = costfun(x)
    p.Kpn = max(0.01, x(1));
    p.T1 = max(0.01, x(2));
    p.Kps = max(0.01, x(3));
    p.T2 = max(0.01, x(4));
    p.Xi = min(max(0.2, x(5)), 1.2); % демпфірування обмежуємо розумним
інтервалом
    p.T3 = max(0.01, x(6));

    met = compute_performance(p);

    s = tf('s');
    WPN = p.Kpn/(p.T1*s+1);
    WPS = p.Kps/(p.T2*s+1);
    WPP = 1/((p.T3^2)*s^2 + 2*p.Xi*p.T3*s + 1);
    F = series(WPN, series(WPS, WPP));
    W = feedback(F, 1);
    den = cell2mat(W.Denominator);
    pol = roots(den);

    penalty = 0;
    if any(real(pol) >= 0)
        penalty = 1e3 + 1e2*sum(real(pol(real(pol)>=0))); % штраф за нестійкість
    end

    Jw = w1*met.J + w2*met.tr + w3*met.M + penalty;
end

% Запуск безградієнтної оптимізації
opts = optimset('Display','iter','TolX',1e-3,'TolFun',1e-
3,'MaxFunEvals',2000,'MaxIter',500);
[xopt, fval] = fminsearch(@costfun, x0, opts);

% Відновлення структури оптимальних параметрів
ropt.Kpn = max(0.01, xopt(1));
ropt.T1 = max(0.01, xopt(2));
ropt.Kps = max(0.01, xopt(3));
ropt.T2 = max(0.01, xopt(4));
ropt.Xi = min(max(0.2, xopt(5)), 1.2);
ropt.T3 = max(0.01, xopt(6));
```

```
% Підсумкові метрики для звіту
met_opt = compute_performance(popt);
disp(popt), disp(met_opt), disp(fval)
```

Лістинг В.3. MATLAB/Octave: перевірка стійкості та візуалізація pz-мапи і діаграми Найквіста

```
% stability_check.m
% Сценарій підтверджує стійкість оптимізованої системи двома підходами:
% аналіз розміщення полюсів і частотний критерій Найквіста

% Ініціалізація оптимальних параметрів (ввести значення з розділу
експериментів)
p.Kpn = 0.98; p.T1 = 0.10;
p.Kps = 0.98; p.T2 = 0.10;
p.Xi = 0.91; p.T3 = 0.10;

s = tf('s');
WPN = p.Kpn/(p.T1*s+1);
WPS = p.Kps/(p.T2*s+1);
WPP = 1/((p.T3^2)*s^2 + 2*p.Xi*p.T3*s + 1);
F = series(WPN, series(WPS, WPP));
W = feedback(F, 1);

% Полюси й нулі
[Z,P,K] = zpndata(W,'v'); %#ок<NASGU> % нулі Z, полюси P, підсилення K
disp('Полюси замкненої системи:'), disp(P)

% PZ-мапа для наочності
figure('Name','pzmap'); pzmap(W); grid on; % усі полюси мають бути в лівій
півплощині

% Діаграма Найквіста: перевірка, що крива не охоплює точку (-1,0)
figure('Name','Nyquist'); nyquist(F); grid on;
```

Лістинг В.4. SQL: спрощена схема БД для збереження користувачів, камер, зразків, моделей та результатів

```
-- init_schema.sql
-- Створення сутностей із зовнішніми ключами та мінімальними індексами

CREATE TABLE users (
  user_id          SERIAL PRIMARY KEY,
  full_name        VARCHAR(128) NOT NULL,
  role_name        VARCHAR(32)  NOT NULL,      -- адміністратор, оператор,
аудитор
  login_name       VARCHAR(64)  UNIQUE NOT NULL,
  pass_hash        VARCHAR(256) NOT NULL,      -- зберігається лише хеш пароля
  last_login_at    TIMESTAMP    NULL
);

CREATE TABLE cameras (
  camera_id        SERIAL PRIMARY KEY,
  camera_code      VARCHAR(64)  UNIQUE NOT NULL,
  cam_type         VARCHAR(32)  NOT NULL,      -- ip-rtsp, usb, file
  location_text    VARCHAR(256) NOT NULL
);

CREATE TABLE samples (
  sample_id        SERIAL PRIMARY KEY,
  image_path       VARCHAR(512) NOT NULL,
```

```

    label_class    VARCHAR(64) NOT NULL,      -- firefighter, medic, police,
soldier, worker, other
    added_by      INTEGER NOT NULL REFERENCES users(user_id),
    source_camera INTEGER NULL REFERENCES cameras(camera_id),
    note_text     VARCHAR(256) NULL,
    added_at      TIMESTAMP NOT NULL DEFAULT NOW()
);
CREATE INDEX idx_samples_label ON samples(label_class);
CREATE INDEX idx_samples_camera ON samples(source_camera);

CREATE TABLE ai_models (
    model_id      SERIAL PRIMARY KEY,
    model_name    VARCHAR(128) NOT NULL,
    version_tag   VARCHAR(32) NOT NULL,
    storage_uri   VARCHAR(512) NOT NULL,      -- шлях до файлів моделі
    created_at    TIMESTAMP NOT NULL DEFAULT NOW(),
    updated_at    TIMESTAMP NOT NULL DEFAULT NOW()
);

CREATE TABLE recognitions (
    rec_id        BIGSERIAL PRIMARY KEY,
    camera_id     INTEGER NOT NULL REFERENCES cameras(camera_id),
    model_id      INTEGER NOT NULL REFERENCES ai_models(model_id),
    class_name    VARCHAR(64) NOT NULL,
    prob_value    NUMERIC(5,4) NOT NULL,      -- ймовірність від 0 до 1
    bbox_x       INTEGER NOT NULL,
    bbox_y       INTEGER NOT NULL,
    bbox_w       INTEGER NOT NULL,
    bbox_h       INTEGER NOT NULL,
    frame_ts     TIMESTAMP NOT NULL,
    created_at    TIMESTAMP NOT NULL DEFAULT NOW()
);
CREATE INDEX idx_rec_time ON recognitions(frame_ts);
CREATE INDEX idx_rec_cam  ON recognitions(camera_id);

CREATE TABLE event_log (
    event_id      BIGSERIAL PRIMARY KEY,
    user_id       INTEGER NULL REFERENCES users(user_id),
    event_kind    VARCHAR(64) NOT NULL,      -- login, api_read, api_write,
violation_alert тощо
    details_json  JSONB NOT NULL,
    created_at    TIMESTAMP NOT NULL DEFAULT NOW()
);
CREATE INDEX idx_log_time ON event_log(created_at);

```

Лістинг В.5. Node.js (TypeScript, Express): API для запису результатів і вимірювання затримок

```

// api.recognition.ts
// Контролер приймає результати розпізнавання, зберігає їх у БД та логує
час виконання

import { Request, Response } from "express";
import { Pool } from "pg";

const pool = new Pool({ connectionString: process.env.DB_URL });

export async function postRecognition(req: Request, res: Response) {
    const t0 = process.hrtime.bigint(); // старт високоточного таймера

    try {
        const {

```

```

    camera_id, model_id, class_name, prob_value,
    bbox_x, bbox_y, bbox_w, bbox_h, frame_ts
  } = req.body;

  // Перевірка обов'язкових полів
  if (!camera_id || !model_id || !class_name || prob_value === undefined ||
!frame_ts) {
    return res.status(400).json({ error: "Відсутні обов'язкові параметри"
});
  }

  const sql = `
    INSERT INTO recognitions
      (camera_id, model_id, class_name, prob_value,
      bbox_x, bbox_y, bbox_w, bbox_h, frame_ts)
    VALUES ($1,$2,$3,$4,$5,$6,$7,$8,$9)
    RETURNING rec_id
  `;

  const vals = [
    camera_id, model_id, String(class_name), Number(prob_value),
    bbox_x||0, bbox_y||0, bbox_w||0, bbox_h||0, new Date(frame_ts)
  ];

  const t1 = process.hrtime.bigint(); // момент перед запитом до БД
  const cli = await pool.connect();
  try {
    const q = await cli.query(sql, vals);
    const recId = q.rows[0].rec_id;

    const t2 = process.hrtime.bigint(); // момент після запиту
    const dbMs = Number(t2 - t1) / 1e6; // тривалість операції у мс

    // Логування технічної події з детальною телеметрією
    await cli.query(
      `INSERT INTO event_log (user_id, event_kind, details_json)
      VALUES ($1,$2,$3)`,
      [null, 'api_write', { rec_id: recId, db_ms: dbMs, prob: prob_value }]
    );

    const t3 = process.hrtime.bigint();
    const totalMs = Number(t3 - t0) / 1e6; // сукупна затримка

    return res.status(201).json({ rec_id: recId, db_ms: dbMs.toFixed(2),
total_ms: totalMs.toFixed(2) });
  } finally {
    cli.release();
  }
  } catch (err: any) {
    return res.status(500).json({ error: "Внутрішня помилка сервера", info:
String(err?.message||err) });
  }
}
}

```

Лістинг В.6. Angular (TypeScript): клієнтський сервіс із телеметрією часу мережевого запиту

```

// recognition.service.ts
// Сервіс відправляє результати на сервер і вимірює часові етапи на стороні
клієнта

import { HttpClient } from '@angular/common/http';

```

```

import { Injectable } from '@angular/core';

@Injectable({ providedIn: 'root' })
export class RecognitionService {
  constructor(private http: HttpClient) {}

  async send(rec: any): Promise<any> {
    // Початок профілювання клієнта
    const t0 = performance.now();

    const resp = await this.http.post('/api/recognitions', rec, { observe:
'response' }).toPromise();

    const t1 = performance.now();
    const clientMs = t1 - t0; // сукупна затримка з погляду браузера

    return {
      status: resp?.status,
      server_total_ms: resp?.body && (resp.body as any).total_ms,
      client_total_ms: clientMs.toFixed(2)
    };
  }
}

```

Лістинг В.7. Python: цикл інференсу з обмеженням частоти 30 кадрів/с і порогом прийняття рішення

```

# inference_loop.py
# Потік обробки відео забезпечує стабільну частоту 30 к/с та порогове
прийняття рішення
# Коментар: для промислової камери RTSP бажано використовувати окремий потік
читання буфера

import cv2
import time
import numpy as np

CONF_THRESH = 0.80          # поріг прийняття рішення, налаштований за
результатами експериментів
FRAME_LIMIT_FPS = 30.0     # верхня межа частоти
FRAME_PERIOD = 1.0 / FRAME_LIMIT_FPS

def softmax(x):
    e = np.exp(x - np.max(x))
    return e / np.sum(e)

def run_stream(rtsp_url, model):
    cap = cv2.VideoCapture(rtsp_url)
    last_ts = 0.0
    if not cap.isOpened():
        raise RuntimeError("Не вдається відкрити відеопотік")

    while True:
        t_read_start = time.time()
        ok, frame = cap.read()
        if not ok:
            break

        # Обмеження частоти: за потреби пропускаємо кадри
        now = time.time()
        if now - last_ts < FRAME_PERIOD:
            time.sleep(max(0.0, FRAME_PERIOD - (now - last_ts)))

```

```

last_ts = time.time()

# Передобробка під вимоги моделі
# Коментар: нормалізація освітленості та масштабування зменшують
чутливість до шумів сцени
inp = cv2.resize(frame, (640, 640))
inp = cv2.cvtColor(inp, cv2.COLOR_BGR2RGB).astype(np.float32) / 255.0
inp = np.transpose(inp, (2, 0, 1))[None, ...] # NCHW

# Інференс моделі (псевдовиклик; замінити на конкретний фреймворк)
logits, boxes = model.predict(inp) # logits: [N, C],
boxes: [N, 4]
probs = softmax(logits[0])
cls_id = int(np.argmax(probs))
score = float(probs[cls_id])

if score >= CONF_THRESH:
    x, y, w, h = boxes[0]
    # Коментар: збереження мінімального набору полів для швидкої
вставки у БД
    rec = {
        "camera_id": 1,
        "model_id": 1,
        "class_name": model.classes[cls_id],
        "prob_value": score,
        "bbox_x": int(x), "bbox_y": int(y),
        "bbox_w": int(w), "bbox_h": int(h),
        "frame_ts": time.strftime('%Y-%m-%dT%H:%M:%S')
    }
    # Надсилання на сервер виконується неблокуючим способом у
продакшн-режимі
    # send_async(rec)

# Коментар: для діагностики у відлагодному режимі виводимо FPS і
впевненість
t_end = time.time()
fps = 1.0 / max(1e-6, (t_end - t_read_start))
cv2.putText(frame, f"fps:{fps:.1f} conf:{score:.2f}", (8, 24),
            cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.6, (0, 255, 0), 1)
# cv2.imshow("stream", frame)
if cv2.waitKey(1) == 27:
    break

cap.release()
cv2.destroyAllWindows()

```

Лістинг В.8. MATLAB/Octave: формування підсумкової передавальної функції у текстовому вигляді для звіту

```

% report_tf.m
% Скрипт друкує знаменник і чисельник узагальненої передавальної функції у
вигляді тексту

function print_tf(p)
    s = tf('s');
    WPN = p.Kpn/(p.T1*s+1);
    WPS = p.Kps/(p.T2*s+1);
    WPP = 1/((p.T3^2)*s^2 + 2*p.Xi*p.T3*s + 1);
    F = series(WPN, series(WPS, WPP));
    W = feedback(F, 1);
    [num, den] = tfdata(W, 'v');
    disp('Чисельник:'), disp(num)

```

```

    disp('Знаменник:'), disp(den)
end

% Приклад виклику:
% p = struct('Kpn',0.98,'T1',0.10,'Kps',0.98,'T2',0.10,'Xi',0.91,'T3',0.10);
% print_tf(p);

```

Лістинг В.9. Python: обчислення метрик прецизій/повноти для різних порогів прийняття рішення

```

# pr_curve.py
# Скрипт оцінює точність (precision) і повноту (recall) для діапазону
# порогів, використовуючи еталонну розмітку

import numpy as np

def pr_metrics(gt_labels, pred_labels, pred_scores, thresholds):
    # gt_labels: масив істинних класів (int)
    # pred_labels: масив передбачених класів (int)
    # pred_scores: масив впевненостей (float у [0,1])
    # thresholds: масив порогів для сканування
    out = []
    for t in thresholds:
        sel = pred_scores >= t
        tp = np.sum((pred_labels[sel] == gt_labels[sel]))
        fp = np.sum(sel) - tp
        fn = np.sum(~sel) # пропущені об'єкти в кадрах, де був еталон
        precision = tp / max(tp + fp, 1)
        recall = tp / max(tp + fn, 1)
        out.append((t, precision, recall))
    return np.array(out)

# Приклад використання:
# th = np.linspace(0.4, 0.95, 12)
# curve = pr_metrics(gt, pr, sc, th)
# print(curve)

```

Лістинг В.10. Bash: запуск сервісів із фіксацією версій моделі та параметрів інференсу

```

#!/usr/bin/env bash
# run_stack.sh
# Скрипт запускає стек застосунку і фіксує конфігурацію для відтворюваності
# експериментів

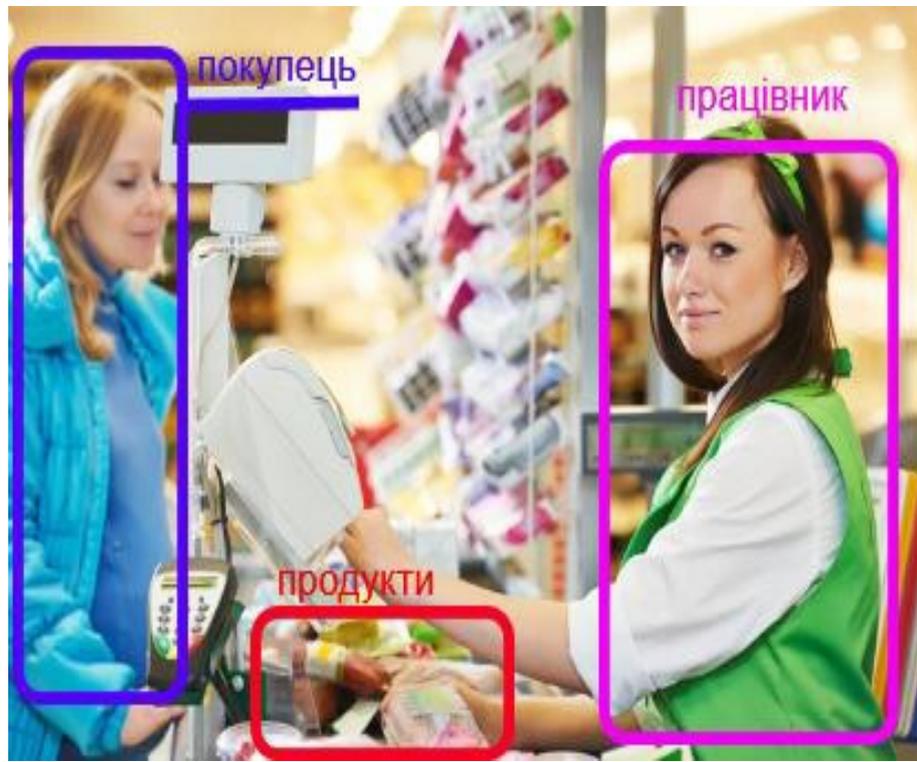
export DB_URL="postgres://cv_user:cv_pass@127.0.0.1:5432/cv_db"
export MODEL_URI="/opt/cv/models/ppe-v1.2/model.onnx"
export INFER_BATCH=1
export INFER_SIZE=640
export CONF_THRESH=0.80
export NMS_IOU=0.50

echo "Конфігурація:"
echo "MODEL_URI=$MODEL_URI, INFER_SIZE=$INFER_SIZE, CONF=$CONF_THRESH,
IOU=$NMS_IOU"

pm2 start server.js --name cv-backend --time
ng serve --port 4200 --configuration production

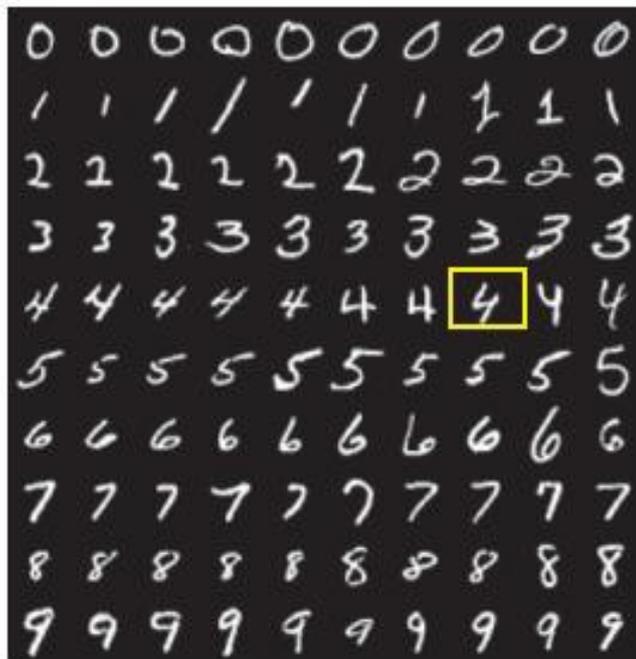
```

Додаток Г
ІЛЮСТРАТИВНА ЧАСТИНА

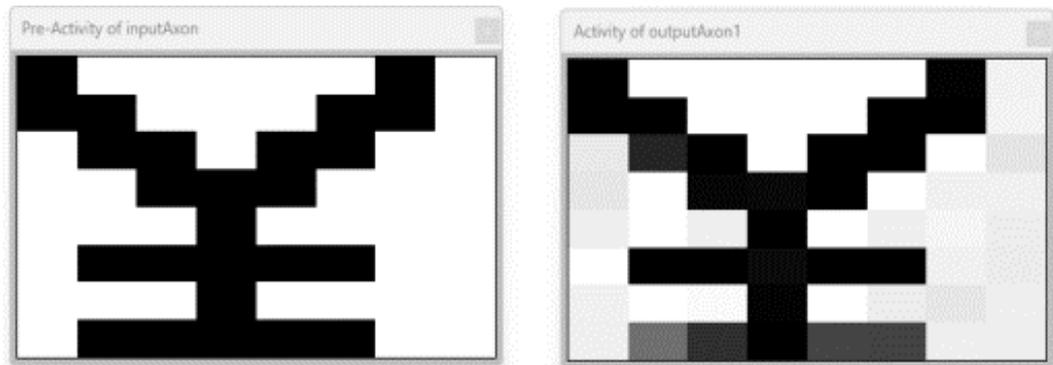


Приклад системи розпізнавання об'єктів у процесі ідентифікації
працівника та елементів його спорядження

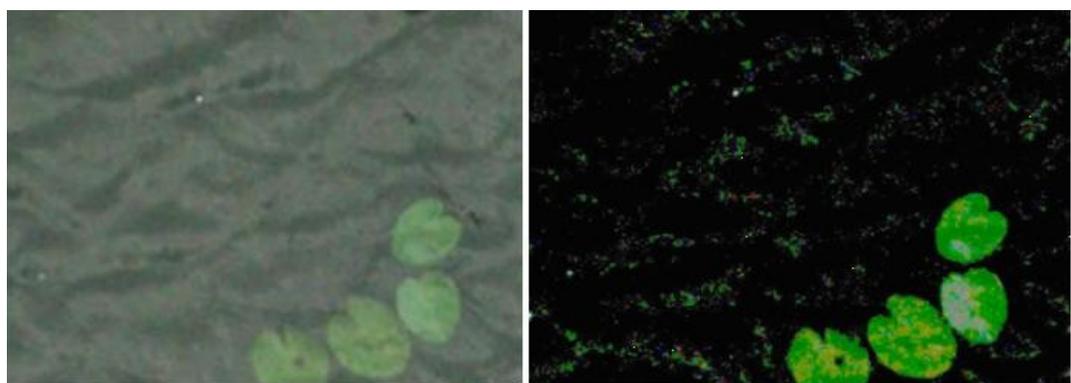
вхідні дані:



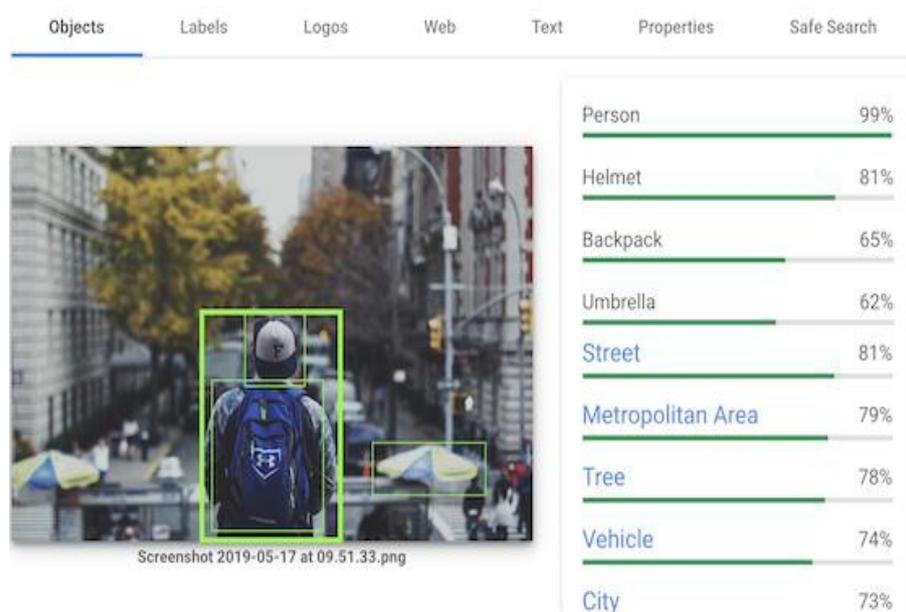
Порівняння вхідних даних зі зразком



Розпізнавання образів нейронною мережею (на етапі навчання)



Тестове зображення та результат розпізнавання об'єктів за статистичним методом



Розпізнавання об'єктів платформою Google Cloud Vision



Приклад розпізнання ЗІЗ системою PPE Detection

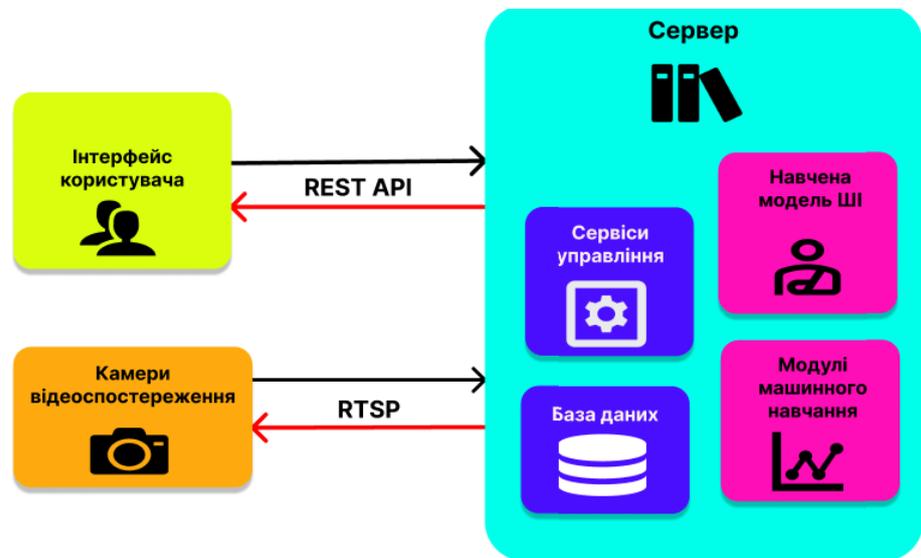
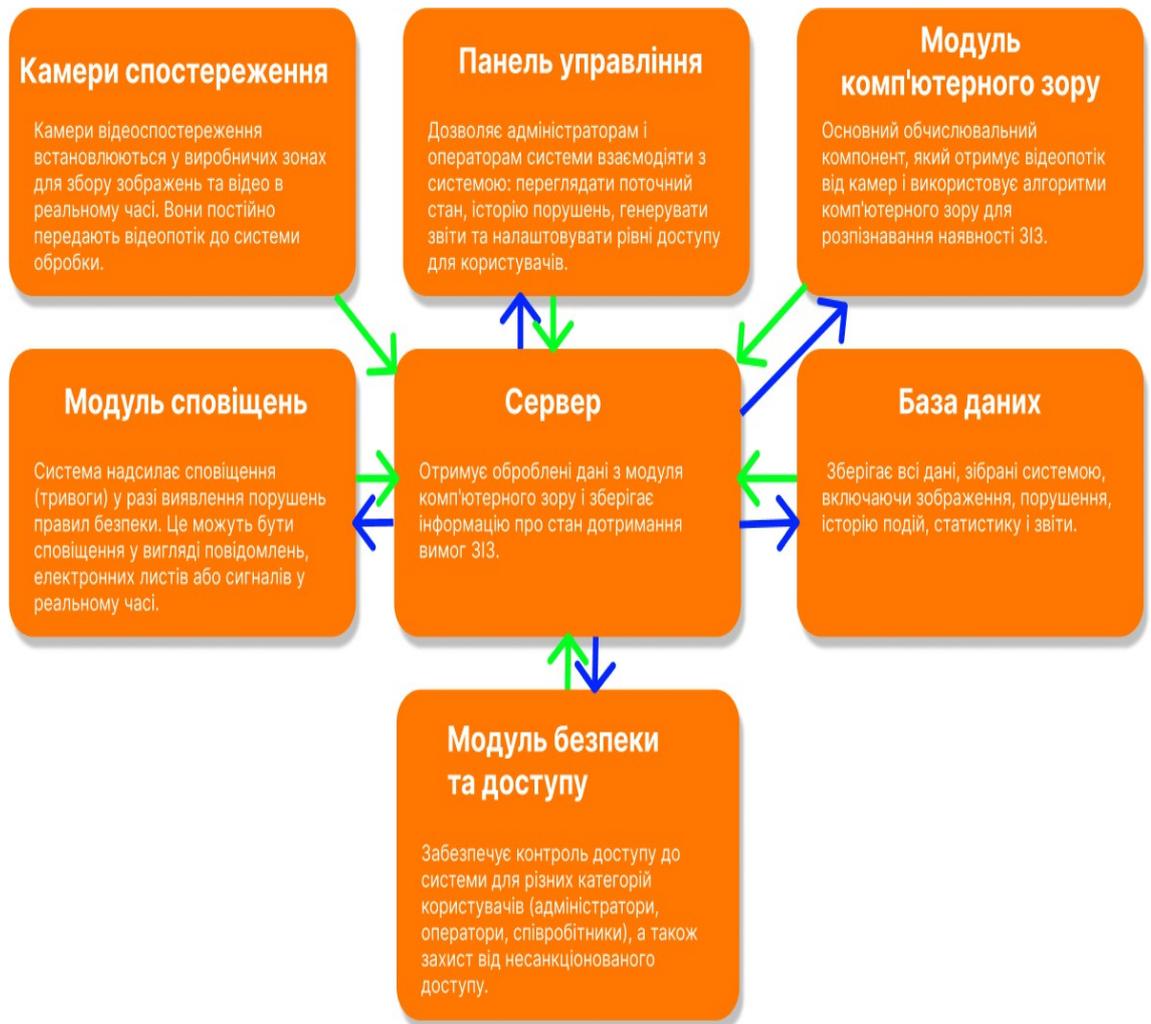
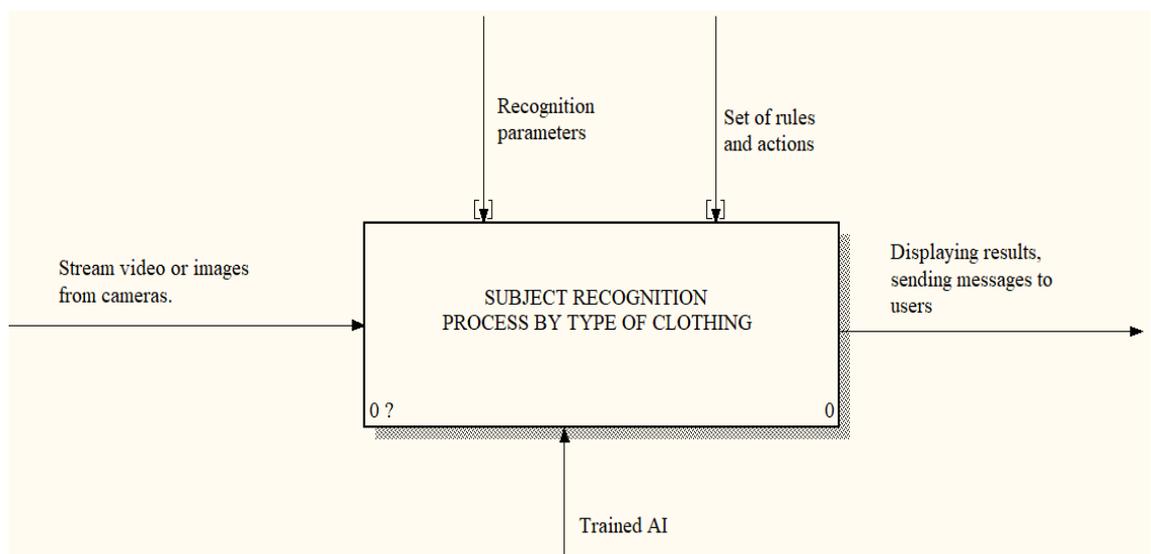


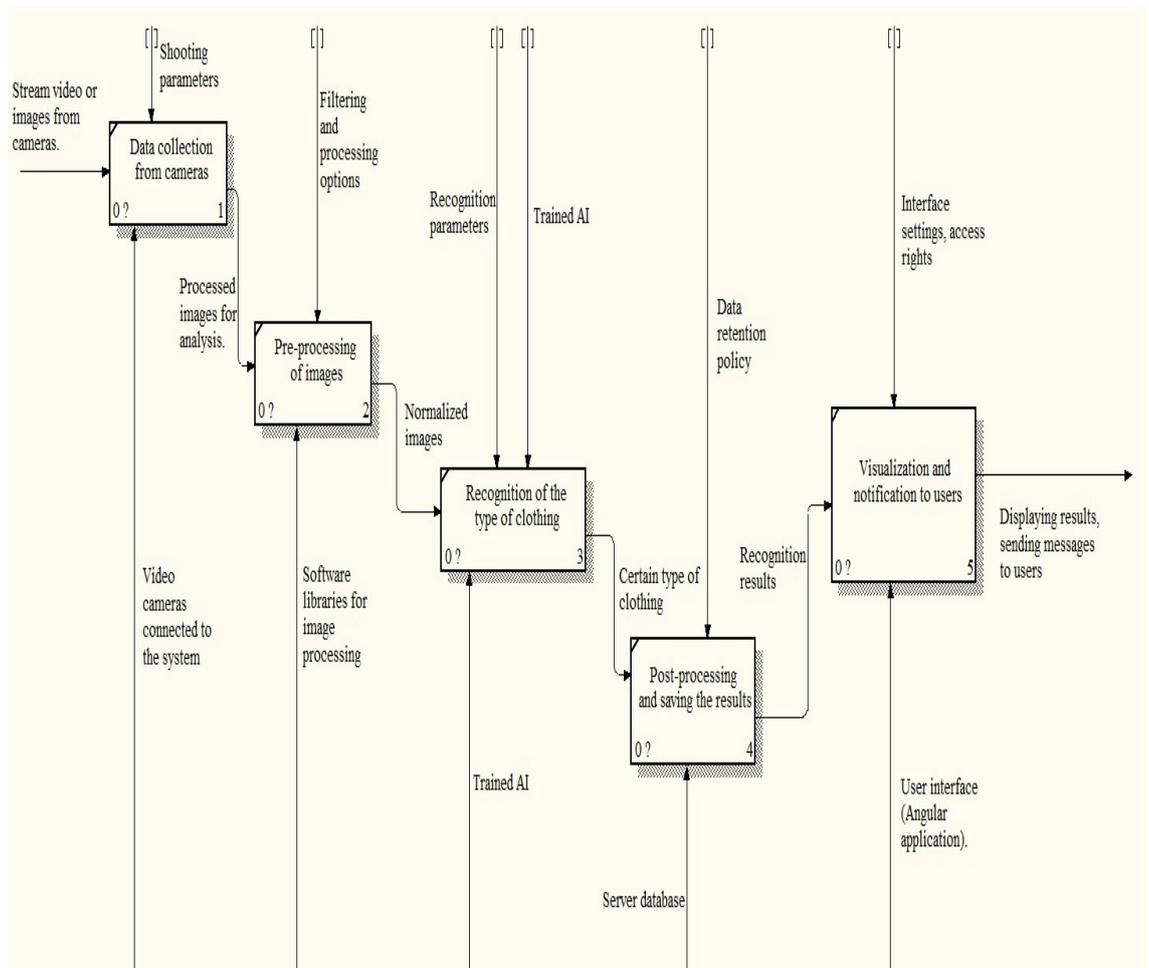
Схема взаємодії компонентів проєктованого застосунку



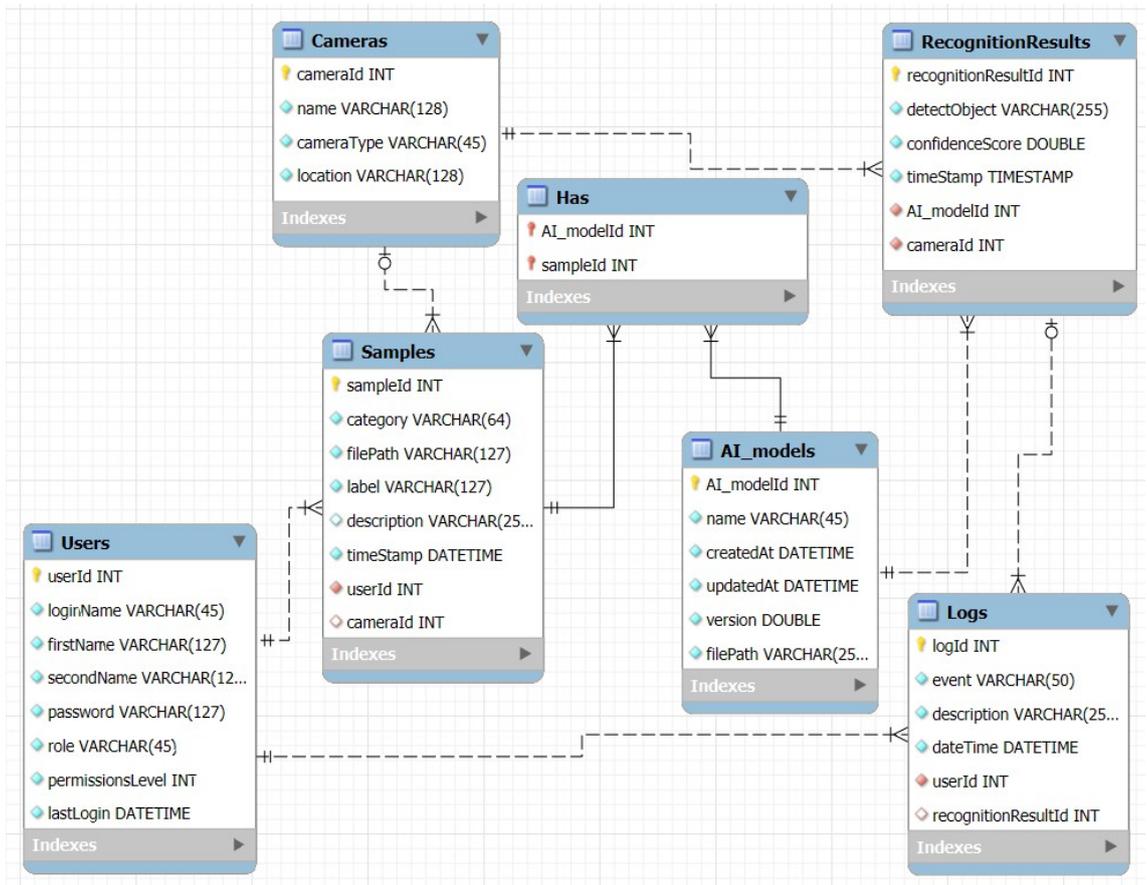
Структурна схема будови системи розпізнавання PPE Detection.



Діаграма процесу розпізнавання суб'єкта за типом одягу.

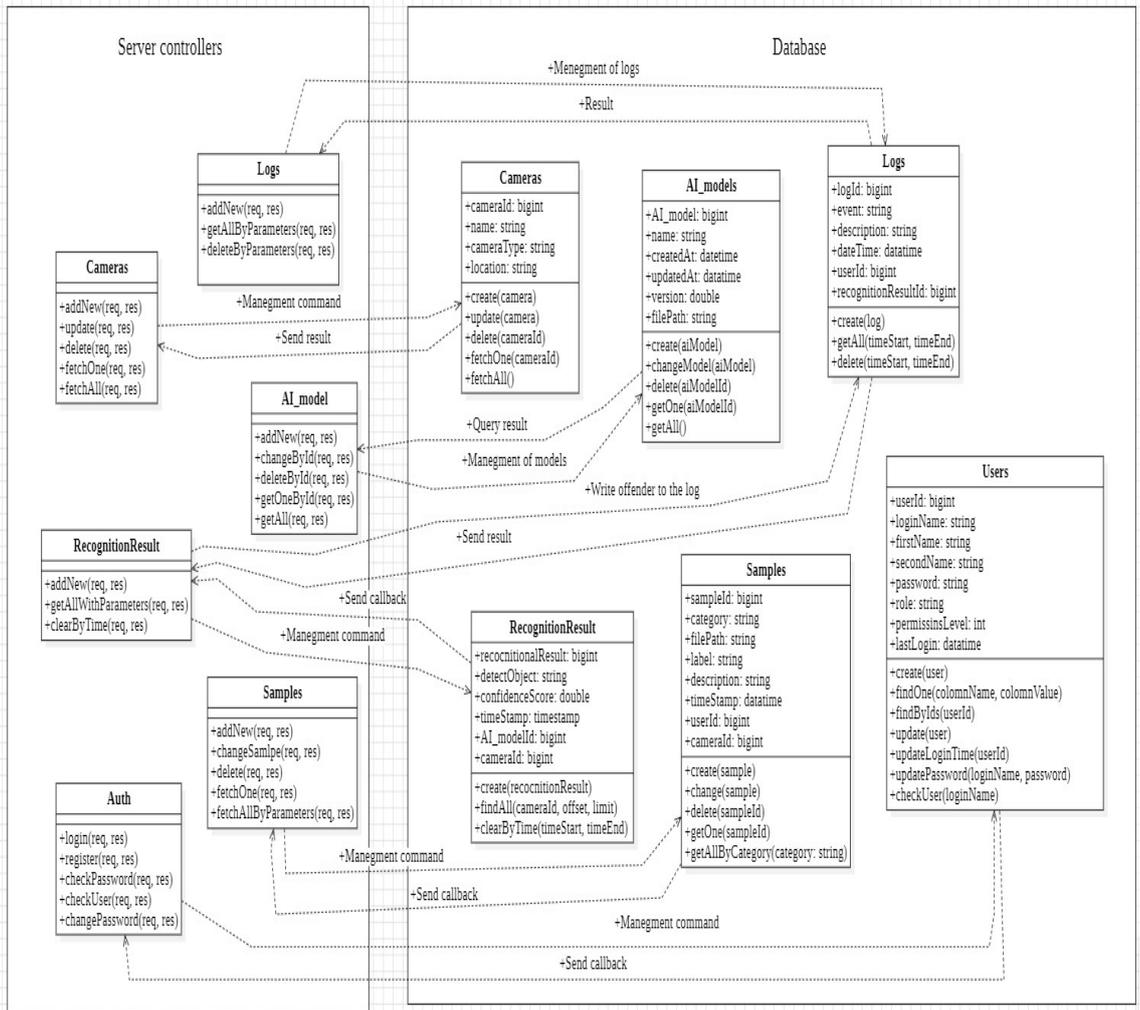


Декомпована діаграма процесу розпізнавання суб'єкта за типом одягу.

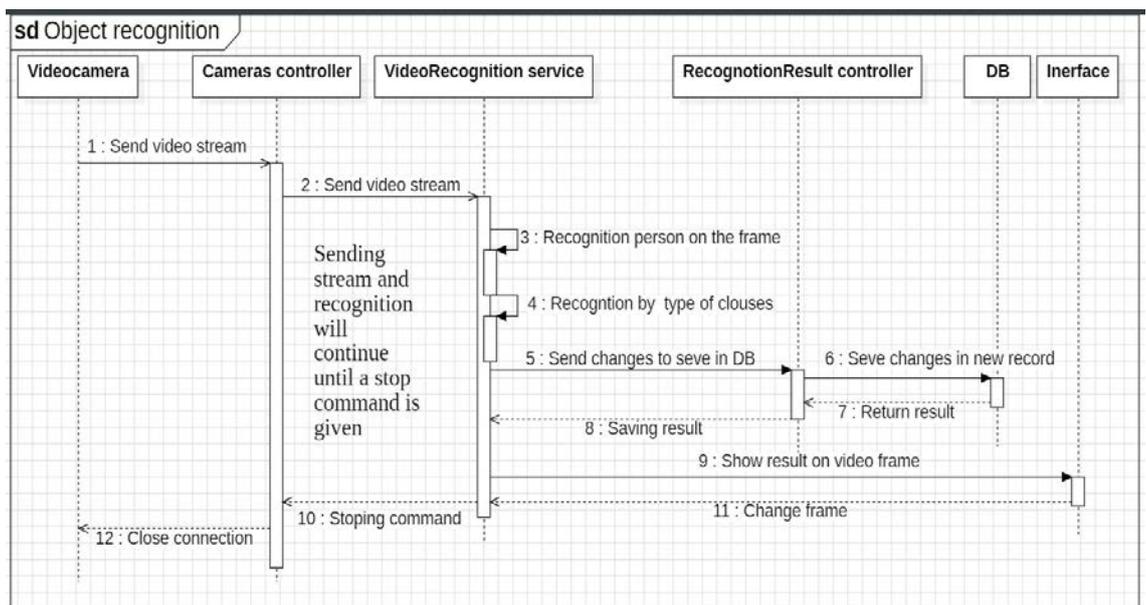


ER-модель бази даних «системи комп'ютерного зору для визначення осіб за типом одягу на роботизованому виробництві»

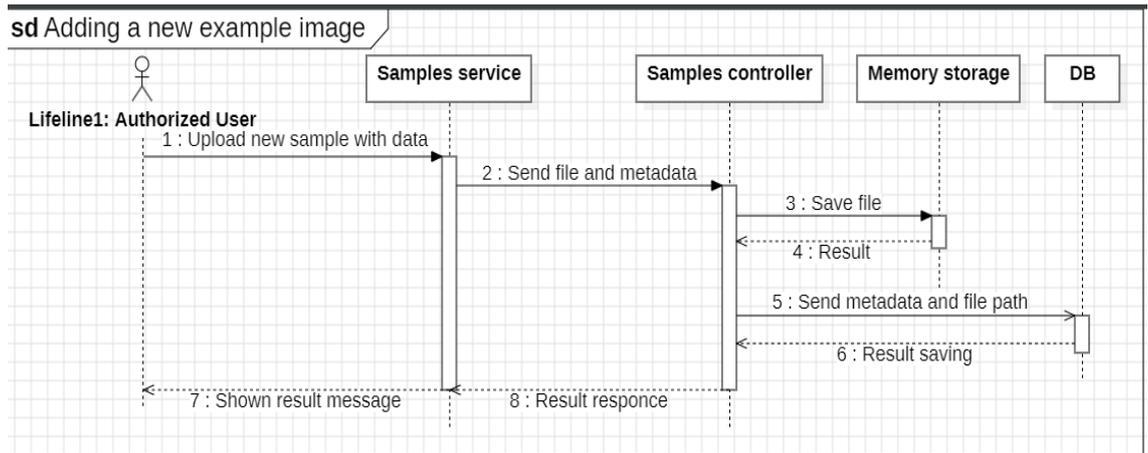
Class diagram of interaction between server and database



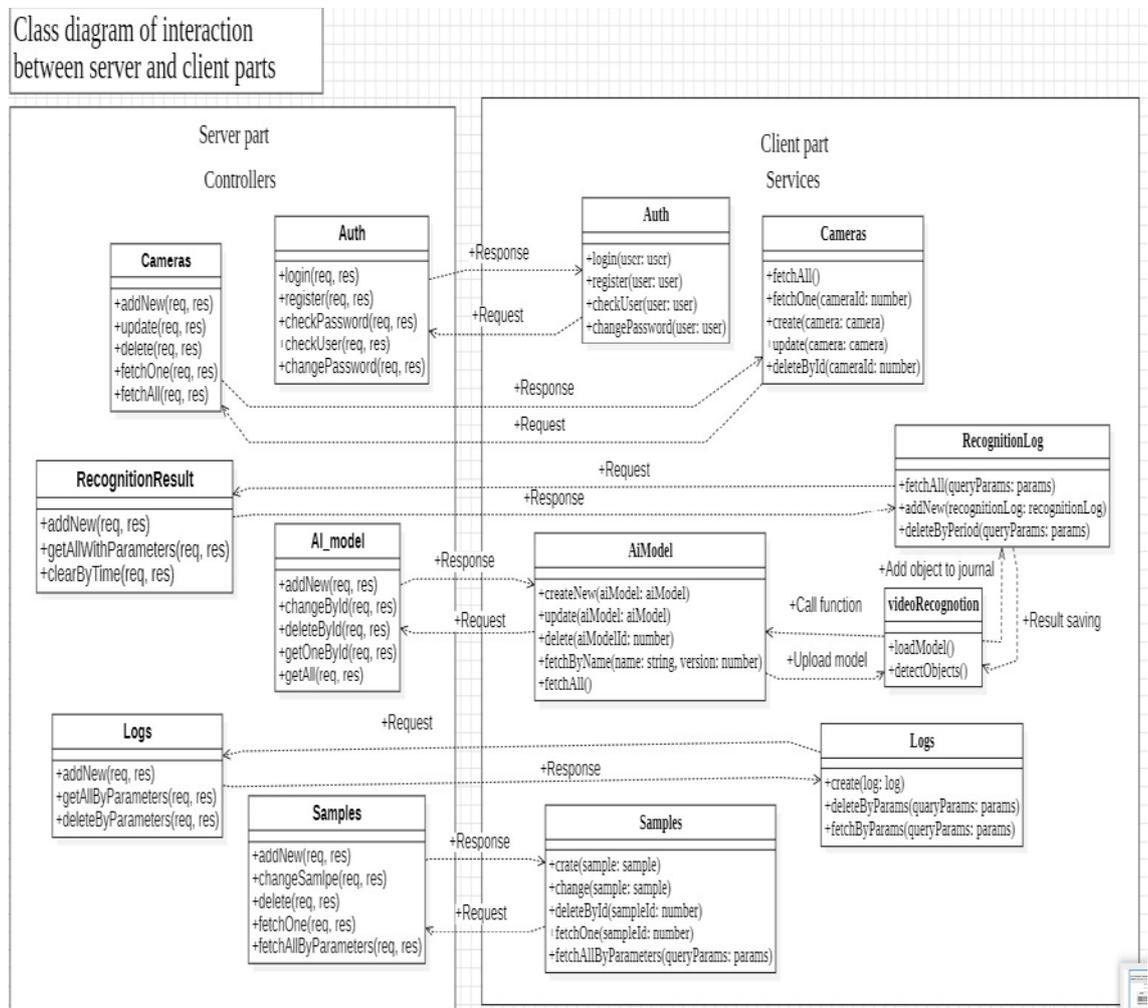
Діаграма класів взаємодії між сервером та базою даних.



Часткова діаграма послідовностей прецеденту «Розпізнавання об'єкту».



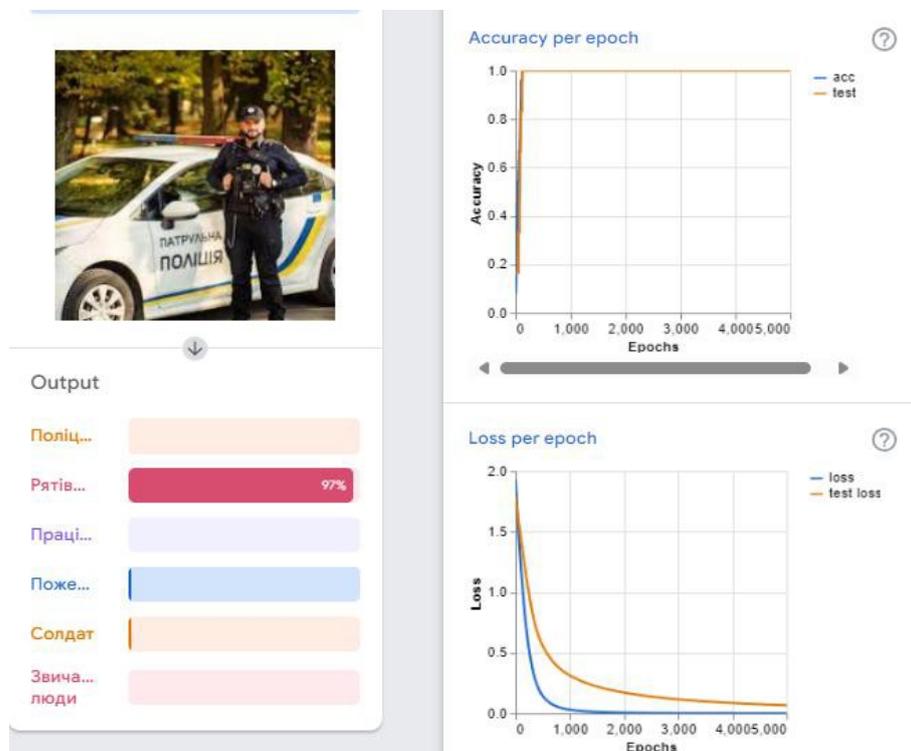
Часткова діаграма послідовностей прецеденту «Додання нового прикладу зображення».



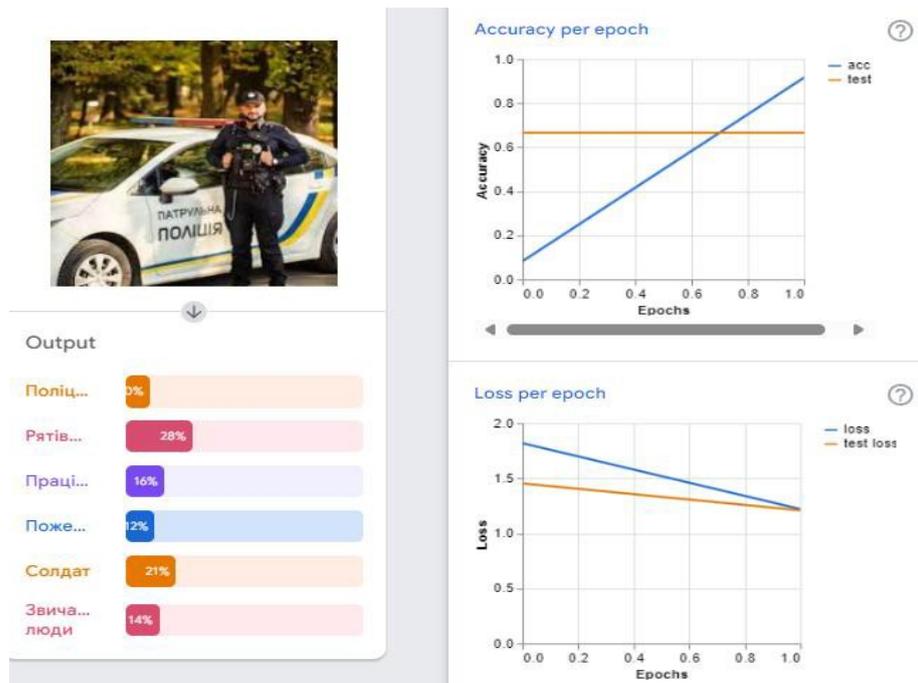
Діаграма класів взаємодії між серверною та клієнтською частинами.



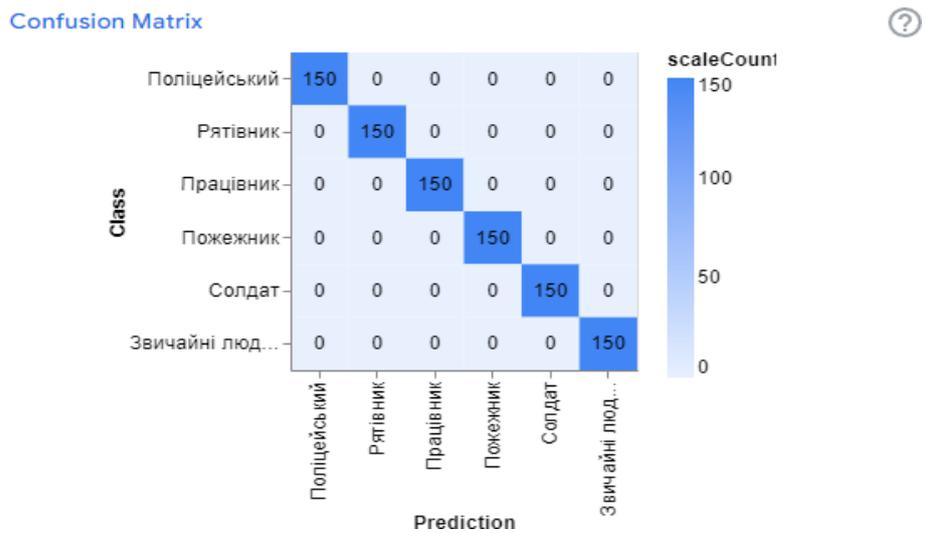
Приклад зображень для тренування системи



Приклад перенавчання

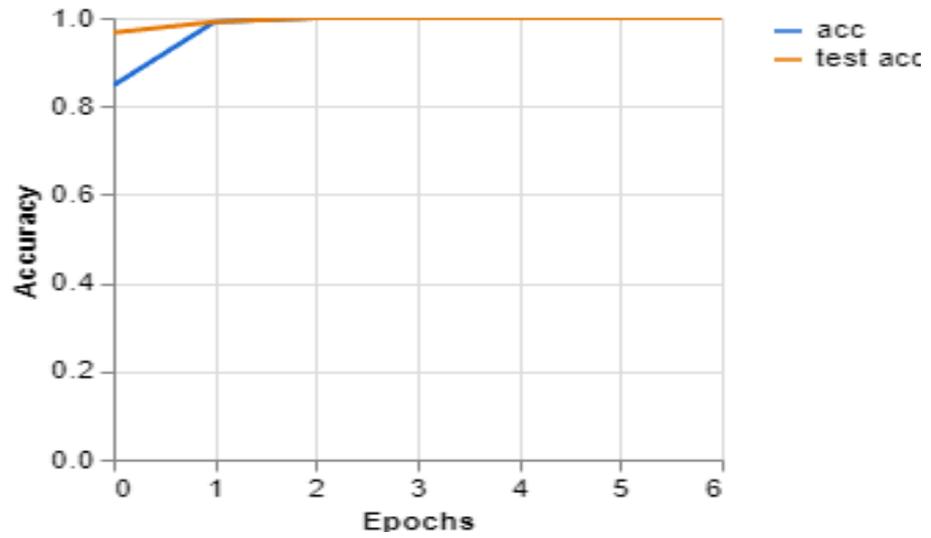


Приклад недостатнього навчання



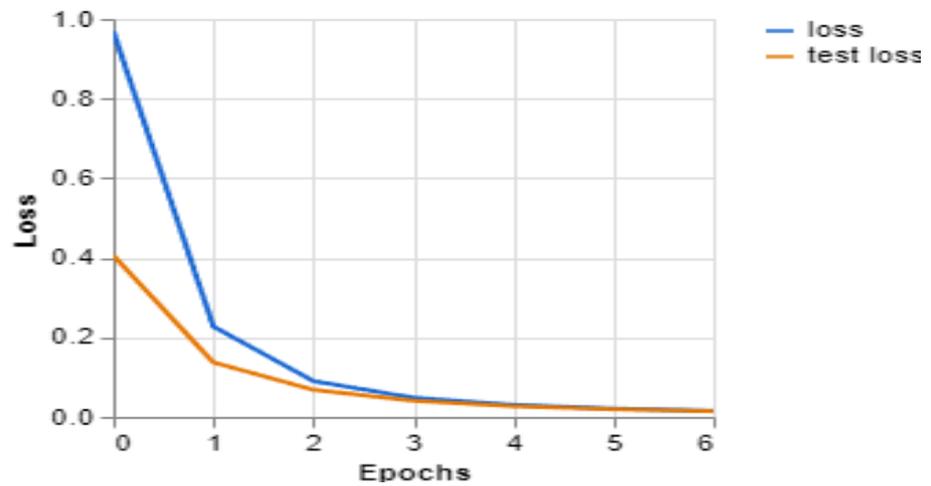
Матриця помилок

Accuracy per epoch

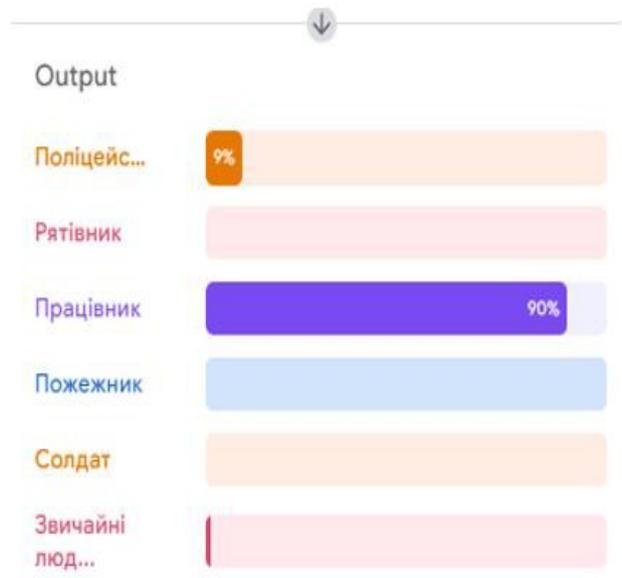


Графік точності розпізнавання за епоху

Loss per epoch



Графік втрат за епоху



Результат розпізнавання тестового зразка

