

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Автоматики і комп'ютеризованих технологій
(повна назва)

Кафедра Комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації та
робототехніки
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Розроблення системи автоматизації для ідентифікації
оператора в робочій зоні
колаборативного робота
(тема)

Виконав:
здобувач 2 року навчання,
групи КІПВМ-23-1
Тетеря Віталій Володимирович
(прізвище, ім'я, по батькові)

Спеціальність 174 Автоматизація, комп'ютерно-
інтегровані технології та робототехніка
(код і повна назва напрямку)

Тип програми Освітньо-професійна
Освітня програма Комп'ютерно-інтегровані
технологічні процеси та виробництва
(назва)

Керівник доц. каф. КІТАР Максимова С.С.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту
Зав. кафедри КІТАР

(підпис)

Невлюдов І. Ш.
(прізвище, ініціали)

Я, як здобувач вищої освіти ХНУРЕ, розумію та підтримую політику закладу з академічної доброчесності. Я не надавав та не одержував недозволену допомогу під час підготовки кваліфікаційної роботи. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.

04.01.2025

A handwritten signature in black ink, consisting of stylized, overlapping loops and lines, positioned centrally between the date and the name.

Тетеря В.В.

ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ

Факультет _____ АКТ _____
Кафедра _____ КІТАР _____
Рівень вищої освіти _____ другий (магістерський) _____
Спеціальність _____ 174 Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та
робототехніка _____
Тип програми _____ Освітньо-професійна _____
Освітня програма _____ Комп'ютерно-інтегровані технологічні процеси та
виробництва _____
(шифр і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав.кафедри _____
(підпис)

«__» _____ 2025р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві _____ Тетері Віталію Володимировичу _____
(шифр і назва)

1. Тема роботи: _____ Розроблення системи автоматизації для ідентифікації
оператора в робочій зоні колаборативного робота _____

Затверджена наказом університету від _____ 22.11.2024 №1231Ст _____

2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії _____ 15.01.2025р. _____

3. Вихідні дані до роботи: 3.1 Середовище розробки PyCharm 2022.2.3; _____

3.2 Мова програмування Python; 3.3 Нейронна мережа MobileNetV2; _____

3.4 Алгоритм трекінгу CAMShift; 3.5 Алгоритм НММ _____

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі: 4.1 Вступ; 4.2 Аналіз
сучасних систем ідентифікації об'єктів в робочій зоні робота та методів їх
реалізацій; 4.3 Розробка структури системи ідентифікації знаходження _____

людини; 4.4 Розробка ймовірнісних моделей для визначення
місцезнаходження людини; 4.5 Розробка нейронної мережі для _____

розпізнавання та ідентифікації людини; 4.6 Розробка алгоритмів трекінгу для
відстеження руху людини в робочій зоні; 4.7 Обґрунтування вибору мови та _____

середовища розробки; 4.8 Розробка алгоритму роботи програми
ідентифікації людини в робочій зоні робота; 4.9 Реалізація функцій _____

розпізнавання та ідентифікацій людини; 4.10 Реалізація функцій трекінгу
людини; 4.11 Експериментальні дослідження та аналіз отриманих _____

результатів; 4.12 Висновки _____

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій Графічний демонстраційний матеріал в форматі PowerPoint(*.ppt) формату А4 –15 сторінок.

6. Консультанти розділів роботи

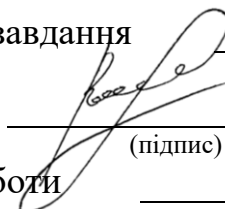
Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по-батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз сучасних систем ідентифікації об'єктів в робочій зоні робота та методів їх реалізацій	11.09.2024-22.09.2024	виконано
2	Розроблення структури системи ідентифікації знаходження людини	23.09.2024-01.10.2024	виконано
3	Розроблення ймовірнісних моделей для визначення місцезнаходження людини	02.10.2024-09.10.2024	виконано
4	Розроблення нейронної мережі для розпізнавання та ідентифікації людини	10.10.2024-11.10.2024	виконано
5	Розроблення алгоритмів трекінгу для відстеження руху людини в робочій зоні	25.10.2024-07.11.2024	виконано
6	Обґрунтування вибору мови та середовища розробки	08.11.2024-13.11.2024	виконано
7	Розроблення алгоритму роботи програми ідентифікації людини в робочій зоні робота	14.11.2024-21.11.2024	виконано
8	Реалізація функцій розпізнавання та ідентифікацій людини	22.11.2024-03.12.2024	виконано
9	Реалізація функцій трекінгу людини	04.12.2024-16.12.2024	виконано
10	Експериментальні дослідження та аналіз отриманих результатів	17.12.2024-25.12.2024	виконано

Дата видачі завдання 2 вересня 2024р.

Здобувач



(підпис)

Керівник роботи

(підпис)

Тетеря В.В.

(прізвище, ініціали)

Максимова С.С.

(прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 88 с., 6 табл., 11 рис., 4 дод., 19 джерел.

КОЛАБОРАТИВНІ РОБОТИ, ІДЕНТИФІКАЦІЯ ОБ'ЄКТІВ, РОБОЧА ЗОНА, INDUSTRY 5.0, КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, СЕНСОРНІ СИСТЕМИ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ТРЕКІНГ, РОЗПІЗНАВАННЯ ЛЮДИНИ.

Мета дослідження – підвищення ефективності роботи колаборативного робота на виробництві за рахунок розроблення системи автоматизації ідентифікації оператора.

Об'єкт дослідження – процес ідентифікації оператора у виробничому приміщенні.

Предмет дослідження – система автоматизації для ідентифікації оператора у виробничому приміщенні в робочій зоні колаборативного робота.

В кваліфікаційній роботі було проведено аналіз сучасних систем ідентифікації об'єктів, що використовуються в робототехніці, а також дослідження концепції Industry 5.0 та специфіки колаборативних робіт. Окрему увагу було приділено різним методам ідентифікації об'єктів у робочій зоні робота, таким як оптичні, акустичні та електромагнітні технології, а також їх застосуванню в умовах Industry 5.0. Розроблено математичне та алгоритмічне забезпечення для створення елементів системи ідентифікації. Розроблено структуру системи ідентифікації, визначено основні компоненти, що необхідні для реалізації функціональних можливостей ідентифікації людини в робочій зоні. Розроблено ймовірнісні моделі для визначення місцезнаходження людини, а також застосовано методи машинного навчання для створення нейронної мережі, що забезпечує розпізнавання та ідентифікацію людини. Розроблено алгоритми трекінгу для

відстеження руху людини в робочій зоні, що сприяє покращенню точності та адаптивності системи. Реалізовано програмне забезпечення для системи ідентифікації людини в робочій зоні робота. Вибір мови програмування та середовища розробки обґрунтовано з урахуванням вимог до ефективності та сумісності з іншими компонентами системи. Були розроблені основні алгоритми для реалізації функцій ідентифікації людини, використовуючи методи комп'ютерного зору та штучного інтелекту. Також реалізовано функції трекінгу, які забезпечують відстеження людини в реальному часі. Програмне забезпечення було протестовано, і проведено експериментальні дослідження для оцінки його ефективності та точності в умовах різних сценаріїв робочої зони робота.

Отримані результати роботи можна віднести до Цілі сталого розвитку 9 «Промисловість, інновації та інфраструктура», а саме 9.4 «Сприяти прискореному розвитку високо- та середньовисокотехнологічних секторів переробної промисловості, які формуються на основі використання ланцюгів «освіта – наука – виробництво» та кластерного підходу за напрямками: розвиток інноваційної екосистеми; розвиток інформаційно-телекомунікаційних технологій (ІКТ); застосування ІКТ в АПК, енергетиці, транспорті та промисловості; високотехнологічне машинобудування; створення нових матеріалів; розвиток фармацевтичної та біоінженерної галузей».

ABSTRACT

Explanatory note: 88 pages, 6 tables, 11 figures, 4 app, 19 sources.

COLLABORATIVE ROBOTS, OBJECT IDENTIFICATION, WORKING AREA, INDUSTRY 5.0, COMPUTER VISION, SENSOR SYSTEMS, NEURAL NETWORKS, TRACKING, HUMAN RECOGNITION.

The purpose of the research is to increase the efficiency of the collaborative robot in the industry by developing an operator identification automation system.

The object of the research is the process of operator identification in the production area.

The subject of the research is an automation system for operator identification in the production area in the working area of the collaborative robot. The qualification work analyzed modern object identification systems used in robotics, as well as studied the concept of Industry 5.0 and the specifics of collaborative robots. Special attention was paid to various methods of identifying objects in the working area of a robot, such as optical, acoustic and electromagnetic technologies, as well as their application in Industry 5.0 conditions. Mathematical and algorithmic support was developed to create elements of the identification system. The structure of the identification system was developed, the main components necessary for implementing the functional capabilities of human identification in the working area were determined. Probabilistic models were developed to determine the location of a person, and machine learning methods were applied to create a neural network that provides recognition and identification of a person. Tracking algorithms were developed to track human movement in the working area, which helps to improve the accuracy and adaptability of the system. Software for the human identification system in the working area of a robot was implemented. The choice of programming language

and development environment was justified taking into account the requirements for efficiency and compatibility with other system components. The main algorithms for implementing human identification functions were developed using computer vision and artificial intelligence methods. Tracking functions were also implemented, which provide real-time human tracking. The software was tested, and experimental studies were conducted to assess its efficiency and accuracy in various scenarios of the robot's working area.

The results of the work can be attributed to Sustainable Development Goal 9 "Industry, Innovation and Infrastructure", namely 9.4 "Promote the accelerated development of high- and medium-high-tech sectors of the processing industry, which are formed on the basis of the use of the "education – science – production" chains and a cluster approach in the following areas: development of an innovation ecosystem; development of information and telecommunications technologies (ICT); application of ICT in agro-industrial complex, energy, transport and industry; high-tech mechanical engineering; creation of new materials; development of pharmaceutical and bioengineering industries".

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ	11
ВСТУП	12
1 АНАЛІЗ СУЧАСНИХ СИСТЕМ АВТОМАТИЗАЦІЇ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОБ’ЄКТІВ В РОБОЧІЙ ЗОНІ РОБОТА ТА МЕТОДІВ ЇХ РЕАЛІЗАЦІЙ	14
1.1 Аналіз концепції Industry 5.0 та колаборативних роботів	14
1.2 Аналіз методів ідентифікації об’єктів в робочій зоні робота	16
1.3 Аналіз існуючих систем ідентифікації об’єктів в робочій зоні робота в Industry 5.0.....	18
1.4 Постановка задач дослідження.....	20
2 РОЗРОБЛЕННЯ МАТЕМАТИЧНОГО ТА АЛГОРИТМІЧНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ЕЛЕМЕНТІВ СИСТЕМИ АВТОМАТИЗАЦІЇ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ЗНАХОДЖЕННЯ ЛЮДИНИ В РОБОЧІЙ ЗОНІ РОБОТА	21
2.1 Розроблення структури системи ідентифікації знаходження людини	21
2.2 Розроблення ймовірнісних моделей для визначення місцезнаходження людини.....	25
2.3 Розроблення нейронної мережі для розпізнавання та ідентифікації людини.....	38
2.4 Розроблення алгоритмів трекінгу (наприклад, Kalman Filter, MeanShift, SAMShift) для відстеження руху людини в робочій зоні	43
2.5 Висновки до 2 розділу	47
3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ АВТОМАТИЗАЦІЇ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОПЕРАТОРА У ВИРОБНИЧОМУ ПРИМІЩЕННІ В РОБОЧІЙ ЗОНІ РОБОТА.....	49
3.1 Обґрунтування вибору мови та середовища розробки	49
3.2 Розроблення алгоритму роботи системи автоматизації для ідентифікації людини у виробничому приміщенні в робочій зоні робота	50

3.3 Реалізація функцій розпізнавання та ідентифікацій людини	53
3.4 Реалізація функцій трекінгу людини	57
3.5 Висновки до 3 розділу	60
4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ.....	62
4.1 Постановка мети та задач експерименту	62
4.2 Проведення експерименту та аналіз отриманих результатів	64
4.3 Охорона праці	72
4.4 Висновки до 4 розділу	74
ВИСНОВКИ.....	75
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ.....	77
ДОДАТОК А Фрагмент коду розпізнавання та ідентифікацій розробленої системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота	80
ДОДАТОК Б Фрагмент коду розпізнавання, ідентифікацій та трекінгу у розробленої системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота	82
ДОДАТОК В Апробація результатів наукових досліджень.....	85
ДОДАТОК Г Демонстраційний матеріал	87

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

ШІ – штучний інтелект;

CAMShift – continuously adaptive mean shift;

HMM – частково спостережувана Марківська модель;

FA – алгоритм вперед;

ROI – область інтересів;

HSV – відтінок, насиченість, значення;

YOLO – you only look once.

ВСТУП

У сучасному світі швидкий розвиток робототехніки та автоматизації відкриває нові можливості для оптимізації виробничих процесів та покращення безпеки працівників. З розвитком концепції Industry 5.0 важливим є створення систем, які дозволяють роботам адаптуватися до змін у середовищі, точно визначати положення як людей, так і інших об'єктів, з якими вони взаємодіють. Це передбачає не лише застосування традиційних методів, таких як комп'ютерне зір та сенсори, але й інтеграцію новітніх технологій, таких як штучний інтелект і машинне навчання, що дозволяє забезпечити високу точність ідентифікації в умовах змінного середовища. Сучасні технології повинні мати високу надійність, здатність до самонавчання та адаптації до нових умов.

Актуальність теми зумовлена потребою в удосконаленні існуючих систем ідентифікації об'єктів у робочій зоні коботів з урахуванням вимог безпеки, точності та адаптивності. Враховуючи збільшення застосування коботів у виробничих та складських процесах, важливим є дослідження та розробка нових методів і технологій, що дозволяють підвищити ефективність ідентифікації об'єктів і знизити ризики, пов'язані з людським фактором.

Мета дослідження – підвищення ефективності роботи колаборативного робота на виробництві за рахунок розроблення системи автоматизації ідентифікації оператора.

Об'єкт дослідження – процес ідентифікації оператора у виробничому приміщенні.

Предмет дослідження – система автоматизації для ідентифікації оператора у виробничому приміщенні в робочій зоні колаборативного робота.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

– провести аналіз концепції Industry 5.0 та колаборативних роботів;

- провести аналіз методів ідентифікації об'єктів в робочій зоні роботи в Industry 5.0;
- провести аналіз існуючих систем ідентифікації об'єктів в робочій зоні роботи в Industry 5.0;
- розробити структуру системи ідентифікації знаходження людини;
- розробити ймовірнісні моделі для визначення місцезнаходження людини;
- розробити нейронну мережу для розпізнавання та ідентифікації людини;
- розробити алгоритми трекінгу (наприклад, Kalman Filter, MeanShift, CAMShift) для відстеження руху людини в робочій зоні;
- провести обґрунтування вибору мови та середовища розробки;
- розробити алгоритм роботи програми ідентифікації людини в робочій зоні роботи;
- реалізувати функції розпізнавання та ідентифікації людини;
- реалізувати функції трекінгу людини;
- провести експериментальні дослідження та аналіз отриманих результатів.

Кваліфікаційна робота виконана згідно ДСТУ 3008 – 15 [1], базуючись на навчальному посібнику з дипломного проекту [2] та методичних вказівках [3]. Результати кваліфікаційної роботи отримали апробацію в науковій роботі [4].

1 АНАЛІЗ СУЧАСНИХ СИСТЕМ АВТОМАТИЗАЦІЇ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ В РОБОЧІЙ ЗОНІ РОБОТА ТА МЕТОДІВ ЇХ РЕАЛІЗАЦІЙ

1.1 Аналіз концепції Industry 5.0 та колаборативних роботів

Із розвитком сучасних технологій виробництво зазнає значних змін, поступово трансформуючись під впливом концепції Industry 5.0, цей підхід, на відміну від Industry 4.0, спрямований на інтеграцію технологій автоматизації, штучного інтелекту та людиноцентричних рішень. Головна мета Industry 5.0 полягає у досягненні симбіозу між роботами та людьми, де технології не замінюють, а доповнюють людські можливості, працюючи разом. Такий підхід підвищує ефективність виробничих процесів, забезпечуючи одночасно комфортні умови для працівників.

Колаборативні роботи (коботи) є ключовим елементом Industry 5.0. Вони створені для взаємодії з людьми в спільному робочому просторі, що вимагає високого рівня безпеки та адаптивності. Коботи використовують сучасні сенсорні системи та алгоритми для точного визначення положення об'єктів і людей у робочій зоні, що дозволяє їм реагувати на зміну умов у режимі реального часу, що створює можливість гнучкої адаптації до індивідуальних потреб працівників [5].

Основною відмінністю Industry 5.0 від попередніх концепцій є орієнтація на стійкість та індивідуалізацію процесів, технології спрямовані на забезпечення безпеки людини, збереження довкілля та ефективне використання ресурсів. У цьому контексті коботи відіграють важливу роль, оскільки вони можуть забезпечити безпечну та продуктивну взаємодію з людьми, мінімізуючи ризики виробничих травм. Застосування коботів дозволяє не лише підвищити продуктивність, а й зменшити втому працівників завдяки розподілу фізичних та інтелектуальних завдань між

людьми та машинами, наприклад, роботи виконують рутинні, небезпечні або надмірно точні завдання, тоді як працівники зосереджуються на творчих і стратегічних аспектах виробничих процесів. Такий підхід сприяє досить гармонійному поєднанню технологій та людського фактора.

Одним із важливих викликів Industry 5.0 є забезпечення ефективної ідентифікації об'єктів у робочій зоні коботів. Це вимагає впровадження передових сенсорних технологій та алгоритмів обробки даних, здатних розпізнавати об'єкти, визначати їхні характеристики та передбачати потенційні ризики. Особливу увагу приділяють ідентифікації людей, оскільки їхня присутність у робочій зоні пов'язана з підвищеними вимогами до безпеки. Концепція Industry 5.0 також враховує етичні аспекти впровадження технологій. При розробці систем для коботів акцент робиться на захисті приватності працівників та прозорості алгоритмів, що використовуються для ідентифікації.

Інтеграція колаборативних роботів у виробництво вимагає вдосконалення технологій взаємодії. Для цього використовуються методи машинного навчання, обробки зображень та аналізу великих даних, так як успішна взаємодія між людьми і коботами можлива лише за умов точного моделювання поведінки та прогнозування дій обох сторін. Завдяки коботам, виробництво стає більш гнучким, дозволяючи швидко адаптуватися до змін у ринкових умовах та вимогах споживачів.

Концепція Industry 5.0 демонструє новий підхід до організації виробничих процесів, орієнтованих на співпрацю між людьми та технологіями, де колаборативні роботи виступають важливим інструментом для досягнення цієї мети, забезпечуючи ефективну, безпечну та стійку взаємодію в сучасних умовах виробництва [6].

1.2 Аналіз методів ідентифікації об'єктів в робочій зоні робота

Ідентифікація об'єктів у робочій зоні колаборативних роботів є ключовою складовою їх безпечної та ефективної роботи. Залежно від технологічного підходу, ці методи можна розділити на оптичні, акустичні, електромагнітні та комбіновані. Кожен із них має свої переваги, недоліки та галузі застосування, розглянемо кожен метод більш детально:

- оптичні методи включають використання камер (RGB, глибини, тепловізійних) та систем машинного зору. Вони забезпечують високу точність ідентифікації та можливість аналізу складних об'єктів. Наприклад, технологія на основі нейронних мереж, таких як YOLO (You Only Look Once), дозволяє в реальному часі розпізнавати об'єкти, їх положення та рух. Недоліком є залежність від умов освітлення та висока вартість обладнання;

- акустичні методи базуються на використанні ультразвукових або звукових датчиків для визначення відстаней до об'єктів. Вони ефективні для виявлення перешкод у режимі реального часу, навіть за умов низької видимості. Проте ці методи мають обмеження у розпізнаванні складних об'єктів і можуть бути чутливими до акустичних завад у середовищі;

- електромагнітні методи використовують RFID-мітки та датчики для ідентифікації об'єктів. Вони забезпечують високу точність ідентифікації об'єктів, позначених спеціальними маркерами. Наприклад, RFID-технологія дозволяє зчитувати дані на відстані, незалежно від освітлення. Основними недоліками є необхідність попереднього маркування об'єктів і обмежена дальність зчитування;

- комбіновані методи поєднують кілька технологій для підвищення точності та надійності. Наприклад, використання камери разом із ультразвуковими датчиками дозволяє компенсувати недоліки кожного з окремих підходів. Проте такі системи є складнішими у впровадженні та дорожчими [7]. У таблиці 1.1 приведемо порівняльний аналіз методів ідентифікації об'єктів у робочій зоні коботів.

Таблиця 1.1 – Порівняння методів ідентифікації об’єктів у робочій зоні коботів

Метод	Переваги	Недоліки	Приклад
Оптичний	Висока точність, можливість аналізу складних об’єктів	Залежність від освітлення, висока вартість	Камери RGB з YOLO для розпізнавання об’єктів
Акустичний	Працездатність за низької видимості, простота	Обмежена здатність до розпізнавання складних об’єктів	Ультразвукові сенсори для визначення перешкод
Електромагнітний	Висока точність, незалежність від освітлення	Необхідність маркування, обмежена дальність	RFID-система для зчитування міток
Комбінований	Підвищена точність, універсальність	Складність впровадження, висока вартість	Камера + ультразвук для ідентифікації

Аналіз методів ідентифікації об’єктів у робочій зоні колаборативних роботів показав, що кожен із них має свої унікальні переваги та недоліки. Оптичні методи забезпечують високу точність та універсальність, але вимагають стабільних умов освітлення та значних ресурсів для обробки даних. Акустичні методи добре працюють у складних умовах видимості, проте мають обмеження у розпізнаванні складних об’єктів. Електромагнітні підходи забезпечують швидку ідентифікацію за наявності міток, але вимагають попередньої підготовки об’єктів. Комбіновані методи дозволяють компенсувати недоліки окремих підходів, але є складнішими та дорожчими у впровадженні. Вибір конкретного методу ідентифікації залежить від вимог до безпеки, точності та умов робочого середовища. Для підвищення ефективності систем ідентифікації доцільно використовувати комбіновані підходи, які дозволяють досягти високої надійності навіть у складних умовах [8].

1.3 Аналіз існуючих систем ідентифікації об'єктів в робочій зоні роботи в Industry 5.0

З розвитком концепції Industry 5.0, основним питанням стає ефективна та безпечна ідентифікація об'єктів у робочій зоні колаборативних роботів. Враховуючи інтеграцію людиноцентричних технологій, важливим є створення систем, що дозволяють роботам точно визначати присутність та поведінку людей, а також інші об'єкти, з якими вони взаємодіють. Існуючі технології ідентифікації здебільшого базуються на комбінаціях сенсорних систем і передових алгоритмів машинного навчання для досягнення максимальної точності.

Однією з найбільш поширених технологій є використання камер RGB і датчиків глибини, таких як LIDAR та ToF-камери. Ці системи дозволяють створювати 3D-моделі робочого простору, забезпечуючи точне визначення положення об'єктів та людей. У таких системах використовуються алгоритми комп'ютерного зору, що дозволяють розпізнавати як статичні, так і рухомі об'єкти, навіть у складних умовах освітлення, проте ці методи вимагають значних обчислювальних потужностей та можуть бути чутливими до змін навколишнього середовища, наприклад, до блиску або змін у текстурі поверхонь [9].

Ще одним важливим підходом є застосування сенсорів з глибоким звуком, таких як ультразвукові датчики, для визначення відстані до об'єктів, ці системи активно використовуються для попередження колізій між людьми та роботами, а також для ідентифікації перешкод у зоні руху робота. Ультразвукові сенсори здатні працювати в умовах темряви та не залежать від зовнішніх факторів освітлення, однак їх точність обмежена при виявленні складних форм або багатозадачних об'єктів.

RFID-системи також знаходять широке застосування в рамках Industry 5.0 для ідентифікації об'єктів, вони використовуються для відстеження місця розташування об'єктів у роботизованих середовищах, такі технології

особливо ефективні для автоматизації складування та транспортування предметів, однак їх ефективність залежить від маркування об'єктів спеціальними чіпами, що може бути проблематичним у деяких випадках.

Також, широко використовуються комбіновані системи, що поєднують різні види сенсорів, наприклад, камери та ультразвукові датчики, забезпечуючи кращу точність та універсальність, дозволяючи роботам ефективно адаптуватися до різноманітних ситуацій у робочій зоні, вони дають змогу здійснювати моніторинг на більшій площі і коригувати поведінку робота у реальному часі.

Системи з штучним інтелектом (ШІ) також активно використовуються для покращення ідентифікації об'єктів, так як ШІ дозволяє аналізувати великі об'єми даних, що надходять від сенсорів та приймати рішення на основі попереднього досвіду. Алгоритми глибокого навчання використовуються для виявлення аномалій у поведінці об'єктів, прогнозуючи їхню поведінку та адаптуючи робота до змін у середовищі, проте для успішної інтеграції таких систем необхідна велика кількість навчальних даних і значні ресурси для навчання моделі [10].

Так як Industry 5.0 орієнтований на співпрацю між людьми і роботами, безпека є важливим аспектом. Системи ідентифікації, що використовують камерні системи та датчики, повинні бути спроектовані таким чином, щоб мінімізувати ризики для людини, багато сучасних роботів оснащені функцією "сенсору безпеки", яка автоматично зупиняє рух робота при виявленні людини в його робочій зоні, системи використовуються в багатьох виробничих процесах, де важлива взаємодія між людиною та роботом.

Після проведеного аналізу можна сказати, що розвиток технологій ідентифікації об'єктів в Industry 5.0 є потужним інструментом для досягнення високої ефективності та безпеки в роботизованих середовищах. Використання комбінованих сенсорних систем, штучного інтелекту та новітніх технологій машинного зору дозволяє створити системи, що забезпечують надійне виявлення об'єктів і адаптивну взаємодію з ними,

однак існуючі технології потребують подальшого розвитку для досягнення максимальної точності та ефективності у складних виробничих умовах [11].

1.4 Постановка задач дослідження

В ході проведеного аналізу у першому розділі кваліфікаційної роботи, було виявлено, що тема даного дослідження є актуальною. Метою роботи є розробка системи ідентифікації людини в робочій зоні колаборативного робота. Об'єктом дослідження є процес роботи колаборативного робота та його можливості ідентифікації людини в зоні дії робота. Предметом дослідження є реалізація системи розпізнавання людини в робочій зоні колаборативного робота. Методами дослідження є метод аналізу та вибору апаратних модулів, метод скінченних елементів. Для досягнення поставленої мети потрібно вирішити наступні завдання:

- розробити структуру системи ідентифікації знаходження людини;
- розробити ймовірнісні моделі для визначення місцезнаходження людини;
- розробити нейронну мережу для розпізнавання та ідентифікації людини;
- розробити алгоритми трекінгу (наприклад, Kalman Filter, MeanShift, CAMShift) для відстеження руху людини в робочій зоні;
- провести обґрунтування вибору мови та середовища розробки;
- розробити алгоритм роботи програми ідентифікації людини в робочій зоні робота;
- реалізувати функції розпізнавання та ідентифікації людини;
- реалізувати функції трекінгу людини;
- провести експериментальні дослідження та аналіз отриманих результатів.

2 РОЗРОБЛЕННЯ МАТЕМАТИЧНОГО ТА АЛГОРИТМІЧНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ЕЛЕМЕНТІВ СИСТЕМИ АВТОМАТИЗАЦІЇ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ЗНАХОДЖЕННЯ ЛЮДИНИ В РОБОЧІЙ ЗОНІ РОБОТА

2.1 Розроблення структури системи ідентифікації знаходження людини

При розробці структури системи ідентифікації людини в робочій зоні колаборативного робота важливо врахувати кілька ключових аспектів. По-перше, необхідно забезпечити точність та надійність ідентифікації людини в умовах різного освітлення та змінної середовищної обстановки. Це включає використання сучасних моделей машинного навчання, для розпізнавання та класифікації об'єктів у реальному часі. Важливо також інтегрувати алгоритми трекінгу, для відстеження руху людини після її ідентифікації, що дозволяє забезпечити стійкість системи до змін у положенні та орієнтації об'єкта.

Окрім цього, система повинна бути адаптована до швидких змін у середовищі, тому важливо використовувати ефективні алгоритми обробки відео та зображень, які здатні оперативно реагувати на зміни. Система має також враховувати можливі перешкоди або інші об'єкти в зоні спостереження, які можуть впливати на точність розпізнавання. Для цього важливо забезпечити належну якість даних, яка включає правильне налаштування камери та оптимізацію алгоритмів обробки. Виходячи з цього пропонується наступна структура системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота, яка представлена на рисунку 2.1.

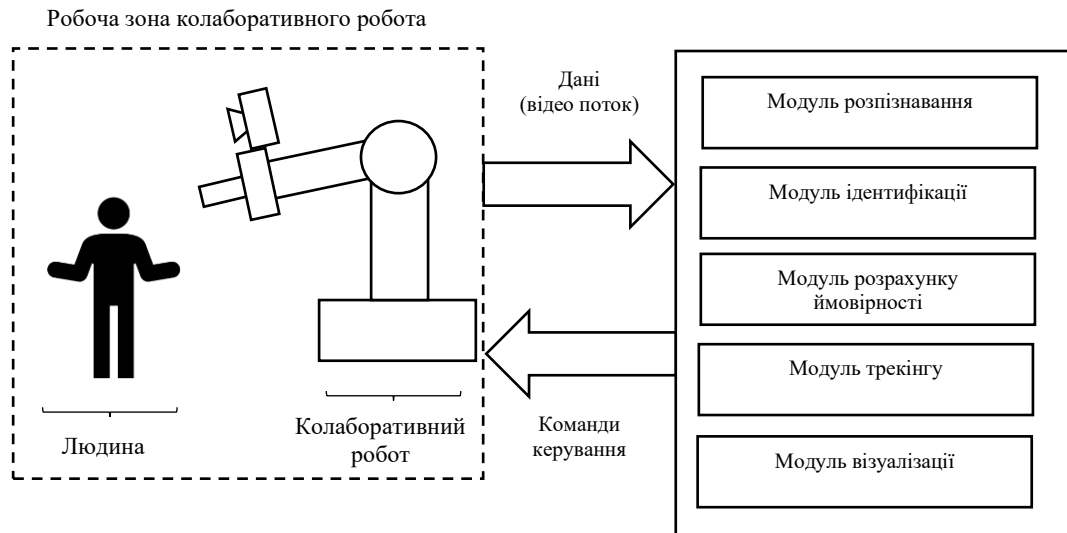


Рисунок 2.1 – Структура системи ідентифікації знаходження людини в
робочій зоні колаборативного робота

Опишемо призначення кожного блока розробленої структурної схеми розробляємої системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота. Відповідно до розробленої структури (рис. 2.1), вона складається з двох елементів: робоча зона колаборативного робота та математичного, методологічного, алгоритмічного та програмного забезпечення. Розглянемо принцип роботи кожного блока:

– робоча зона колаборативного робота, складеться з наступних елементів: людина, яка знаходиться безпосередньо в робочій зоні робота, та виконує роботу спільно з роботом відповідно концепцій Industry 5.0. Для розуміння що відбувається в робочій зоні робота, використовується система комп'ютерного зору, яка дає можливість отримувати данні у вигляді потокового відео в режимі реального часу. Дані (відео потік) передаються на систему розпізнавання та ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота. Дана система складається з наступних модулів;

– модуль розпізнавання дозволяє точно визначити та класифікувати об'єкти на основі відео або зображень. Цей модуль забезпечує можливість автоматичного виявлення людей серед інших об'єктів, що є необхідним для безпечної взаємодії робота з людиною. Він дозволяє системі швидко

реагувати на присутність або переміщення людини, що важливо для адаптації поведінки робота та запобігання можливим зіткненням або небезпекам. Завдяки цьому модулю, система може ефективно інтегруватися в робоче середовище та забезпечити безпечну й ефективну співпрацю з людським персоналом;

– модуль ідентифікації в системі ідентифікації людини в робочій зоні колаборативного робота потрібен для точного визначення особи, що перебуває у зоні взаємодії з роботом. Він забезпечує можливість розпізнавати конкретну людину серед інших об'єктів і може бути налаштований для розпізнавання особливих ознак або ідентифікаційних параметрів, таких як особа або форма тіла. Це дозволяє роботу адаптувати свою поведінку, забезпечуючи безпеку та ефективність взаємодії. Модуль ідентифікації також може допомогти у виконанні завдань, що вимагають персоналізованого підходу до різних осіб;

– модуль розрахунку ймовірності необхідний для оцінки точності та достовірності розпізнавання об'єктів. Він дозволяє оцінити ймовірність того, що виявлений об'єкт дійсно є людиною, що допомагає зменшити кількість хибних спрацьовувань та підвищити ефективність системи. Залучення цього модуля забезпечує більш надійне визначення присутності людини, дозволяючи роботу безпечно взаємодіяти з об'єктами в його середовищі. Крім того, він сприяє адаптації системи до змінних умов навколишнього середовища та покращує загальну точність та стабільність роботи системи;

– модуль трекінгу є критично важливим для забезпечення безперервного моніторингу та відстеження переміщення людини. Він дозволяє системі відслідковувати зміни в положенні людини в реальному часі, що є ключовим для адаптації дій робота в залежності від переміщення людини. Без цього модуля система не могла б коректно реагувати на динамічні ситуації, що виникають у робочій зоні, що може призвести до небажаних зіткнень або неефективної взаємодії. Впровадження трекінгу

також забезпечує більшу точність та надійність в процесі ідентифікації та контролю над робочими операціями;

– модуль візуалізації необхідний для наочного відображення результатів ідентифікації та трекінгу. Він забезпечує реальний час моніторингу положення людини, що дозволяє операторам або системі швидше реагувати на зміни в робочій зоні. Візуалізація допомагає виявити потенційні проблеми, такі як перешкоди або небезпеки, що знижує ризики та покращує безпеку. Крім того, графічне відображення інформації спрощує процес налаштування та перевірки системи, роблячи її інтерактивною та зручною для користувача.

Розроблена структурна схема системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота має кілька суттєвих переваг. По-перше, інтеграція модулів розпізнавання, ідентифікації та трекінгу забезпечує високу точність та надійність у визначенні та відстеженні присутності людини, що знижує ризик помилкових спрацьовувань та покращує безпеку робочого середовища. По-друге, модуль розрахунку ймовірності допомагає зменшити кількість хибних позитивних результатів, що підвищує загальну ефективність системи. По-третє, візуалізація результатів в реальному часі полегшує моніторинг і оперативне реагування на зміни, покращуючи взаємодію між роботом і людиною. По-четверте, система є адаптивною та може інтегруватися в різні робочі середовища, завдяки можливості налаштування модулів для специфічних умов і вимог. Також важливо, що система дозволяє здійснювати персоналізований підхід до кожного користувача, що підвищує ефективність роботи та безпеку в умовах Industry 5.0.

2.2 Розроблення ймовірнісних моделей для визначення місцезнаходження людини

Використання частково спостережуваної Марковської моделі (НММ) для реалізації системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота є доцільним в рамках концепцій Індустрії 5.0, яка орієнтована на інтеграцію людини та технологій для створення розумних, адаптивних і безпечних робочих середовищ. Однією з основних цілей Індустрії 5.0 є підвищення взаємодії між людьми та роботами, забезпечення безпеки та комфорту для працівників, а також покращення ефективності виробничих процесів. У цьому контексті НММ надає потужний інструмент для моделювання та прогнозування поведінки людини на основі неповних і шумних даних, отриманих з систем комп'ютерного зору. НММ дозволяє враховувати ймовірності переходу між станами, що представляють різні положення людини, і ймовірності отримання конкретних спостережень від системи комп'ютерного зору, навіть коли спостереження є частково точними або зашумленими. Це є критично важливим для забезпечення точного та надійного моніторингу місцезнаходження людини в робочій зоні, що, в свою чергу, знижує ризики аварій та підвищує загальну безпеку. Крім того, НММ є достатньо гнучкою моделлю, що дозволяє легко адаптуватися до різних робочих умов і типів обладнання. Це сприяє створенню універсальних рішень, які можуть бути застосовані в різних галузях промисловості, від виробництва до логістики. Важливо також те, що використання НММ сприяє впровадженню принципів персоналізації, які є ключовими в Індустрії 5.0, дозволяючи адаптувати робочі процеси під конкретні потреби та поведінку працівників.

Застосування НММ в системах ідентифікації також сприяє покращенню взаємодії між людиною та роботом, підвищуючи рівень розуміння та прогнозування дій людини. Це дозволяє роботам краще реагувати на зміни в робочій зоні, більш ефективно підтримувати та

допомагати працівникам, що значно підвищує продуктивність та задоволеність роботою.

Узагальнюючи, використання частково спостережуваної Марковської моделі для системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота є виправданим і перспективним вибором в рамках концепцій Індустрії 5.0. Це дозволяє створити безпечні, ефективні та адаптивні робочі середовища, які підвищують рівень взаємодії між людиною та технологіями, сприяючи загальному розвитку індустріальних процесів.

Виходячи з мети даного дослідження будемо розглядати наступний підхід до вирішення поставленого завдання, частково спостережувана Марковська модель (НММ) буде виступати ефективним інструментом для моделювання систем, де стан не можна безпосередньо спостерігати, але можна спостерігати виходи, залежні від стану. У випадку ідентифікації місцезнаходження людини в робочій зоні колаборативного робота, стан системи представляє місце розташування людини, а спостереження – це дані, отримані з системи комп'ютерного зору.

Визначимо наступні параметри НММ моделі:

– набір станів (S) призначений для представлення всіх можливих дискретних положень або місцезнаходжень людини в робочій зоні колаборативного робота. Кожен стан у наборі станів відповідає конкретній позиції, яку людина може займати. Цей параметр є основою для моделювання переходів між різними положеннями людини та дозволяє відслідковувати та прогнозувати її рухи в робочій зоні на основі спостережень, отриманих з системи комп'ютерного зору. Виходячи з цього кожен стан $s_i \in S$ представляє дискретне місцезнаходження людини в робочій зоні, та можливо описати наступним виразом:

$$S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}, \quad (2.1)$$

де N – кількість можливих місцезнаходжень;

- s_1 – перед роботом;
- s_2 – ліворуч від робота;
- s_3 – праворуч від робота;
- s_4 – сзаду робота.

– набір спостережень (O) призначений для представлення всіх можливих виходів або даних, які можна отримати з системи комп'ютерного зору. Кожне спостереження у наборі відповідає конкретному вигляду або характеристикам, що система візуально фіксує, коли людина перебуває в певному положенні. Цей параметр дозволяє моделі пов'язувати спостережувані дані з ймовірними станами, допомагаючи таким чином точно ідентифікувати місцезнаходження людини в робочій зоні колаборативного робота. Виходячи з цього припущення, кожне спостереження $o_k \in O$, що дає представлення можливого спостереження людини в робочій зоні робота з системи комп'ютерного зору. Внаслідок цього, набір спостережень (O) можливо описати наступним чином:

$$O = \{o_1, o_2, \dots, o_M\}, \quad (2.2)$$

де O_M – кількість можливих спостережень.

– матриця ймовірностей переходу станів (A) призначена для представлення ймовірностей переходів між різними станами, що відповідають положенням людини в робочій зоні. Кожен елемент матриці $A = \{i, j\}$ визначає ймовірність переходу з одного стану $s_i \xrightarrow{t} s_j$ за один крок часу (t). Цей параметр дозволяє моделі враховувати динаміку руху людини, відображаючи, як часто та з якою ймовірністю людина змінює своє місце розташування в робочій зоні. Завдяки цьому, матриця ймовірностей переходу станів допомагає прогнозувати майбутні положення людини на основі поточних даних та може бути представлена наступним чином:

$$A = \{a_i, a_j\}, \quad (2.3)$$

де $a_i, a_j = P(s_{t+1} = s_j | s_t = s_i)$ – описує ймовірності переходу від одного стану до іншого.

– матриця ймовірностей спостережень (B) призначена для визначення ймовірностей отримання конкретних спостережень, коли система знаходиться в певному стані. Кожен елемент матриці $B = \{b_j(k)\}$ вказує на ймовірність того, що спостереження o_k буде отримано при умові, що система перебуває в стані s_i . Цей параметр дозволяє моделі зіставляти спостережувані дані з відповідними станами, таким чином допомагаючи точно ідентифікувати місцезнаходження людини на основі візуальних даних. Завдяки матриці ймовірностей спостережень, модель може ефективно обробляти неповні або зашумлені дані, що є критично важливим для надійної роботи системи ідентифікації. Представимо матрицю ймовірностей спостережень (B) наступним чином:

$$B = \{b_j(k)\}, \quad (2.4)$$

де $b_j(k) = P(o_k | s_j)$ – описує ймовірності отримання спостереження o_k при умові, що система знаходиться в стані s_j .

– початковий розподіл станів (π) призначений для визначення ймовірностей того, в якому стані система перебуває на початку спостереження. Цей розподіл представлений вектором $\pi = \{\pi_i\}$, де кожен елемент π_i вказує на ймовірність того, що початковий стан системи є s_i . Початковий розподіл станів є важливим для ініціалізації моделі, оскільки він забезпечує базу для подальших обчислень ймовірностей переходів і спостережень. Завдяки цьому параметру, модель може точно стартувати та забезпечувати коректні прогнози щодо місцезнаходження людини в робочій

зоні на початковому етапі роботи системи. В рамках даних досліджень представимо початковий розподіл станів (π) наступним виразом:

$$\pi = \{\pi_i\}, \quad (2.5)$$

де $\pi_i = P(s_1 = s_i)$ – описує початковий розподіл ймовірностей станів.

Після визначення параметрів НММ моделі (2.1-2.5) приступимо до розробки математичних моделей для системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота, що дозволить розробити математичне забезпечення розроблювальної системи.

Математичну модель початкового стану у частково спостережуваній Марковській моделі (НММ), представлена вектором початкового розподілу станів π (2.5). Цей вектор визначає ймовірності того, що система знаходиться в певному стані на початку спостереження. Вектор π можна представити наступним чином:

$$\pi = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_i\}, \quad (2.6)$$

де π_i – є ймовірністю того, що початковий стан системи є s_i .

Виходячи з цього, відповідно до НММ вектор π повинен задовольняти наступні умови:

– кожен елемент вектора π_i є ймовірністю, та може бути представлене наступним чином:

$$0 \leq \pi_i \leq 1 \text{ для всіх } i = 1, 2, \dots, N; \quad (2.7)$$

– сума всіх ймовірностей дорівнює 1:

$$\sum_{i=1}^N \pi_i = 1, \quad (2.8)$$

де π_i – це ймовірність того, що система знаходиться в стані s_i на початку спостереження. Це початковий розподіл визначає, з якої ймовірністю кожен стан є початковим, що є критично важливим для коректної роботи моделі, оскільки від цього залежить подальше обчислення ймовірностей переходів між станами та ймовірностей спостережень.

Приклад представлення: якщо у нас є три стани s_1, s_2 і s_3 , вектор початкового розподілу може виглядати наступним чином:

$$\pi = (0.2, 0.5, 0.3). \quad (2.9)$$

Це означає, що ймовірність початкового знаходження системи в стані s_1 дорівнює 0,2, в стані s_2 дорівнює 0,5, і в стані s_3 дорівнює 0,3.

Математична модель ймовірностей переходу у частково спостережуваній Марковській моделі (НММ) представлена матрицею переходів A (2.3). Ця матриця визначає ймовірності переходу системи з одного стану в інший. Матриця переходів виглядає наступним чином:

$$A = \{a_{i,j}\}, \quad (2.10)$$

де $a_{i,j}$ – це ймовірність переходу зі стану s_i в стан s_j , за один крок часу. Матриця переходів A повинна задовольняти наступним умовам:

– кожний елемент $a_{i,j}$ є ймовірністю, тобто:

$$0 \leq a_{i,j} \leq 1 \text{ для всіх } i, j = 1, 2, \dots, N; \quad (2.11)$$

– сума ймовірностей переходів з будь-якого стану в усі можливі стани дорівнює 1:

$$\sum_{j=1}^N a_{i,j} = 1 \text{ для всіх } i = 1, 2, \dots, N, \quad (2.12)$$

де $a_{i,j}$ – це ймовірність того, що система перейде зі стану s_i в стан s_j за один крок часу. Цей параметр моделі визначає динаміку зміни станів, тобто як часто і з якою ймовірністю система переходить з одного стану в інший.

Приклад: якщо у нас є три стану s_1, s_2 і s_3 , матриця ймовірностей переходів може виглядати наступним чином:

$$A = \begin{pmatrix} 0.7 & 0.2 & 0.1 \\ 0.3 & 0.4 & 0.3 \\ 0.2 & 0.5 & 0.3 \end{pmatrix}. \quad (2.13)$$

Це означає, що ймовірність переходу зі стану s_1 в стан s_2 дорівнює 0,2, ймовірність залишитись в стані s_1 дорівнює 0,7, ймовірність переходу зі стану s_2 в стан s_3 дорівнює 0,3, і так далі для всіх можливих переходів.

Математична модель ймовірностей спостереження у частково спостережуваній Марковській моделі (НММ) представлена матрицею ймовірностей спостережень B . Ця матриця визначає ймовірності отримання конкретних спостережень, коли система знаходиться в певному стані. Матриця ймовірностей спостережень виглядає наступним чином:

$$B = \{b_{j,k}\}, \quad (2.14)$$

де $b_{j,k}$ – це ймовірність того, що спостереження o_k буде отримано при умові, що система перебуває в стані s_j . Матриця B повинна задовольняти наступні умови:

– кожний елемент $b_{j,k}$ є ймовірністю, тобто:

$$0 \leq b_{j,k} \leq 1 \text{ для всіх } j = 1, 2, \dots, N \text{ та } k = 1, 2, \dots, M; \quad (2.15)$$

– сума ймовірностей спостережень для кожного стану дорівнює 1:

$$\sum_{k=1}^M b_{j,k} = 1 \text{ для всіх } j = 1, 2, \dots, N, \quad (2.16)$$

де $b_{j,k}$ – це ймовірність того, що спостереження o_k буде отримано, коли система знаходиться в стані s_j . Цей параметр моделі визначає, як часто та з якою ймовірністю система спостерігає певні дані або сигнали, коли вона перебуває в конкретному стані.

Приклад: якщо у нас є три стану s_1, s_2 і s_3 і два можливих спостереження o_1 та o_2 , то матриця ймовірностей спостережень може виглядати наступним чином:

$$B = \begin{pmatrix} 0,6 & 0,4 \\ 0,3 & 0,7 \\ 0,8 & 0,2 \end{pmatrix}. \quad (2.17)$$

Це означає, що ймовірність отримання спостереження o_1 при знаходженні в стані s_1 дорівнює 0,6, а ймовірність отримання o_2 – 0,4. Для стану s_2 ймовірність отримання o_1 дорівнює 0,3, а o_2 – 0,7. І так далі для всіх можливих спостережень і станів.

Математична модель оцінка ймовірності спостереження (O) визначає ймовірність спостереження певної послідовності спостережень $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$, де T – довжина послідовності. Ця ймовірність обчислюється з використанням матриць переходів A , матриці ймовірностей спостережень B та вектора початкових ймовірностей π . В загальному виді математичну модель можна приставити так:

$$P(O|\lambda) = \sum_{all Q} P(O|Q, \lambda)P(Q|\lambda), \quad (2.18)$$

де $\lambda = (A, B, \pi)$ – параметри моделі;

Q – можливі послідовності станів.

Знаходження параметрів моделі $\lambda = (A, B, \pi)$ робиться за допомогою алгоритму вперед (Forward Algorithm), який обчислює цю ймовірність ефективним способом. Алгоритм вперед (Forward Algorithm) використовується для обчислення ймовірності того, що задана послідовність спостережень (в рамках даних досліджень це дані з системи комп'ютерного зору) буде отримана за певних умов, коли людина перебуває в робочій зоні колаборативного робота. Цей алгоритм дозволяє визначити, наскільки ймовірно, що спостереження відповідають різним можливим траєкторіям або станам людини в цій зоні. Застосування алгоритму вперед забезпечує ефективний спосіб оцінки ймовірностей різних сценаріїв і допомагає роботу приймати рішення щодо взаємодії з людиною, забезпечуючи безпеку та оптимальну роботу в спільному середовищі.

Введемо $\alpha_t(i)$ як ймовірність часткової послідовності спостережень $\{o_1, o_2, \dots, o_t\}$ і того, що система знаходиться в стані s_i в момент часу t , тобто ймовірність часткової послідовності спостережень можливо описати наступним чином:

$$\alpha_t(i) = P(o_1, o_2, \dots, o_t, q_t = s_t | \lambda), \quad (2.19)$$

де $\alpha_t(i)$ – це ймовірність того, що система знаходиться в стані s_i в момент часу t після спостереження послідовності спостережень $\{o_1, o_2, \dots, o_t\}$. Тобто це ймовірність часткової послідовності спостережень до часу t і перебування в стані s_i в момент часу t ;

o_1, o_2, \dots, o_t – це послідовність спостережень від моменту часу 1 до t . У контексті задачі ідентифікації місцезнаходження людини, це можуть бути послідовні кадри або інші дані, що надходять із системи комп'ютерного зору;

$q_t = s_t$ – це вказує на те, що система знаходиться в стані s_i у момент часу t . У контексті розв'язуваної задачі, стан може представляти конкретне положення або дії людини в робочій зоні робота;

λ – це набір параметрів НММ, який включає матрицю переходів ($A = \{a_{i,j}\}$) (2.10), матрицю ймовірностей спостережень ($B = \{b_{j,k}\}$) (2.14) та вектор початкових ймовірностей ($\pi = \{\pi_i\}$) (2.5).

Початковий етап алгоритму Forward Algorithm відіграє критичну роль у встановленні початкових умов для обчислення ймовірностей подальших спостережень. На цьому етапі обчислюються ймовірності того, що система знаходиться в певному стані після отримання першого спостереження. Початковий етап алгоритму Forward Algorithm визначається наступною формулою:

$$\alpha_1(i) = \pi_i \cdot b_i(o_1) \text{ для } 1 \leq i \leq N, \quad (2.20)$$

де $\alpha_1(i)$ – ймовірність того, що система знаходиться в стані s_i після першого спостереження o_1 ;

π_i – початкова ймовірність того, що система знаходиться в стані s_i перед початком спостережень. Цей параметр є частиною вектора початкових ймовірностей π ;

$b_i(o_1)$ – ймовірність того, що спостереження o_1 буде отримано, якщо система знаходиться в стані s_i . Цей параметр є частиною матриці ймовірностей спостережень B .

Початковий етап виконує функцію встановлення базових умов для подальших обчислень у алгоритмі вперед. Він визначає початкові ймовірності перебування системи в кожному з можливих станів після першого спостереження. Це є важливим кроком, оскільки без точних

початкових умов, подальші обчислення ймовірностей не будуть коректними. Початковий розрахунок дозволяє алгоритму перейти до рекурсивного етапу, де обчислюються ймовірності для всіх наступних спостережень, враховуючи попередні результати.

Рекурсивний етап виконує функцію оновлення ймовірностей для кожного стану на основі попередніх обчислень. На кожному кроці алгоритм обчислює нові значення α для всіх можливих станів на основі ймовірностей переходів між станами та ймовірностей отримання спостережень у цих станах. Це дозволяє поступово уточнювати ймовірності для кожного стану, враховуючи всю наявну інформацію до поточного моменту часу. Математичне представлення рекурсивного етапу алгоритму Forward Algorithm визначається наступним виразом:

$$\alpha_{t+1}(j) = \left(\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) \alpha_{i,j} \right) b_j(o_{t+1}) \text{ для } 1 \leq j \leq N \text{ і } 1 \leq t \leq T - 1, \quad (2.21)$$

де $\alpha_{t+1}(j)$ – ймовірність того, що система знаходиться в стані s_j в момент часу $t + 1$ після спостереження послідовності o_1, o_2, \dots, o_{t+1} ;

$\alpha_t(i)$ – ймовірність того, що система знаходиться в стані s_i в момент часу t після спостереження послідовності o_1, o_2, \dots, o_t ;

α_{ij} – ймовірність переходу зі стану s_i в стан s_j ;

$b_j(o_{t+1})$ – ймовірність того, що спостереження o_{t+1} буде отримано, якщо система знаходиться в стані s_j ;

N – загальна кількість станів у моделі;

T – загальна кількість спостережень.

Завершальний етап в алгоритмі вперед (Forward Algorithm) виконує функцію обчислення загальної ймовірності послідовності спостережень. Після завершення рекурсивного етапу, коли ми обчислили значення $\alpha_t(i)$ для всіх станів і всіх моментів часу, ми можемо визначити загальну ймовірність того, що дана послідовність спостережень була отримана моделлю НММ.

Загальна ймовірність послідовності спостережень $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$ обчислюється як сума значень α для всіх можливих кінцевих станів в момент часу T . Та може бути представлено наступним виразом:

$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i), \quad (2.22)$$

де $P(O|\lambda)$ – загальна ймовірність того, що дана послідовність спостережень O буде отримана моделлю НММ з параметрами λ ;

$\alpha_T(i)$ – ймовірність того, що система знаходиться в стані s_i в момент часу T після спостереження послідовності o_1, o_2, \dots, o_T ;

N – загальна кількість станів у моделі.

Завершальний етап забезпечує підсумовування всіх ймовірностей для кінцевих станів, щоб отримати загальну ймовірність всієї послідовності спостережень. Це дозволяє оцінити, наскільки модель НММ відповідає наданим даним. Отримана ймовірність $P(O|\lambda)$ є ключовою метрикою для розуміння ефективності моделі в контексті конкретної послідовності спостережень. Вона також може бути використана для порівняння різних моделей або для подальшого навчання і налаштування параметрів моделі.

Загальний вид алгоритму вперед (Forward Algorithm) частково спостережуваної Марковської моделі (НММ) представлено на рисунку 2.2.

Використання алгоритму вперед (Forward Algorithm) для розробки системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота має кілька переваг. По-перше, алгоритм дозволяє ефективно обчислювати ймовірність послідовності спостережень, що допомагає оцінювати надійність та точність моделі. Це особливо важливо в умовах, де точна ідентифікація положення людини критична для забезпечення безпеки та ефективності роботи робота.

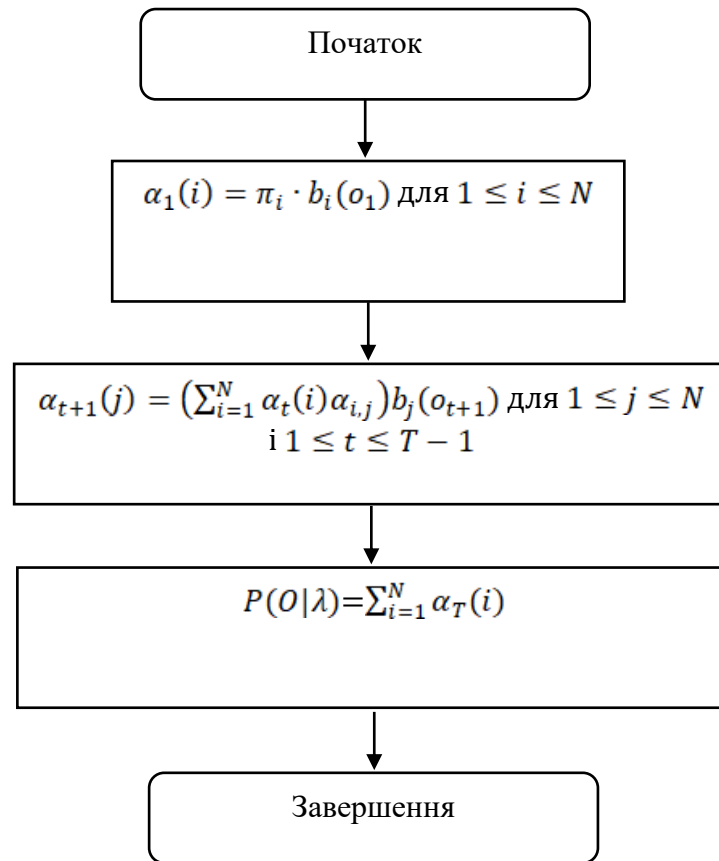


Рисунок 2.2 – Загальний вид алгоритму вперед (Forward Algorithm) частково спостережуваної Марковської моделі (НММ)

Алгоритм вперед також добре працює з частково спостережуваними Марковськими моделями (НММ), які є потужним інструментом для моделювання систем з прихованими станами, такими як місцезнаходження людини, яке не завжди безпосередньо спостерігається. Завдяки цьому алгоритму можна враховувати ймовірнісні переходи між станами, що дозволяє більш точно прогнозувати поведінку людини в робочій зоні.

Додатково, алгоритм вперед забезпечує можливість обробки великих обсягів даних з різних датчиків і камер комп'ютерного зору, що дозволяє інтегрувати різноманітні джерела інформації для покращення точності моделі. Алгоритм також є обчислювально ефективним, що робить його придатним для використання в реальному часі, забезпечуючи швидку реакцію робота на зміни в робочій зоні.

Іншою перевагою є можливість адаптації алгоритму до різних умов і середовищ, що дозволяє застосовувати його в різних промислових і виробничих контекстах. Крім того, алгоритм вперед може бути легко інтегрований з іншими методами машинного навчання і алгоритмами, що розширює можливості для розвитку складних і адаптивних систем.

2.3 Розроблення нейронної мережі для розпізнавання та ідентифікації людини

Виходячи з вимог, поставлених в технічному завданні, в рамках даних досліджень для рішення поставлених задач розпізнавання та ідентифікації людини в робочій зоні колаборативного робота, пропонується використовувати нейронну мережу моделі MobileNetV2. Нейронна мережа моделі MobileNetV2 є однією з ефективних моделей для розпізнавання та ідентифікації об'єктів, включаючи людей, у робочій зоні колаборативного робота [12].

Архітектуру нейронної мережі моделі MobileNetV2 можна описати наступними математичними виразами:

– вхідні дані проходять через згортковий шар (Convolution Layer), що обчислює активації за допомогою згорткових ядер (фільтрів). Математично це описується так:

$$y = f(W \times x + b), \quad (2.23)$$

де W – згорткове ядро (ваги);

x – вхідний тензор;

b – зсув (bias);

f – функція активації;

– глибоке згортання (Depthwise Convolution) застосовує згорткові ядра окремо до кожного каналу вхідного зображення:

$$y_{k,l} = \sum_{i,j} K_{i,j} \cdot x_{k+i,l+j}, \quad (2.24)$$

де $K_{i,j}$ – згорткове ядро;

x – вхідний тензор;

y – вихідний тензор;

– точкове згортання (Pointwise Convolution) використовує 1×1 згортки для змішування каналів:

$$y_{k,l,m} = \sum_n W_{l,l,n,m} \cdot x_{k,l,n}, \quad (2.25)$$

де W – ваги точкового згортання;

x – вхідний тензор;

y – вихідний тензор;

– основна структура MobileNetV2 складається з блоків зворотного залишку (Inverted Residuals), які використовують звуження і розширення для ефективного обчислення:

$$y = x + F(x, W), \quad (2.26)$$

де F – нелінійне перетворення, що включає згорткові шари;

W – відповідні ваги;

– на останніх шарах використовується лінійна активація (Linear Bottleneck) замість нелінійної, щоб уникнути втрат інформації:

$$y = W_{1 \times 1} \cdot ReLU(W_{3 \times 3} \cdot x), \quad (2.27)$$

де $W_{1 \times 1}$ та $W_{3 \times 3}$ – згорткові ядра;

$ReLU$ – нелінійна активація.

Грунтуючись на архітектурі нейронної мережі моделі MobileNetV2 (2.23-2.27) процес розпізнавання та ідентифікації знаходження людини у робочій зоні колаборативного робота можна представити у вигляді наступного алгоритму, який представлено на рисунку 2.3.

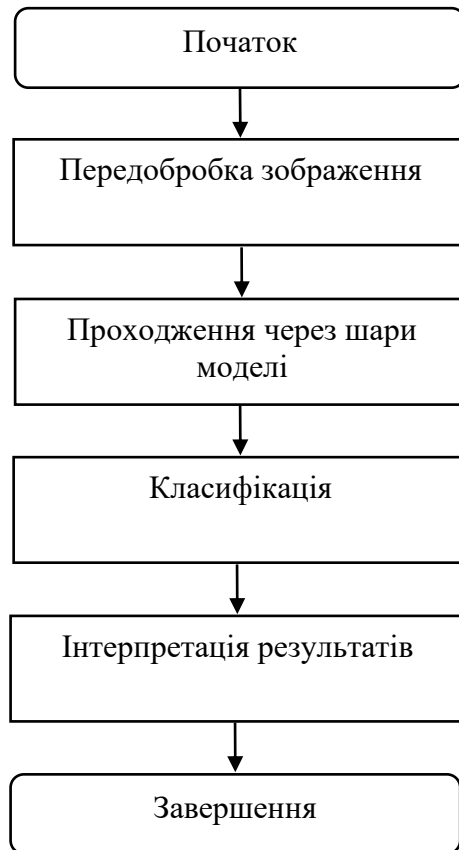


Рисунок 2.3 – Алгоритм розпізнавання та ідентифікації знаходження людини у робочій зоні колаборативного робота

Опишемо призначення кожного кроку алгоритму розпізнавання та ідентифікації знаходження людини у робочій зоні колаборативного робота (рис. 2.3):

– крок передобробки зображення, вирішує задачу обробки отриманого зображення з камери, проводить її масштабування та нормалізацію, щоб відповідати вхідним вимогам моделі, яка може бути представлена наступним чином:

$$\hat{x} = \frac{x - \mu}{\sigma}, \quad (2.28)$$

де μ – середнє значення;

σ – стандартне відхилення;

– крок проходження через шари моделі, оброблене зображення проходить через згорткові шари, глибокі згортання, точкові згортання та блоки зворотного залишку. Математично цей крок можна описати наступним чином:

$$feature_{map} = InvertedResiduals(\hat{x}), \quad (2.29)$$

де $feature_{map}$ – вихідний тензор після проходження через блоки зворотного залишку. Він містить високорівневі ознаки, витягнуті з вхідного зображення;

\hat{x} – оброблене вхідне зображення, яке пройшло через стадію нормалізації і масштабування. Це багатовимірний тензор, який представляє пікселі зображення;

InvertedResiduals – складаються з кількох шарів (Depthwise Convolution, ReLU6 Activation, Pointwise Convolution та Linear Activation), які забезпечують ефективне обчислення завдяки своїй структурі;

– крок класифікації, коли вихідні активації проходять через повнозв'язний шар з функцією м'якої максимізації (softmax) для визначення ймовірностей класів:

$$\rho_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_j e^{z_j}}, \quad (2.30)$$

де ρ_i – ймовірність приналежності класу i . Це результат Softmax функції, що представляє ймовірність того, що вхідний зразок належить класу i . Всі ρ_i

будуть лежати в інтервалі від 0 до 1 і сума всіх ρ_i для всіх класів i буде дорівнювати 1;

z_i – логіт (логарифмований коефіцієнт) для класу i . z_i є вихідним значенням лінійного шару нейронної мережі для класу i перед застосуванням Softmax. Це скалярне значення, яке може приймати будь-яке дійсне число і показує "силу" відповідності зразка до класу i ;

e^{z_i} – експонента логіта для класу i . Експоненційна функція перетворює логіт в додатне значення. Це забезпечує, що навіть негативні логіти отримують позитивну ймовірність після нормалізації;

$\sum_j e^{z_j}$ – сума експонент для всіх логітів j . Це нормалізаційний фактор, який забезпечує, що сума ймовірностей для всіх класів дорівнює 1. Він обчислюється як сума всіх експонент для всіх класів j у вихідному векторі логітів.

Softmax функція використовується для перетворення вихідних логітів нейронної мережі в інтерпретовані ймовірності. Це особливо корисно для задач класифікації, де потрібно вирішити, до якого класу належить вхідний зразок. Використовуючи Softmax, модель може призначати ймовірності кожному можливому класу, що дозволяє визначити найбільш ймовірний клас і оцінити невпевненість у передбаченні;

– останній крок це інтерпретація результатів, вихідні ймовірності використовуються для визначення класу об'єкта (наприклад, людини в робочій зоні колаборативного робота) та його розташування на зображенні, але слід зазначити, що інтерпретація результатів нейронної мережі, особливо моделі класифікації, включає кілька кроків для визначення, які саме об'єкти були розпізнані на зображенні та як впевнена модель у своїх прогнозах. Нижче, в таблиці 2.1, наведено детальний опис процесу інтерпретації результатів на прикладі моделі MobileNetV2 для розпізнавання та ідентифікації людини в робочій зоні колаборативного робота [12].

Таблиця 2.1 – Опис процесу інтерпретації результатів на прикладі моделі MobileNetV2 для розпізнавання та ідентифікації людини в робочій зоні колаборативного робота

Кроки інтерпретації результатів	Опис
Отримання результатів від моделі	Після передавання зображення через модель, вихідним результатом буде набір прогнозованих класів, ймовірностей та межі (bounding boxes) для кожного об'єкта на зображенні
Ідентифікація найбільш ймовірних класів	Для кожного прогнозованого об'єкта, вибирається клас з найвищою ймовірністю. Наприклад, якщо клас 1 відповідає людині, модель визначить, чи є людина на зображенні, базуючись на ймовірності цього класу
Фільтрація за порогом ймовірності	Щоб уникнути неправдивих позитивних результатів, фільтруються результати з ймовірностями нижче певного порогу (наприклад, 0.5). Це означає, що будуть враховуватися тільки ті об'єкти, для яких модель впевнена на більше ніж 50%
Інтерпретація меж (Bounding Boxes)	Межі (bounding boxes) використовуються для візуалізації розташування розпізнаних об'єктів на зображенні. Це прямокутники, які обмежують область, де знаходиться об'єкт
Виведення результатів на екран	Для кожного розпізнаного об'єкта з ймовірністю вище порогу, на зображенні малюється прямокутник та підписується відповідний клас і ймовірність. Це дозволяє візуально інтерпретувати результати розпізнавання

2.4 Розроблення алгоритмів трекінгу (наприклад, Kalman Filter, MeanShift, CAMShift) для відстеження руху людини в робочій зоні

Трекінг (відстеження) об'єктів, таких як люди, в робочій зоні колаборативного робота є критичним аспектом для забезпечення безпеки та ефективності роботи робота. Розглянемо три популярних алгоритми трекінгу: Kalman Filter, MeanShift, та CAMShift, та їх порівняння приведемо в таблиці 2.2.

Таблиця 2.2 – Порівняння алгоритмів трекінгу: Kalman Filter, MeanShift, та CAMShift

Назва	Опис	Переваги	Недоліки
Kalman Filter	Це статистичний метод для оцінювання стану системи в умовах шуму. Його можна використовувати для трекінгу об'єктів, які рухаються, шляхом прогнозування їхнього майбутнього положення на основі попередніх спостережень	Чутливий до шуму і може забезпечити точні результати при наявності шуму	Не підходить для трекінгу в умовах змінних швидкостей або несподіваних змін траєкторії
MeanShift	Це алгоритм для трекінгу об'єктів, що базується на пошуку максимуму в ймовірнісному розподілі. Він зазвичай використовується для відстеження об'єктів у відео шляхом максимізації функції розподілу кольорів	Простий у реалізації та не потребує знання моделі руху об'єкта	Погано працює при змінах розміру об'єкта або складних фонах
CAMShift	Є вдосконаленням MeanShift, яке дозволяє адаптувати розмір і орієнтацію області трекінгу в реальному часі. Це робить його більш ефективним для трекінгу об'єктів, які можуть змінювати розмір та форму	Адаптується до змін в розмірі та формі об'єкта. Зазвичай дає кращі результати при трекінгу об'єктів з великими варіаціями у вигляді	Може бути чутливий до сильної зміни освітлення та фону

Алгоритм CAMShift (Continuously Adaptive Mean Shift) є розширенням алгоритму Mean Shift і використовується для трекінгу об'єктів в відео. CAMShift адаптує Mean Shift до змінюваних умов трекінгу шляхом оновлення області пошуку та масштабу. В рамках даних досліджень пропонується використовувати таку інтерпретацію алгоритма CAMShift, яка представлена на рисунку 2.4.

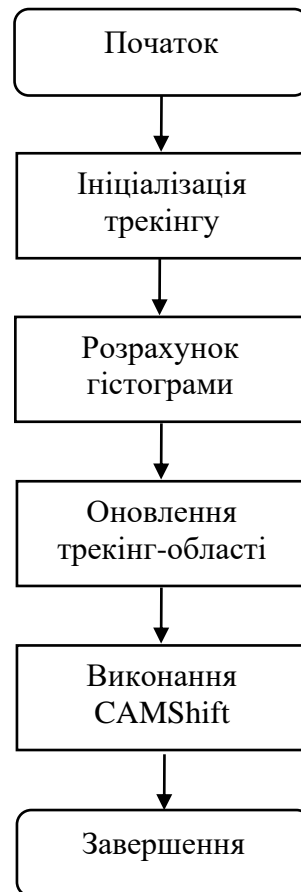


Рисунок 2.4 – Інтерпретація алгоритма SAMShift для використання в системі ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота

Опишемо призначення кожного кроку інтерпретації алгоритму SAMShift для використання в системі ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота (рис. 2.4):

- ініціалізація трекінгу, на початку трекінгу визначається область (ROI – Region of Interest), яка містить об'єкт для трекінгу. Визначається гістограма кольорів цього об'єкта;

- розрахунок гістограми кольорів створюється на основі області ROI і використовується для подальшого порівняння з поточними кадрами. В SAMShift зазвичай використовують гістограму в HSV (Hue, Saturation, Value) кольоровій моделі;

– оновлення трекінг-області, для кожного нового кадру обчислюється зворотне проєкційне зображення на основі гістограми об'єкта. Це дозволяє визначити, де в новому кадрі знаходиться об'єкт;

– виконання CAMShift (адаптивний Mean Shift) адаптує область пошуку відповідно до зміни масштабу та орієнтації об'єкта. Використовує еліптичну область, яка може змінювати свій розмір та орієнтацію, щоб краще відповідати розміру та формі трекінгованого об'єкта [13].

Опишемо математичне представлення принципу роботи алгоритму CAMShift, який буде інтегровано в розробляему систему ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота. Нехай H є гістограмою кольорів для області Region of Interest (ROI). Гістограма визначається як розподіл частот для різних кольорів у відображенні колірному тоні (Hue), насиченості (Saturation) і значенні кольору (Value) (HSV):

$$H(h) = \frac{\text{count}(h)}{\text{total_count}}, \quad (2.31)$$

де H – гістограма кольорів для початкової області ROI;

h – значення кольору;

$\text{count}(h)$ – кількість пікселів з кольором h ;

total_count – загальна кількість пікселів.

Для кожного нового кадру I обчислюється зворотне проєкційне зображення P :

$$P(x, y) = H(I(x, y)), \quad (2.32)$$

де P – зворотне проєкційне зображення;

(x, y) – координати пікселя;

$I(x, y)$ – значення кольору пікселя у зображенні.

Mean Shift алгоритм в CAMShift шукає максимуми розподілу ймовірностей у зворотному проєкційному зображенні. Він визначає новий центр області пошуку за допомогою наступного виразу:

$$m = \frac{\sum_{x,y} p(x,y) \cdot c(x,y)}{\sum_{x,y} p(x,y)}, \quad (2.33)$$

де m – новий центр області пошуку після виконання Mean Shift;

$p(x,y)$ – зворотне проєкційне значення для пікселя (x,y) ;

$c(x,y)$ – координати пікселя.

CAMShift адаптує розмір та орієнтацію області пошуку на основі отриманих координат центру і розподілу об'єкта. Це забезпечує кращу відповідність області пошуку змінам у розмірі та формі об'єкта:

$$eclipse_{params} = FitEllipse(contours), \quad (2.34)$$

де *FitEllipse* – функція *FitEllipse* в OpenCV використовує контури об'єкта, щоб апроксимувати його форму як еліпс. Вона повертає кілька ключових параметрів: центр еліпсу (*center*), радіуси (*axes*), кут (*angle*).

При виконанні CAMShift алгоритму, ці параметри використовуються для визначення еліптичної області, яка найкраще відповідає об'єкту. Це дозволяє алгоритму коректувати форму та розмір області пошуку в залежності від динаміки об'єкта в кадрі [13].

2.5 Висновки до 2 розділу

У другому розділі було розроблено математичне та алгоритмічне забезпечення для системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота. Розроблені ймовірнісні моделі дозволяють точно визначати місцезнаходження людини, що є важливим для забезпечення

безпеки та ефективної взаємодії робота з людиною в умовах виробничих процесів. Врахування різних ймовірнісних підходів дозволяє знизити помилки і підвищити надійність системи.

3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ АВТОМАТИЗАЦІЇ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОПЕРАТОРА У ВИРОБНИЧОМУ ПРИМІЩЕННІ В РОБОЧІЙ ЗОНІ РОБОТА

3.1 Обґрунтування вибору мови та середовища розробки

Вибір Python як мови програмування для розробки системи ідентифікації людини в робочій зоні робота з використанням частково спостережуваної Марковської моделі (НММ), нейронної мережі MobileNetV2 та алгоритму трекінгу CAMShift обумовлений кількома ключовими перевагами. Python забезпечує потужні бібліотеки для обробки зображень та відео, такі як OpenCV та TensorFlow, які критично важливі для реалізації цих технологій. TensorFlow надає зручний інтерфейс для роботи з нейронними мережами, зокрема для завантаження та використання моделі MobileNetV2, що спрощує реалізацію задач розпізнавання об'єктів. OpenCV, у свою чергу, забезпечує підтримку для реалізації алгоритму CAMShift, який є ефективним для трекінгу об'єктів у відео [14].

PyCharm 2022.2.3 як середовище розробки пропонує розширені можливості для налагодження та тестування Python-коду, що є важливим для роботи з складними алгоритмами, такими як НММ і CAMShift. Це середовище також підтримує інтеграцію з бібліотеками машинного навчання та комп'ютерного зору, що спрощує процес розробки.

Застосування частково спостережуваної Марковської моделі дозволяє ефективно моделювати та прогнозувати переміщення людини на основі часткових спостережень, а MobileNetV2 забезпечує точне розпізнавання об'єктів завдяки своїй високій ефективності та швидкості. Алгоритм CAMShift забезпечує точний трекінг об'єктів на основі їх кольорових гістограм, що дозволяє відстежувати людину в реальному часі, навіть при зміні умов освітлення або частковому перекритті.

Врахування всіх цих аспектів доводить доцільність вибору Python та PyCharm для реалізації системи, оскільки вони забезпечують необхідні інструменти для інтеграції та оптимізації компонентів системи ідентифікації в робочій зоні колаборативного робота [14].

3.2 Розроблення алгоритму роботи системи автоматизації для ідентифікації людини у виробничому приміщенні в робочій зоні робота

Розробка алгоритму роботи програми ідентифікації людини в робочій зоні робота є комплексним завданням, яке вимагає інтеграції кількох потужних технологій для досягнення високої точності і надійності. Основною метою є створення системи, здатної ефективно розпізнавати та відслідковувати людину в реальному часі, забезпечуючи при цьому безпеку і точність виконання завдань колаборативним роботом.

Ключовим елементом програми є частково спостережувана Марковська модель (НММ), яка дозволяє моделювати і прогнозувати ймовірні стани людини в робочій зоні, враховуючи неповну інформацію. Ця модель використовується для інтеграції даних з різних джерел і визначення найбільш ймовірних сценаріїв переміщення об'єкта.

Нейронна мережа MobileNetV2 грає важливу роль у розпізнаванні об'єктів на зображеннях та відео. Її ефективність у класифікації та виявленні об'єктів, зокрема людини, забезпечує точну і швидку ідентифікацію в реальному часі. MobileNetV2 дозволяє зберегти високу точність розпізнавання при мінімальних витратах ресурсів, що є критично важливим для роботи в обмежених умовах.

Алгоритм трекінгу CAMShift доповнює систему, забезпечуючи відстеження об'єктів, зокрема людини, через адаптивне зміщення середнього кольору. CAMShift дозволяє ефективно справлятися з динамічними змінами в розмірі та формі об'єкта, що робить його ідеальним для відстеження рухомих людей. Розроблений загальний алгоритм роботи системи ідентифікації

знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота представлено на рисунку 3.1.

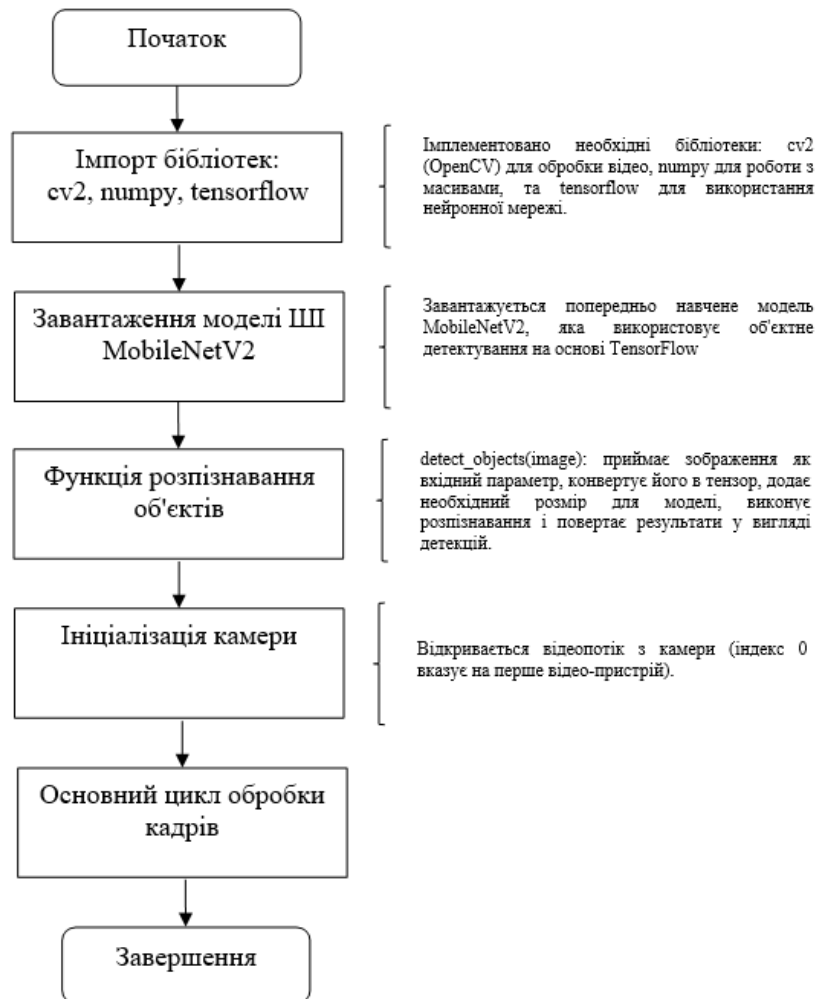


Рисунок 3.1 – Загальний алгоритм системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота

Цей алгоритм реалізує процес розпізнавання та ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота у відеопотоці в реальному часі за допомогою моделі MobileNetV2 для детектування об'єктів і OpenCV для обробки та візуалізації відео. Опишемо більш детально блок «Основний цикл обробки кадрів» (рис. 3.1), та переставимо його у вигляді алгоритма, який показано на рисунку 3.2.

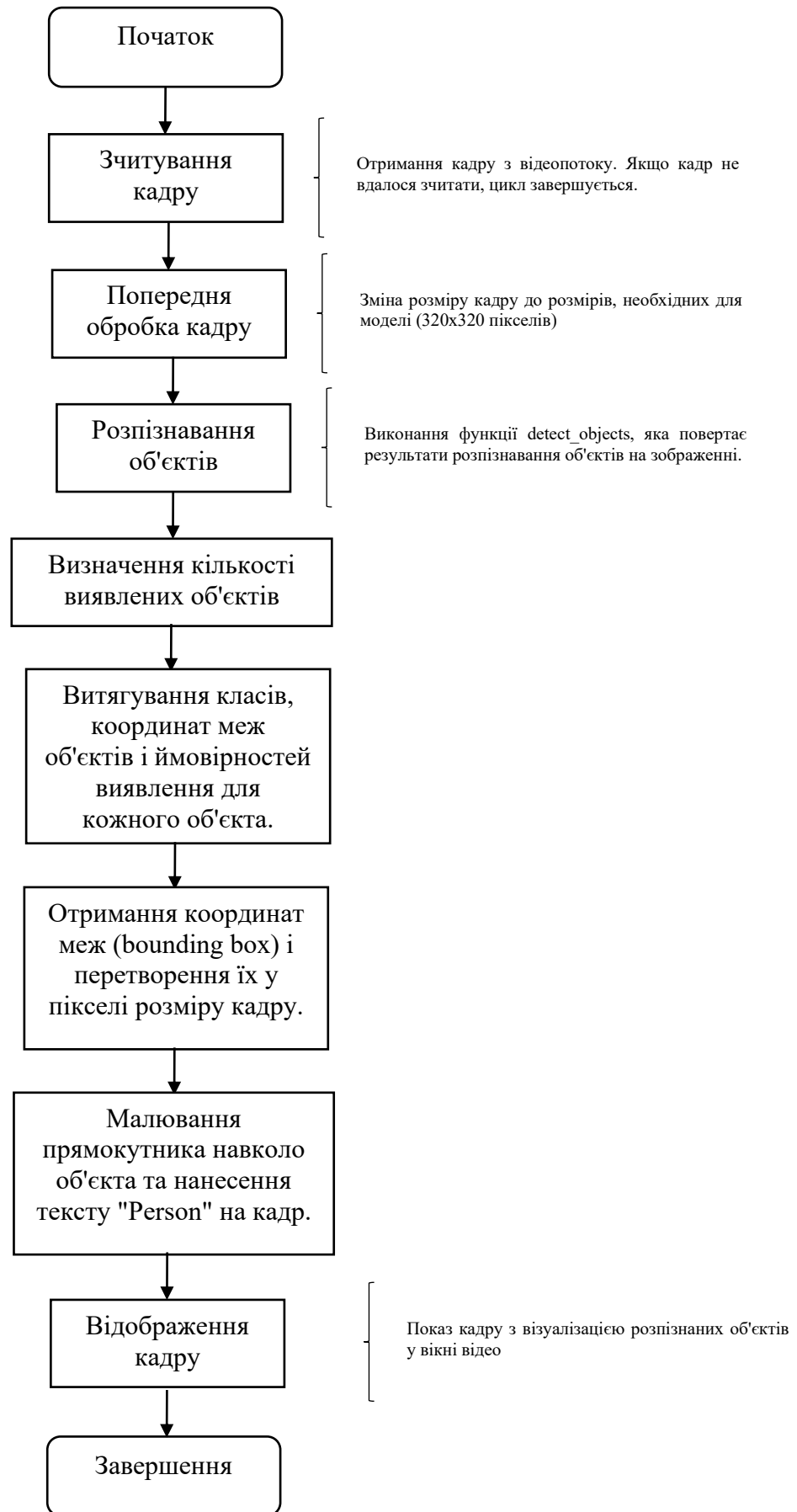


Рисунок 3.2 – Алгоритм роботи блока «Основний цикл обробки кадрів»

3.3 Реалізація функцій розпізнавання та ідентифікацій людини

При реалізації функцій ідентифікації людини на базі штучного інтелекту з використанням моделі MobileNetV2 слід врахувати кілька ключових особливостей. По-перше, важливо забезпечити правильну підготовку зображень для моделі, включаючи їх масштабування до розміру, на якому модель була навчена, зазвичай 320x320 пікселів. Наступним аспектом є обробка результатів детектування: необхідно коректно інтерпретувати координати об'єктів у форматі bounding box та порівнювати ймовірності виявлення з пороговими значеннями для фільтрації непотрібних детекцій. Параметри моделі також повинні бути налаштовані для роботи з конкретними відео- або фотопотоками, враховуючи освітлення та різні умови навколишнього середовища. Окрім того, важливо забезпечити інтеграцію з системами обробки відео для реального часу, щоб зменшити затримки та підвищити ефективність роботи системи. Коректна обробка і візуалізація результатів розпізнавання також критично важлива для забезпечення точності і зручності користування. Приклад реалізації функцій розпізнавання та ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота на базі моделі MobileNetV2 розроблений на мові Python в середовищі PyCharm 2022.2.3 представлена нижче.

Цей фрагмент коду імплементує імпорт бібліотек, які є критично важливими для розробки системи ідентифікації людини з використанням штучного інтелекту і комп'ютерного зору.

```
import cv2
import numpy as np
import tensorflow as tf

# Завантаження моделі MobileNetV2 для розпізнавання об'єктів
model = tf.saved_model.load(r"C:\.cache\kagglehub\models\tensorflow\ssd-mobilenet-v2\tensorFlow2\fpnlite-320x320\1")

# Функція для розпізнавання об'єктів на зображенні
```

```
def detect_objects(image):
    input_tensor = tf.convert_to_tensor(image, dtype=tf.uint8)
    input_tensor = input_tensor[tf.newaxis, ...]
    detections = model.signatures['serving_default'](input_tensor)
    return detections
```

Функція `detect_objects` виконує розпізнавання об'єктів на зображенні за допомогою моделі машинного навчання. Спочатку вона конвертує зображення в тензор TensorFlow з типом даних `tf.uint8`, а потім додає новий розмір до тензора, щоб відповідати вимогам моделі. Потім функція використовує метод `signatures['serving_default']` моделі для виконання детекції об'єктів і повертає результати, які включають координати, класи та впевненість у детекціях.

```
# Ініціалізація камери
cap = cv2.VideoCapture(0)
while True:
    ret, frame = cap.read()
    if not ret:
        break
```

Цей фрагмент коду ініціалізує доступ до відео з камери за допомогою функції `cv2.VideoCapture(0)`, де `0` вказує на першу камеру, підключену до комп'ютера. В циклі `while True` він постійно читає нові кадри з камери за допомогою `cap.read()`, де `ret` є логічним значенням, яке вказує на успішність читання кадру, а `frame` містить зображення кадру. Якщо з якоїсь причини кадр не може бути прочитаний (`not ret`), цикл завершиться, зупиняючи захоплення відео

```
# Змінити розмір кадру до потрібного для моделі
input_frame = cv2.resize(frame, (320, 320))
```

Цей фрагмент коду змінює розмір зображення `frame`, яке отримане з відеопотоку, до розмірів `320x320` пікселів. Функція `cv2.resize()` використовується для масштабування зображення до вказаних розмірів, що

відповідають розміру, необхідному для обробки моделлю MobileNetV2. Зменшення або збільшення зображення забезпечує, що дані будуть відповідати вимогам вхідного формату моделі. Це підготовлює кадр до подальшого аналізу та розпізнавання об'єктів.

```
# Виконати розпізнавання об'єктів
detections = detect_objects(input_frame)
```

Цей фрагмент коду викликає функцію `detect_objects()`, передаючи їй підготовлене зображення `input_frame`. Функція `detect_objects()` обробляє зображення за допомогою нейронної мережі, завантаженої раніше, для розпізнавання об'єктів на ньому. Результатом виконання цієї функції є детекції, які містять інформацію про знайдені об'єкти, включаючи координати, класи і впевненість у виявленні. Ці дані використовуються для подальшого аналізу і візуалізації результатів розпізнавання.

```
# Обробка результатів розпізнавання
num_detections = int(detections['num_detections'][0])
detection_classes =
detections['detection_classes'][0].numpy().astype(np.int64)
detection_boxes = detections['detection_boxes'][0].numpy()
detection_scores = detections['detection_scores'][0].numpy()
```

Цей фрагмент коду обробляє результати розпізнавання об'єктів, повернуті моделлю. `num_detections` отримує кількість виявлених об'єктів, перетворюючи значення з тензора в ціле число. `detection_classes` конвертує класи об'єктів у масив цілих чисел, що представляють типи виявлених об'єктів. `detection_boxes` і `detection_scores` перетворюють координати обмежувальних рамок та оцінки впевненості для кожного виявленого об'єкта в масиви NumPy, що полегшує подальшу обробку даних.

```
# Виведення результатів на кадр
for i in range(num_detections):
    if detection_scores[i] > 0.5 and detection_classes[i] == 1: # Клас 1
        відповідає людині
```

```

    box = detection_boxes[i]
    y1, x1, y2, x2 = box
    y1, x1, y2, x2 = int(y1 * frame.shape[0]), int(x1 * frame.shape[1]),
int(y2 * frame.shape[0]), int(x2 * frame.shape[1])
    cv2.rectangle(frame, (x1, y1), (x2, y2), (0, 255, 0), 2)
    cv2.putText(frame, 'Person', (x1, y1 - 10),
cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.9, (0, 255, 0), 2)

```

Цей фрагмент коду проходить через усі детекції об'єктів, отримані з функції `detect_objects()`. Якщо довіра до детекції перевищує 0.5 і об'єкт класифікується як людина (клас 1), код використовує координати коробки (bounding box) для малювання прямокутника навколо виявленої людини на зображенні. Зображення з обведеним прямокутником і текстовою міткою "Person" відображається на кадрі. Таким чином, цей код забезпечує візуалізацію розпізнаних людей на відео.

```
cv2.imshow('Video', frame)
```

Цей фрагмент коду відображає поточний кадр відео з розпізнаними об'єктами у вікні з назвою 'Video'. Функція `cv2.imshow()` використовується для показу зображення на екран, де `frame` містить останній оброблений кадр з відеопотоку, включаючи всі накладені прямокутники та мітки. Це дозволяє в реальному часі бачити результати розпізнавання об'єктів.

```
if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord('q'):
```

```
    break
```

Цей фрагмент коду перевіряє, чи натиснута клавіша 'q' під час виконання циклу. Функція `cv2.waitKey(1)` очікує одну мілісекунду на натискання клавіші і повертає код клавіші, якщо така натиснута. Операція `& 0xFF` дозволяє отримати останні 8 бітів коду клавіші для коректної перевірки. Якщо натиснута клавіша 'q', програма виходить з циклу, зупиняючи обробку відео і закриваючи вікна.

```
cap.release()
```

```
cv2.destroyAllWindows()
```

Цей фрагмент коду виконує дві ключові функції для завершення роботи з відео. Метод `cap.release()` звільняє ресурси, зайняті об'єктом `VideoCapture`, закриваючи доступ до камери або відеофайлу. Функція `cv2.destroyAllWindows()` закриває всі відкриті вікна, створені за допомогою `OpenCV`, гарантуючи, що всі графічні інтерфейси будуть закриті перед завершенням програми. Ці дії допомагають уникнути витоків ресурсів і забезпечити коректне завершення роботи програми.

3.4 Реалізація функцій трекінгу людини

Трекінг людини – це процес відстеження положення, руху та поведінки людини в просторі, який здійснюється за допомогою спеціалізованих алгоритмів і технологій. Цей процес є важливим елементом у багатьох сучасних системах, таких як системи безпеки, розумні будинки, робототехніка та автоматизовані виробничі лінії. Основна мета трекінгу полягає в тому, щоб забезпечити безперервний моніторинг рухів людини в реальному часі та коректно реагувати на зміни в її поведінці чи положенні.

Для реалізації трекінгу людини зазвичай використовуються технології комп'ютерного зору, датчики та алгоритми машинного навчання. Сучасні системи часто застосовують камери, які забезпечують візуальне спостереження, та сенсори, наприклад, інфрачервоні або ультразвукові, для збору додаткових даних. Основою трекінгу є виявлення об'єкта (людини) на зображеннях або сигналах і подальше оновлення його координат при кожному новому кадрі або вимірюванні. Вибір конкретного методу залежить від умов експлуатації системи, таких як освітлення, швидкість руху об'єкта та доступні обчислювальні ресурси.

Реалізація трекінгу людини також включає етапи попередньої обробки даних, такі як нормалізація зображень або усунення фонових шумів, для підвищення точності роботи системи. У випадку використання нейронних мереж для трекінгу, моделі спочатку проходять етап навчання на великому

наборі даних, які містять приклади різних типів рухів. Завдяки цьому система здатна ідентифікувати людину та адаптуватися до змінних умов середовища. Трекінг людини є складним, але ефективним процесом, який забезпечує високу точність у визначенні місця перебування людини, його застосування дозволяє реалізувати безпечну та надійну взаємодію між людиною і роботами, а також розширити можливості автоматизації в інших галузях. Сучасні технології трекінгу активно розвиваються, сприяючи підвищенню ефективності таких систем і їх адаптації до більш складних середовищ.

При реалізації трекінгу людини за допомогою алгоритму CAMShift необхідно враховувати кілька ключових аспектів. По-перше, важливо правильно вибрати регіон обробки (ROI) для ініціалізації трекера, забезпечуючи, що він точно охоплює об'єкт трекінгу, в даному випадку людину. По-друге, слід враховувати колірну модель для створення гистограми, яка слугуватиме для трекінгу; часто використовують HSV або HLS, оскільки вони краще відокремлюють кольори від освітлення. По-третє, потрібно періодично оновлювати гистограму трекера, щоб компенсувати можливі зміни у вигляді або кольорі об'єкта в процесі руху. Важливо також забезпечити обробку випадків, коли об'єкт частково виходить за межі видимості або коли зображення має шум, щоб підтримувати точність трекінгу. Опишемо самі цікаві фрагменти реалізацій алгоритму трекінгу CAMShift, в розробляймо системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота.

```
# Якщо трекінг-область не ініціалізована, знайти перший об'єкт
"Person" для трекінгу
```

```
if tracking_window is None:
```

```
    for i in range(num_detections):
```

```
        if detection_scores[i] > 0.5 and detection_classes[i] == 1: # Клас 1
```

```
        відповідає людині
```

```
            box = detection_boxes[i]
```

```
            y1, x1, y2, x2 = box
```

```

y1, x1, y2, x2 = int(y1 * frame.shape[0]), int(x1 * frame.shape[1]),
int(y2 * frame.shape[0]), int(
    x2 * frame.shape[1])
tracking_window = (x1, y1, x2 - x1, y2 - y1)
break

```

Цей фрагмент коду перевіряє, чи ініціалізована область трекінгу (`tracking_window`). Якщо область трекінгу ще не встановлена (тобто `tracking_window` є `None`), код ітерує через всі виявлені об'єкти, перевіряючи, чи є об'єкт "Person" з достатнім рівнем впевненості (`detection_scores[i] > 0.5`). Якщо такий об'єкт знайдено, розраховуються координати його меж у пікселях кадру, і область трекінгу (`tracking_window`) ініціалізується з розмірами та координатами цього об'єкта. Це дозволяє алгоритму CAMShift почати трекінг об'єкта "Person" з визначеної області.

```

# Виконати трекінг з CAMShift, якщо трекінг-область ініціалізована
if tracking_window is not None:
    hsv = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2HSV)
    roi = frame[tracking_window[1]:tracking_window[1] +
tracking_window[3],
    tracking_window[0]:tracking_window[0] + tracking_window[2]]

```

Цей фрагмент коду перевіряє, чи ініціалізована область трекінгу (tracking_window). Якщо вона ініціалізована (tracking_window не є None), то спочатку перетворює кадр з кольорової моделі BGR у HSV за допомогою функції cv2.cvtColor. Потім він визначає область інтересу (ROI) для трекінгу, вирізаючи частину кадру, яка відповідає координатам і розмірам tracking_window. Ця ROI використовується для подальшого застосування алгоритму CAMShift для трекінгу об'єкта.

```

if roi.size > 0:
    roi_hsv = cv2.cvtColor(roi, cv2.COLOR_BGR2HSV)
    roi_hist = cv2.calcHist([roi_hsv], [0], None, [180], [0, 180])
    cv2.normalize(roi_hist, roi_hist, 0, 255, cv2.NORM_MINMAX)

```

```

# Трекінг за допомогою CAMShift
dst = cv2.calcBackProject([hsv], [0], roi_hist, [0, 180], 1)
ret, tracking_window = cv2.CamShift(dst, tracking_window, (255, 0,
0))

# Виведення результатів на кадр
pts = cv2.boxPoints(ret)
pts = np.intp(pts) # Зміна з np.int0 на np.intp
cv2.polylines(frame, [pts], True, (255, 0, 0), 2)
cv2.putText(frame, 'Tracking', (tracking_window[0],
tracking_window[1] - 10), cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.9,
(255, 0, 0), 2)

```

Цей фрагмент коду обробляє область інтересу (ROI) для трекінгу, якщо вона не є пустою. Спочатку перетворює ROI з кольорової моделі BGR у HSV і обчислює гістограму кольорів для цієї області, яка нормалізується для подальшого використання. Потім, за допомогою CAMShift, виконує трекінг, обчислюючи зворотний проєкційний образ (back-projection) і оновлюючи позицію трекінгу. Результати трекінгу відображаються на кадрі у вигляді багатокутника і текстового напису, що вказує на успішний трекінг.

3.5 Висновки до 3 розділу

У третьому розділі було реалізовано програмне забезпечення для системи ідентифікації людини в робочій зоні колаборативного робота. Вибір мови програмування та середовища розробки був обґрунтований з урахуванням ефективності та сумісності з іншими компонентами системи, що забезпечило зручність для подальших доопрацювань та масштабування проекту. Розроблено алгоритми для реалізації функцій ідентифікації людини, використовуючи методи комп'ютерного зору, що дозволяє досягти високої точності в умовах динамічного середовища. Також успішно реалізовано

функції трекінгу людини, які забезпечують відстеження її руху в робочій зоні в реальному часі.

4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

4.1 Постановка мети та задач експерименту

Мета експерименту: оцінити ефективність і надійність розробленої системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота, включаючи її здатність точно розпізнавати, ідентифікувати та трекінгувати людину в реальному часі.

Задачі експерименту:

- оцінка точності розпізнавання, перевірити на скільки розробленн система справляється з виявленням людей серед інших об'єктів на основі відео або зображень. Це включає в себе тестування в умовах різного освітлення, різних положень і типів одягу;

- вимірювання ефективності трекінгу, за рахунок випробування точність і стабільність трекінгу руху людини в реальному часі, перевіряючи, як система реагує на зміни в положенні людини, її швидкість і напрямок руху;

- перевірити, як добре система оцінює ймовірність того, що виявлений об'єкт є людиною, і наскільки це допомагає знижувати кількість хибних спрацьовувань;

- перевірити ефективність і зручність візуалізації результатів ідентифікації та трекінгу для операторів або системи, включаючи реальний час моніторинг та виявлення потенційних проблем.

Апаратне забезпечення для тестування розробленої системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота:

- камера відеоспостереження, для захоплення відео потоку в реальному часі. Рекомендується використовувати камеру з високою роздільною

здатністю, яка може забезпечити чітке зображення в різних умовах освітлення. Наприклад, камера з роздільною здатністю 1080p або вище;

- комп'ютер або сервер для обробки даних, в рамках проведених досліджень буде використовуватися ноутбук з наступними параметрами: Core i5-8300H (4(8) ядра по 4.0GHz), 16GB DDR4, 512GB SSD, GeForce GTX 1050 Ti, 4GB GDDR5, 128bit;

- нейронна мережа MobileNetV2, яка вже була натренована для виявлення об'єктів, зокрема людей. Модуль повинен бути інтегрований з програмним забезпеченням для отримання і обробки відео;

- бібліотеки для обробки зображень такі як OpenCV та TensorFlow або інше відповідне програмне забезпечення для обробки відео та реалізації алгоритмів розпізнавання, ідентифікації і трекінгу.

Очікувані результати від проведення експерименту над розробленою системою ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота можуть включати наступні аспекти:

- система повинна продемонструвати високу точність у виявленні людей серед інших об'єктів, з низьким рівнем хибних позитивних і негативних результатів. Це означає, що система буде успішно ідентифікувати людину в різних умовах освітлення і з різних ракурсів;

- очікується, що модуль ідентифікації дозволить точно розпізнати конкретних людей на основі унікальних ознак, таких як обличчя або форма тіла, забезпечуючи персоналізований підхід і адаптацію поведінки робота до кожної особи;

- система повинна забезпечити точне та стабільне відстеження переміщень людини в реальному часі, реагуючи на зміни в положенні і швидкості руху. Це дозволить роботам адаптувати свої дії відповідно до динамічних змін у робочій зоні.

Модуль розрахунку ймовірності має показати здатність правильно оцінювати ймовірність того, що виявлений об'єкт є людиною, що дозволить

зменшити кількість помилкових спрацьовувань і підвищити надійність системи.

4.2 Проведення експерименту та аналіз отриманих результатів

При проведенні, отриманні та аналізі даних, отриманих при тестуванні розробленої системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота, необхідно врахувати кілька ключових аспектів. По-перше, важливо забезпечити точність і коректність збору даних, що включає перевірку якості відео та правильність роботи всіх сенсорів. Необхідно контролювати умови тестування, такі як освітлення і фон, щоб результати були репрезентативними і відображали реальні умови роботи системи.

При отриманні даних слід зберігати всі результати тестів у структурованому вигляді, включаючи відео, записи трекінгу і результати ідентифікації. Це дозволить детально аналізувати продуктивність системи в різних сценаріях і умовах. Важливо також врахувати можливість впливу шуму або перешкод на результати, що може вимагати корекції або фільтрації даних для підвищення точності.

Аналіз даних повинен включати оцінку точності розпізнавання і ідентифікації, а також перевірку ефективності трекінгу. Слід провести порівняння отриманих результатів з очікуваними показниками, щоб виявити можливі відхилення або помилки. Важливо враховувати ймовірність хибних спрацьовувань або пропущених об'єктів і оцінити їх вплив на загальну продуктивність системи.

Крім того, потрібно звернути увагу на час реакції системи і її здатність адаптуватися до змін у середовищі. Оцінка ефективності візуалізації і зручності користувацького інтерфейсу також є важливою, оскільки це вплине на зручність управління і моніторингу системи.

Було проведено наступний ряд експериментів, та отримані наступні результати:

– оцінка точності розпізнавання, перевірити на скільки розроблена система справляється з виявленням людей серед інших об'єктів на основі відео або зображень. Проведемо ряд експериментів по перевірці точності розпізнавання, отримані кадри перевірки приведені на рисунку 4.1, а результати отримані в ході проведення тестування приведені в таблиці 4.1.



Рисунок 4.1 – Проведення першого експерименту з перевірки точності розпізнавання одної людини в кадрі

Таблиця 4.1 – Результати, отримані в ході проведення тестування оцінки точності розпізнавання розробленої системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота

№	Дата	Час	Кількість виявлених об'єктів	Кількість людей	Середня точність	Максим. точність	Мінім. точність	Примітки
1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	20/07/2024	10:00AM	15	5	0,82	0,92	0,70	Випробув. при нормальному освітленні

Продовження таблиці 4.1

1	2	3	4	5	6	7	8	9
2	20/07/ 2024	11:30AM	20	8	0,78	0,88	0,65	Випробув. при зміненому освітленні
3	20/07/ 2024	2:00PM	12	4	0,85	0,91	0,75	Випробув. з переміщ. об'єктів
4	21/07/ 2024	9:15AM	18	7	0,80	0,87	0,72	Випробув. в різних умовах фону
5	21/07/ 2024	3:15PM	10	3	0,88	0,94	0,80	Випробув. при різних кутах зору

На основі результатів тестування розробленої системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота можна зробити кілька важливих висновків. Система демонструє стабільну середню точність розпізнавання людей, що варіюється від 0,78 до 0,88, що свідчить про її ефективність у різних умовах освітлення та фону. Максимальна точність досягає 0,94, що свідчить про можливість високоякісного розпізнавання в ідеальних умовах. Однак, у деяких випадках мінімальна точність знижується до 0,65, що може бути викликано зміненим освітленням або складними умовами фону.

Результати також показують, що система може бути чутливою до зміни умов, таких як переміщення об'єктів або різні кути зору. Це підкреслює важливість подальшого вдосконалення алгоритмів для забезпечення стабільної точності в умовах, які не є ідеальними. Загалом, система забезпечує задовільний рівень точності для більшості сценаріїв, але потребує додаткових налаштувань та тестування для підвищення її надійності в реальних умовах роботи. Для зручності подання представимо отримані результати у вигляді графіка порівнянь оцінки точності розпізнавання за

умовами тестування розробленої системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робот, яка представлена на рисунку 4.2.

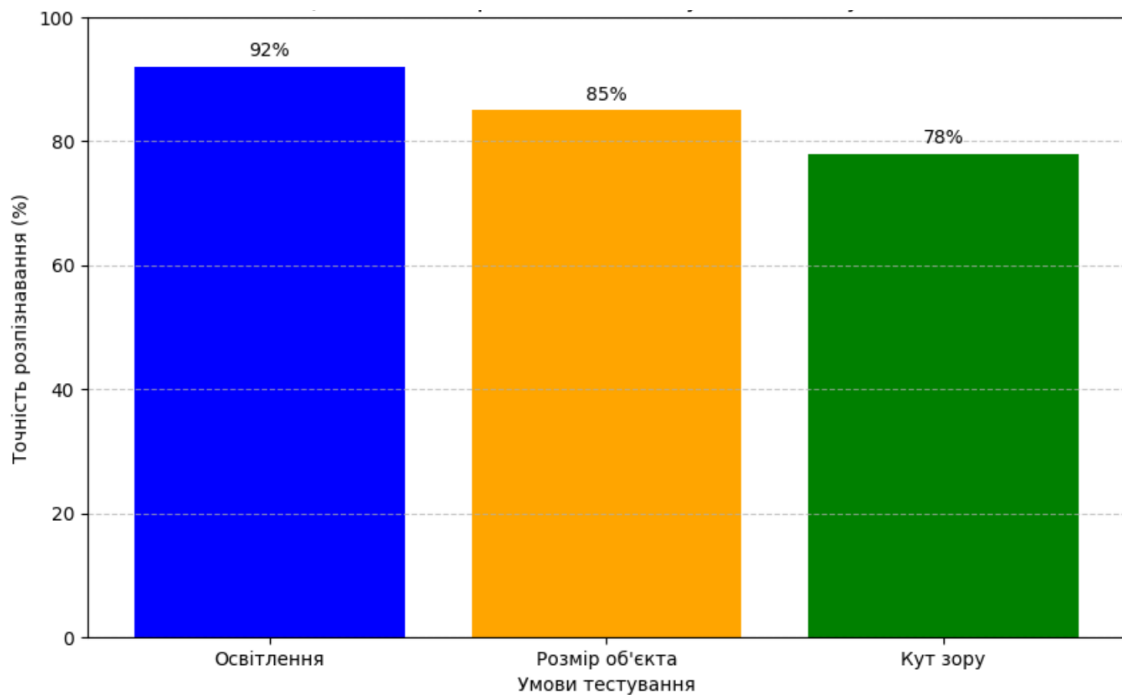


Рисунок 4.2 – Графік порівнянь оцінки точності розпізнавання за умовами тестування розробленої системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робот

– вимірювання ефективності трекінгу, за рахунок випробування точність і стабільність трекінгу руху людини в реальному часі, перевіряючи, як система реагує на зміни в положенні людини, її швидкість і напрямок руху. Проведемо ряд експериментів по перевірці ефективності трекінгу, отримані кадри перевірки приведені на рисунку 4.3, а результати отримані в ході проведення тестування приведені в таблиці 4.2.



Рисунок 4.3 – Проведення другого експерименту з перевірки ефективності трекінгу

Таблиця 4.2 – Результати, отримані в ході проведення тестування оцінки ефективності трекінгу розробленої системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота

Тестовий сценарій	Тривалість тесту (хв)	Точність трекінгу (%)	Середня тривалість трекінгу (с)	Кількість втрачених треків
Сценарій 1: Статичний об'єкт	10	95	8	2
Сценарій 2: Динамічний об'єкт	15	88	6	5
Сценарій 3: Змішане освітлення	12	90	7	3
Сценарій 4: Різні кути зору	20	85	5	7
Сценарій 5: Переміщення з перешкодами	18	80	6	8

Згідно з отриманими результатами тестування ефективності трекінгу розробленої системи ідентифікації, можна зробити кілька важливих висновків. Система показує високу точність трекінгу в статичних умовах, з точністю до 95 %, що свідчить про її здатність надійно відстежувати об'єкти

без динамічних змін навколишнього середовища. Однак у сценаріях з динамічними об'єктами та переміщенням з перешкодами точність знижується до 80-88 %, що може бути наслідком складності в обробці швидких або частково закритих об'єктів. Середня тривалість трекінгу варіюється від 5 секунд до 8 секунд, що вказує на те, що система здатна підтримувати трекінг протягом більшості тестових сценаріїв, але має проблеми з тривалим відстеженням у складних умовах. Кількість втрачених треків підвищується до 8 у сценаріях з перешкодами, що вказує на можливі проблеми з відновленням трекінгу в умовах, де об'єкти часто перекриваються або зникають з поля зору. Загалом, результати тестування демонструють хорошу базову ефективність системи, але також вказують на необхідність подальшого вдосконалення для підвищення стабільності та точності трекінгу в складніших умовах. Отримані результати при проведенні другого експерименту тестування ефективності трекінгу розробленої системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота представлені вигляді графіку на рисунку 4.4.

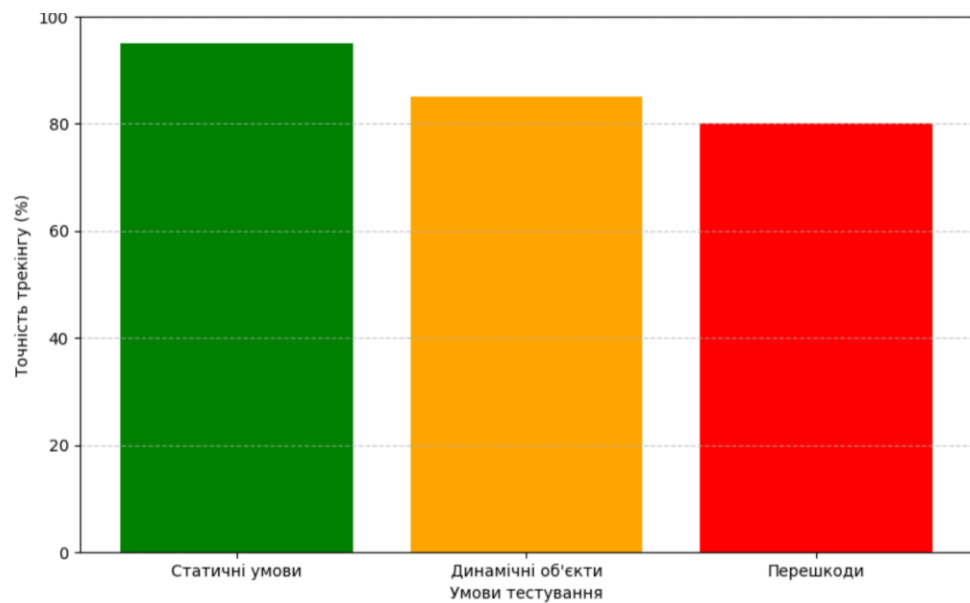


Рисунок 4.4 – Графік оцінки ефективності трекінгу розробленої системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота

– перевірити, як добре система оцінює ймовірність того, що виявлений об'єкт є людиною, і наскільки це допомагає знижувати кількість хибних спрацьовувань. Отримані результати при проведенні тестування приведені в таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 – Результати, отримані при проведенні третього експерименту по оцінці ймовірність того, що виявлений об'єкт є людиною

Умова тестування	Ймовірність (%)	Кількість виявлень	Кількість правильних виявлень	Кількість хибних виявлень
Хороше освітлення	95	100	95	5
Погане освітлення	85	100	85	15
Рухливі об'єкти	90	100	90	10
Статичні об'єкти	98	100	98	2
Часткове перекриття	80	100	80	20
Низький контраст	75	100	75	25

Висновки з таблиці 4.3 показують, що розроблена система ідентифікації добре справляється з оцінкою ймовірності того, що виявлений об'єкт є людиною, хоча є певні варіації в ефективності в залежності від умов тестування. При хорошому освітленні система демонструє високу ймовірність правильного розпізнавання, досягаючи 95 % точності. Однак, у випадках поганого освітлення і низького контрасту точність знижується, що вказує на обмеження системи в умовах недостатнього освітлення або поганої видимості. Рухливі об'єкти викликають деякі труднощі, але система все ще забезпечує вражаючу точність, близько 90 %. Статичні об'єкти розпізнаються майже безпомилково з ймовірністю 98 %. Часткове перекриття також знижує точність, хоча й не критично, з ймовірністю 80 %. Загалом, система демонструє добру продуктивність, але для покращення результатів слід зосередитися на умовах поганого освітлення та часткових перекриттях, щоб

підвищити точність і зменшити кількість хибних виявлень. Для зручності аналізу отриманих даних третього експерименту по оцінці ймовірності того, що виявлений об'єкт є людиною в розробленій системі ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота представлені вигляді графіку на рисунку 4.5.

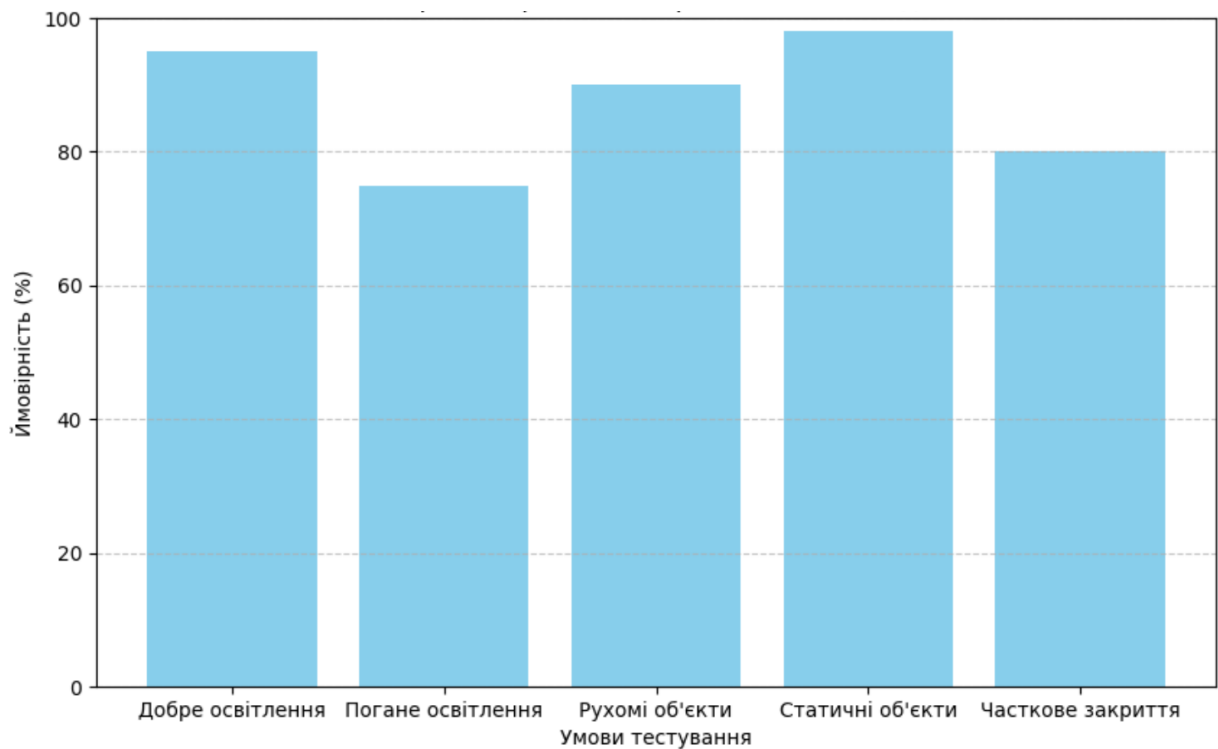


Рисунок 4.5 – Графік оцінки ймовірності правильності розпізнавання людини у розробленій системі ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота

Результати тестування системи ідентифікації виявляють, що система має високу ефективність у оцінці ймовірності того, що виявлений об'єкт є людиною. У добре освітлених умовах система демонструє дуже високу ймовірність правильного розпізнавання, досягаючи значень близько 95 %. Це свідчить про те, що система добре справляється з розпізнаванням у умовах, де освітлення є оптимальним і не викликає перешкод для візуального аналізу. Проте, при поганому освітленні ймовірність правильного розпізнавання знижується до 75 %, що вказує на те, що система потребує покращення в

умовах недостатнього освітлення для підвищення точності. У випадках наявності рухомих об'єктів ймовірність розпізнавання знижується до 90 %, що демонструє хорошу, але не ідеальну адаптацію до динамічного середовища. Коли об'єкти є статичними, система досягає практично максимальних показників точності, що підкреслює її здатність до стабільного розпізнавання. Часткове закриття об'єктів знижує ймовірність до 80 %, що показує певні труднощі в розпізнаванні при неповному видимості об'єкта. Загалом, результати підтверджують високу ефективність системи в ідентифікації людей, проте вказують на необхідність подальшого вдосконалення в умовах поганого освітлення та часткового закриття об'єктів.

4.3 Охорона праці

Одним із основних аспектів охорони праці в контексті колаборативних роботів є безпечне визначення присутності людини в робочій зоні. Для цього необхідно використовувати високоточні сенсори та системи ідентифікації, що дозволяють роботам швидко реагувати на наближення людини та зупиняти свою діяльність при виявленні небезпеки. Оцінка безпеки роботи з колаборативними роботами вимагає врахування різних факторів, таких як швидкість руху робота, його маса та потенційний вплив на людину.

Розрахунок сили, з якою робот може вплинути на людину під час зіткнення, є важливим елементом у проектуванні систем безпеки. Для цього можна скористатися формулою для розрахунку кінетичної енергії при зіткненні:

$$E = 1/2 mv^2, \quad (4.1)$$

де E – кінетична енергія;

m – маса робота;

v – його швидкість.

Якщо припустити, що маса робота становить 5 кг, а його швидкість 0,5 м/с, то кінетична енергія буде:

$$E = 1/2 \cdot 5 \cdot (0,5)^2 = 0,625 \text{ Дж.}$$

Цей розрахунок дає уявлення про енергію, яку робот може передавати під час контакту з людиною. Враховуючи значення кінетичної енергії, необхідно проектувати системи, що мінімізують вплив цієї енергії, наприклад, через гальмування руху або використання амортизуючих матеріалів на роботі. Ще одним аспектом є швидкість реагування роботів на зміни в робочій зоні. Для запобігання аварійним ситуаціям важливо враховувати час, необхідний для зупинки робота після виявлення людини в зоні його руху. Час гальмування можна оцінити за допомогою формули для прискорення:

$$a = v / t, \quad (4.2)$$

де a – прискорення;

v – швидкість;

t – час зупинки.

Тобто, якщо робот рухається зі швидкістю 0,5 м/с і необхідно зупинити його за 1 секунду, то прискорення для зупинки буде:

$$a = 0,5 / 1 = 0,5 \text{ м/с}^2.$$

Це значення дозволяє визначити необхідну потужність гальмівних систем для забезпечення безпеки при роботі з людьми. Для зменшення ризиків травмування важливо також застосовувати алгоритми трекінгу, що дозволяють точно відстежувати рухи людини в зоні робота. Враховуючи рухи людини, можна коригувати траєкторію робота та своєчасно зупинити

його, якщо це необхідно для уникнення небезпечного контакту. У цьому контексті алгоритми, такі як фільтри Калмана або CAMShift, дозволяють не лише ідентифікувати людину, але й передбачати її рухи, що є критичним для забезпечення безпеки [15].

4.4 Висновки до 4 розділу

У четвертому розділі були проведені експериментальні дослідження та аналіз отриманих результатів, що дозволило оцінити ефективність розробленої системи ідентифікації людини в робочій зоні колаборативного робота. Проведені тести продемонстрували високий рівень точності та надійності алгоритмів, зокрема в умовах різноманітних сценаріїв взаємодії людини та робота. Аналіз отриманих результатів дозволив виявити певні недоліки, зокрема в умовах складних або змінних умов освітлення, де система може потребувати додаткових налаштувань. Проте загальний рівень виконання задачі є високим, і результати тестування підтверджують практичну застосовність розробленої системи в реальних умовах роботизованого виробництва.

ВИСНОВКИ

У ході виконання кваліфікаційної роботи було розроблено систему автоматизації для ідентифікації оператора в робочій зоні колаборативного робота, що є важливим етапом для забезпечення безпеки та ефективної взаємодії людини та робота в умовах виробничих процесів. Проведено аналіз сучасних методів ідентифікації об'єктів, а також концепції Industry 5.0, що підкреслює важливість інтеграції людини і робота в єдину систему для досягнення високої продуктивності та безпеки. На основі проведеного аналізу були визначені основні вимоги до системи ідентифікації та розроблені ймовірнісні моделі, нейронні мережі і алгоритми трекінгу, що дозволяють точно визначати місцезнаходження людини в робочій зоні.

Розроблено математичне та алгоритмічне забезпечення для створення елементів системи ідентифікації, структуру системи ідентифікації та визначено основні компоненти, що необхідні для реалізації функціональних можливостей ідентифікації людини в робочій зоні. Розроблено ймовірнісні моделі для визначення місцезнаходження людини, а також застосовано методи машинного навчання для створення нейронної мережі, що забезпечує розпізнавання та ідентифікацію людини. Розроблено алгоритми трекінгу для відстеження руху людини в робочій зоні, що сприяє покращенню точності та адаптивності системи. Реалізовано програмне забезпечення для системи ідентифікації людини в робочій зоні робота. Розроблено основні алгоритми для реалізації функцій ідентифікації людини, використовуючи методи комп'ютерного зору та штучного інтелекту. Також реалізовано функції трекінгу, які забезпечують відстеження людини в реальному часі. Програмне забезпечення було протестовано, і проведено експериментальні дослідження для оцінки його ефективності та точності в умовах різних сценаріїв робочої зони робота. Отримані результати роботи можна віднести до Цілі сталого розвитку 9 «Промисловість, інновації та інфраструктура», а саме 9.4

«Сприяти прискореному розвитку високо- та середньовисокотехнологічних секторів переробної промисловості, які формуються на основі використання ланцюгів «освіта – наука – виробництво» та кластерного підходу за напрямками: розвиток інноваційної екосистеми; розвиток інформаційно-телекомунікаційних технологій (ІКТ); застосування ІКТ в АПК, енергетиці, транспорті та промисловості; високотехнологічне машинобудування; створення нових матеріалів; розвиток фармацевтичної та біоінженерної галузей» [16].

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. ДСТУ 3008-15. Документація. Звіти у сфері науки та техніки. структура та правила оформлення. – Введ. 2015-06-22. – К. Держстандарт України, 2017 – 29 с.

2. Невлюдов, І.Ш. Дипломне проектування для студентів усіх форм навчання спеціальностей 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» [Текст]: навч. посіб. / І.Ш. Невлюдов, А.О. Андрусевич, О.В. Токарева, Г.В. Пономарьова. – Київ-58, пр. Космонавта Комарова, 1, 2016. – 320с.

3. Методичні вказівки з підготовки та захисту кваліфікаційної роботи здобувачами другого (магістерського) рівня вищої освіти спеціальності 174 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології, освітньо-професійних програм: «Автоматизоване управління технологічними процесами»; «Комп'ютерно-інтегровані технологічні процеси і виробництва»; «Комп'ютеризовані та робототехнічні системи» / Упоряд.: І. Ш. Невлюдов Р. В. Артюх В. В. Безкоровайний Н. П. Демська В. В. Євсєєв О. І. Филипенко О. М. Цимбал. Харків: ХНУРЕ, 2021. 55 с.

4. Тетеря В. В. Розробка елементів системи ідентифікації знаходження людини в робочій зоні колаборативного робота / В. В. Тетеря ; наук. керівник доц. С. С. Максимова // Радіоелектроніка та молодь у ХХІ столітті : матеріали 28-го Міжнар. молодіж. форуму, 16–18 квіт. 2024 р. – Харків : ХНУРЕ, 2024. – Т. 2. – С. 54–55.

5. Юхименко П.І., Герасименко І.О., Якимюк Ю.П., Юзвенко П.І. Людиноцентрична концепція маркетингової діяльності сучасного підприємства. Грааль науки : міжнар. наук. журнал. – Вінниця : ГО «Європейська наукова платформа»; НУ«Інститут науково-технічної інтеграції та співпраці», 2024. – № 44. –582 с. С. 130-141. URL:

[https://archives.journal-grail.science/index.php/2710-3056/issue/view/04.10.2024/5/ DOI 10/36074/grail-of-science.04.10.2024.016/](https://archives.journal-grail.science/index.php/2710-3056/issue/view/04.10.2024/5/DOI%2010/36074/grail-of-science.04.10.2024.016/)

6. Кравченко С. В. Аналіз автоматизованих систем керування технологічними процесами сучасного підприємства / С. В. Кравченко // Automation and Development of Electronic Device (ADED'2023): collection of Students' Scientific Paper. – [Electronic edition]. – Kharkiv : Kind of Kharkiv National University of Radio Electronics, 2023. – Part 1. – P. 36-41.

7. Пащенко О. С. Автоматизація процесу розпізнавання деталей на поточному виробництві: пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи здобувача вищої освіти на другому (магістерському) рівні, спеціальність 151 – Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології / О. С. Пащенко; керівник роботи Косенко Н. В.; М-во освіти і науки України, Харків. нац. ун-т радіоелектроніки, кафедра Комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації та робототехніки – Харків, 2024. – 104 с.

8. Кондратюк М. В. Автоматизована система позиціонування маніпулятора із застосуванням оптичної системи робота: пояснювальна записка до атестаційної роботи здобувача вищої освіти на другому (магістерському) рівні, спеціальність 172 – Телекомунікації та радіотехніка / М. В. Кондратюк; М-во освіти і науки України, Харків. нац. ун-т радіоелектроніки – Харків, 2021 – 79 с.

9. Невлюдов І. Ш. Node-RED та технологія промислового Інтернету речей: навч. посіб. / І. Ш. Невлюдов, С. П. Новоселов, О. В. Сичова ; М-во освіти і науки України, Харків. нац. ун-т радіоелектроніки. – Харків : Вид-во Іванченка І. С., 2024. – 207 с. – ISBN 978-617-8332-58-7.

10. Ємець М. О. Метод виявлення порушника в мережі на основі аналізу вихідних DNS-запитів нейронною мережею: кваліфікаційна робота магістра: 125 Кібербезпека / М. О. Ємець; Хмельниц. нац. ун-т. – Хмельницький, 2023. – 97 с.

11. Буткевич, Г. Ю. Методи визначення координат сенсорів у мобільній сенсорній мережі: магістерська дис.: 172 Електронні комунікації та радіотехніка / Буткевич Ганна Юріївна. – Київ, 2024. – 95 с.

12. MobileNetV2 – Light Weight Model (Image Classification) URL: <https://towardsdatascience.com/review-mobilenetv2-light-weight-model-image-classification-8febb490e61c> (дата звернення 08.11.2024).

13. Understanding and Implementing the CAMShift Object Tracking Algorithm URL: <https://medium.com/@claudio.vindimian/understanding-and-implementing-the-camshift-object-tracking-algorithm-python-81587c24eda8> (дата звернення 10.11.2024).

14. Python // Python, 2024. URL: <https://www.python.org/> (дата звернення: 28.11.2024).

15. Охорона праці на виробництві // Сайт GCC, 2024. URL: <https://gc.ua/uk/oxorona-pracivofisivimogidorobochogomiscyaofisnogopracivnika/> (дата звернення: 10.12.2024).

16. Ціль 9. Промисловість, інновації та інфраструктура // Diia business, 2024. URL: https://business.diia.gov.ua/entrepreneur-handbook/item/cil_9_promislovist_innovaciyi_ta_infrastruktura (дата звернення: 15.12.2024).

17. Невлюдов І.Ш. Виробничі процеси та обладнання об'єктів автоматизації. Збірник задач: Навчальний посібник / І.Ш. Невлюдов, А.О. Андрусевич, Г.В. Пономарьова, А.О. Функендорф. Кривий Ріг: КК НАУ. 2018. – 332 с.

18. Теорія автоматичного управління (збірник задач) [Текст]: навч. посіб. для студентів спеціальності 151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології / І.Ш. Невлюдов, О.В. Токарева; Харків. нац. ун-т радіоелектроніки. - Харків: Панов А.М., 2020. – 240 с.

19. Невлюдов І.Ш. Комп'ютерно-інтегровані технології виробництва технічних засобів автоматизації. Частина 1: підручник. Харків: ФОП Панов А.М., 2021. – 604 с.