

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
УКРАЇНИ «КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ  
ІНСТИТУТ імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

**Факультет інформатики та обчислювальної техніки**

**Кафедра інформаційних систем та технологій**

«На правах рукопису»  
УДК 004.9

До захисту допущено:  
В. о. завідувача кафедри  
\_\_\_\_\_ Олександр РОЛІК  
«\_\_» \_\_\_\_\_ 2021 р.

**Магістерська дисертація**

**на здобуття ступеня магістра**

**за освітньо-професійною програмою «Інформаційне забезпечення  
робототехнічних систем»**

**зі спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології»**

**на тему: «Інформаційно-вимірювальна система технічного зору  
мобільного робота»**

Виконав:

студент VI курсу, групи ІК-01мп  
Мікрюков Андрій Олександрович \_\_\_\_\_

Керівник:

Доцент, канд.техн.наук, доцент,  
Ткач Михайло Мартинович \_\_\_\_\_

Рецензент:

Доцент каф.ІІІ, канд.техн.наук, доцент,  
Лісовиченко Олег Іванович \_\_\_\_\_

Засвідчую, що у цій магістерській  
дисертації немає запозичень з праць  
інших авторів без відповідних  
посилань.

Студент \_\_\_\_\_

Київ – 2021 року

**Національний технічний університет України «Київський політехнічний  
інститут імені Ігоря Сікорського» Факультет інформатики та  
обчислювальної техніки Кафедра інформаційних систем та технологій**

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 126 «Інформаційні системи та технології»

Освітньо-професійна програма «Інформаційне забезпечення робототехнічних систем»

ЗАТВЕРДЖУЮ

В. о. завідувача кафедри

\_\_\_\_\_ Олександр РОЛІК

«\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2021 р.

**ЗАВДАННЯ  
на магістерську дисертацію студенту  
Мікрюков Андрій Олександрович**

1. Тема дисертації «Інформаційно-вимірювальна система технічного зору мобільного робота», науковий керівник дисертації Ткач Михайло Мартинович, кандидат технічних наук, доцент, затверджені наказом по університету від «27» 10 2021 р. № 3587-с
2. Термін подання студентом дисертації \_\_\_\_\_
3. Об'єктом роботи є: система технічного зору мобільного робота.
4. Вихідні дані: результати роботи нейромережі, порівняльні графіки базової та удосконалених варіантів нейромережі, таблиці синтезу деталей мобільних роботів, алгоритм для створення таблиць синтезу.
5. Перелік завдань, які потрібно розробити: аналіз апаратного та програмного комплектування технічного зору мобільних роботів, розробка нейромережі, тестування нейромережі, удосконалення нейромережі, розробка алгоритму для створення таблиць синтезу деталей, розробка синтез таблиць.
6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: демонстративна схема графіку планувальника, порівняльний графік функцій використаних у роботі, порівняльний графік точності класифікації об'єктів, порівняльний графік mAP у різних удосконаленнях, схема алгоритму побудови таблиць синтезу деталей для мобільного робота-хірурга, робота-

клінера, робота для роботи в екстримальних умовах, синтез таблиця деталей для робота-клінера, синтез таблиця деталей для робота-хірурга, синтез таблиця деталей для робота для роботи в екстримальних умовах.

7. Орієнтовний перелік публікацій: -

8. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_

#### Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Огляд світового розвитку сервісних робіт	01.09.2021 – 12.12.2021	
2	Аналіз технічного зору та його компонентів	13.09.2021 – 20.09.2021	
3	Розробка нейронної мережі	21.09.2021 – 30.09.2021	
4	Удосконалення нейронної мережі	01.10.2021 – 12.10.2021	
5	Розробка синтез таблиць	13.10.2021 – 20.10.2021	
6	Розробка алгоритма для створення синтез таблиць	21.10.2021 – 30.10.2021	
7	Розробка стартап проекту	31.10.2021 – 12.11.2021	
8	Оформлення текстової документації	13.11.2021 – 25.11.2021	

Студент

Андрій МІКРЮКОВ

Науковий керівник

Михайло ТКАЧ

## РЕФЕРАТ

Об'єктом роботи є система технічного зору мобільного робота. Данна система є однією з основних частин роботів, а сама робототехнічна промисловість зростає з кожним роком і синтезується у все більшу кількість галузей.

Предметом роботи є методи та технології, які використовуються у системах технічного зору мобільних роботів для виявлення бракованих деталей. Важливим показником таких систем є швидкість та точність детекції об'єктів.

Метою роботи є підвищення ефективності використання систем технічного зору мобільного робота шляхом використання та порівняння результатів різних функцій активації та шарів нейромережі, а також компонентів таблиць синтезу.

У роботі проаналізовано програмні на апаратні складові системи технічного зору мобільних роботів.

Розроблена нейромережа по детекції бракованих деталей ливарного виробництва, проведені удосконалення базової версії мережі, а також розроблені таблиці та алгоритм для створення таблиць синтезу деталей для мобільного робота-хірурга, робота-клінера, робота для роботи в екстремальних ситуаціях.

Магістерська дисертація складається з 97 сторінок, 6 розділів, 26 посилань, 69 рисунків, 26 таблиць, 4 схем алгоритмів.

Ключові слова: сервісні роботи, технічний зір, нейромережі, таблиці синтезу.

## ABSTRACT

The object of work is the system of technical vision of the mobile robot. This system is one of the main parts of robots, and the robotics industry itself is growing every year and is synthesized in an increasing number of industries.

The subject of the work is the methods and technologies used in the systems of technical vision of mobile robots to detect defective parts. An important indicator of such systems is the speed and accuracy of object detection.

The aim of the work is to increase the efficiency of using the technical vision systems of the mobile robot by using and comparing the results of different activation functions and neural network layers, as well as components of synthesis tables.

The paper analyzes the software and hardware components of the technical vision system of mobile robots.

Developed a neural network for the detection of defective parts of foundry production, improved the basic version of the network, as well as developed tables and algorithms for creating tables of synthesis of parts for mobile robot surgeon, robot cleaner, robot for work in extreme situations.

The master's dissertation consists of 97 pages, 6 sections, 26 references, 69 figures, 26 tables, 4 algorithm schemes.

Key words: service works, technical vision, neural networks, synthesis tables.

**Пояснювальна записка до магістерської дисертації**

на тему: Інформаційно-вимірювальна система технічного зору  
мобільного робота

Київ -2021

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ.....	3
ВСТУП.....	4
1.СВІТОВИЙ РОЗВИТОК СЕРВІСНИХ РОБОТІВ.....	6
1.1.Поняття сервісного робота.....	6
1.2.Темпи розвитку мобільної робототехнічної промисловості.....	7
2.АНАЛІЗ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ ТА ЙОГО КОМПОНЕНТІВ.....	16
2.1.Області впровадження мобільних роботів.....	16
2.2.Класифікація автономних мобільних роботів.....	17
2.3.Машинний зір мобільного робота та його компоненти.....	20
2.4.Типи систем технічного зору.....	23
2.5.Системи стереобачення.....	23
2.6.Сферичні та панорамні системи.....	26
2.7.Багатокамерні системи.....	29
2.8.Основні підходи до вирішення задач технічного зору.....	30
2.9.Контурний аналіз.....	30
2.10.Метод кольорових фільтрів.....	34
2.11.Метод пошуку за шаблоном.....	34
2.12.Нейромережі.....	41
2.13.Глибинне навчання у системах комп'ютерного зору.....	42
2.14.Види калібрування камер.....	43
2.15.Комп'ютерний зір за межами шаблонів.....	46
2.16.Детектування та розпізнавання об'єктів.....	46
2.17.Фотограметрія.....	48
2.18.Спеціалізовані джерела світла мобільного робота.....	49
3.РОЗРОБКА НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ДЕФЕКТИВНИХ ВИРОБІВ В ПРОЦЕСІ ЇХ ВИГОТОВЛЕННЯ.....	53
3.1.Підбір датасету для навчання нейронної мережі.....	53
3.2.Середовище для розробки.....	54

3.3.Вибір нейромережевої моделі.....	54
3.4.Структура мережі.....	58
3.5.Навчання нм.....	65
3.6.Результати роботи та навчання нм.....	69
3.7.Удосконалення нм.....	71
3.8.Результати удосконалень.....	72
4.ТАБЛИЦІ СИНТЕЗУ ДЕТАЛЕЙ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ МОБІЛЬНИХ РОБОТІВ...76	
4.1.Поняття синтезу.....	76
4.2.Таблиці деталей.....	76
5.АЛГОРИТМ СТВОРЕННЯ ТАБЛИЦЬ СИНТЕЗУ ДЕТАЛЕЙ МОБІЛЬНИХ РОБОТІВ.....	82
5.1.Алгоритм таблиць синтезу деталей та його опис.....	82
6.START-UP ПРОЕКТ.....	89
6.1.Опис проекту.....	89
6.2.Технологічний аудит проекту.....	90
6.3.Аналіз ринкових можливостей для запуску start-up проекту.....	91
6.4.Розробка ринкової стратегії.....	91
6.5.Маркетинг програма start-up проекту.....	93
ВИСНОВКИ.....	94
СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ.....	95

## ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

**IFR** – (International federation of robotics) – міжнародна федерація робототехніки

**AMP** – автономні мобільні роботи

**MP** – мобільний робот

**CP** – сервісний робот

**СMP** – сервісний медичний робот

**МСП** – малі та середні підприємства

**VSLAM**(**visual simultaneous localization and mapping**) - система одночасної візуальної локалізації та позиціонування

**МДПЛА** - малогабаритні дистанційно пілотуємі літальні апарати

**CAGR** - (Compound annual growth rate) – сукупний середньорічний темп зростання

**ПК** – персональний комп'ютер

**СК** – смарт камера

**LIDAR** – (Light Detection and Ranging) - виявлення та визначення дальності за допомогою світла

**ІТС** – Інтелектуальні транспортні системи

**БПЛА** – безпілотний літальний апарат

**VR** – віртуальна реальність

**BRIEF**(Binary Robust Independent Elementary Features) - бінарні надійні незалежні елементарні функції - алгоритм

**ORB**(Oriented FAST and Rotated BRIEF) - орієнтований швидкий і поворотний алгоритм

**BRISK**(Binary Robust Invariant Scalable Keypoints) - Бінарні надійні інваріантні масштабовані ключові точки – алгоритм

**LED**(light emitting diodes) – світодіоди

**SSD**(single shot multibox detector) – архітектура нейромережі

## ВСТУП

Науково-технічний прогрес з кожним роком спрощує та покращує життя людини. Нові технології та винаходи з'являються кожен день і синтезуються у роботі та сфері де роками була стагнація. Одним з таких винаходів є сервісні(мобільні роботи).

За останні 70 років таке направлення як робототехніка розвинулося з експериментальної сфери направлення розвитку людства у економічно вигідну та прибуткову галузь. Цьому сприяли глобальна індустріалізація, бурхливий ріст економіки людства та науково-технічний прогрес.

З кожним роком сервісні-мобільні роботи все більше заповнюють усі сфери життєдіяльності людини: медицина, легка промисловість, важка промисловість, аграрна промисловість, сфера послуг. Синтез мобільних-сервісних роботів у ці сфери кожен рік покращує показники видобутку корисних копалин, збір харчової продукції, вироблення деталей та техніки, а також інші показники.

За останні три десятиліття сфера автоматизації виробництва стрімко розширяється та розвивається, проникаючи у різні галузі і сфери. Причинами таких тенденцій є впровадження комп'ютерних технологій. Особливо це стосується комп'ютерного або машинного зору. Комп'ютеризація виробництв призводить до пришвидшення процесів та збільшення показників якості вироблених товарів та продукції, вироблення більшої кількості продукції, зменшення кількості помилок основною причиною яких є людський фактор та зменшення ризиків для життя людини.

Нажаль не всі задачі можна автоматизувати, тому для вирішення таких задач використовуються людські ресурси. Через небезпечні умови праці, які можуть, як зашкодити працівникам так і призвести до зниження якості вироблених товарів, через поганий стан співробітників підприємства. За останні декілька років, завдяки розвитку науки про дані, було збільшено кількість зберігаємих даних та обчислювальних ресурсів. В свою чергу це призвело до вирішення ще більшої кількості завдань, які раніше майже не вирішувались.

В більшості випадків, для вирішення задач на виробництвах, серед всіх методів машинного навчання використовуються методи комп'ютерного та машинного(технічного) зору, так як вони є більш наочними для людини та не потребують використання складних сенсорів.

# 1 СВІТОВИЙ РОЗВИТОК СЕРВІСНИХ РОБОТІВ

## 1.1 Поняття сервісного робота

Сервісний робот – це автоматичний пристрій, який виконує або допомагає виконувати рутинну або віддалену роботу, а також циклову роботу людині. Як правило вони бувають автономні та/або управляються вбудованою системою керування за допомогою ручного керування.

Основна відмінність сервісного(мобільного) робота від промислового полягає у тому, що сервісні роботи повинні мати “відповідну степінь автономності”, тобто мати здатність без втручання людини виконувати поставлені завдання на основі поточного стану та відчуттів[1]. Ступінь сервісних роботів варіюється від часткової автономії(з допомогою людини), до повної автономії без втручання людини. Тому статистика IFR(міжнародна федерація робототехніки) з сервісних роботів включає системи, засновані на певній мірі взаємодії людини з роботом, повністю автономні системи або навіть на повному телеуправлінні.

Можливі сфери застосування роботів для допомоги людині в роботі широко поширені. Основні напрямки поширення є:

- 1) сервісні роботи - системні автономні та адаптовані інтерфейси, які взаємодіють, спілкуються та надають послуги клієнтам організації.
- 2) побутові роботи – виконують завдання, які виконуються людьми у непромислових середовищах, таких як: стрижка газонів, миття підлог, догляд за басейном та інші. Також можливе використання даного типу роботів для роботи з людьми з обмеженими можливостями або як помічників та дворецьких.
- 3) Наукові роботи – роботизовані системи, які виконують безліч функцій у наукових дослідженнях. Спектр завдань які можуть виконувати данні роботи

варіюється від від численних повторюваних завдань, що виконуються генними пробовідбірниками та секвенаторами, до систем, які можуть практично замінити вченого при розробці та проведенні експериментів, аналізі даних і навіть формуванні гіпотез. Автономні наукові роботи виконують ті типи завдань та робіт, які б людині було важко чи неможливо вирішити, від морських глибин до космосу. Деякі з них дозволяють опускатися на глибину до 4,5 кілометрів і дозволяє перевозити високе корисне навантаження, оскільки йому не потрібний корабель підтримки, кисень та інші умови, які були б необхідні для корабля, яким пілотує людина.

## 1.2 Темпи розвитку мобільної робототехнічної промисловості

Згідно звіту міжнародної федерації робототехніки(IFR) оборот ринку професійних сервісних робіт у всьому світі досяг 6,7 мільярдів доларів США (вибірковий метод) – це на 12% більше ніж в 2020 році. У той же час оборот нових робіт для обслуговування населення виріс на 16% до 4,4 мільярдів доларів США[16].

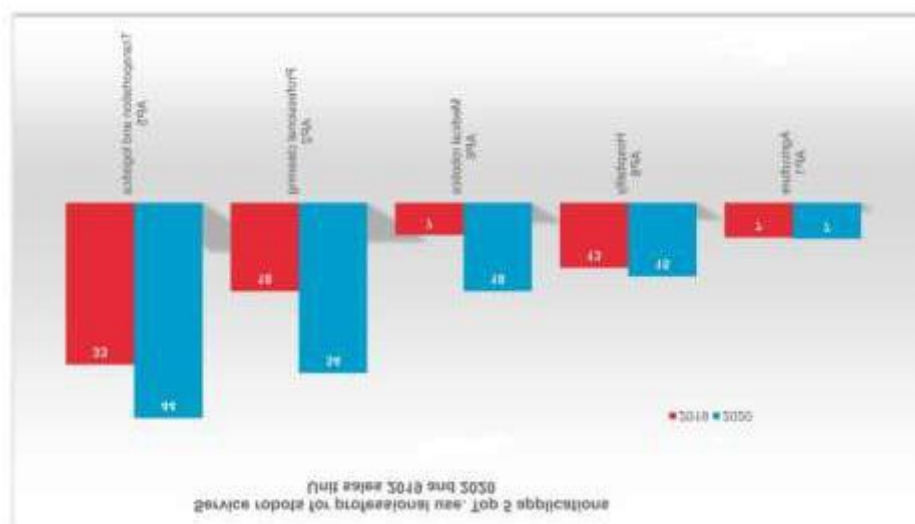


Рис.1.1 Топ 5 сфер застосувань сервісної робототехніки, кількість та порівняння з минулими роками проданої техніки у штуках(тис.).

Продажі професійних сервісних роботів зросли на 41% до 131 800 одиниць у 2020 році. З усіх автономних мобільних роботів(AMP) випущених у 2020 році кожен третій був побудований для транспортування або перевезення товарів та вантажу. Обороти автономних мобільних роботів (AMP) і роботів доставки зріс на 11% до понад 1 мільярд доларів США[16]. Більшість проданих одиниць працюють у закритих приміщеннях для виробництва та складів. Тенденція йде до гнучких рішень, щоб AMP діяли разом у змішаних середовищах, наприклад, з навантажувачами, іншими мобільними роботами а також людьми. Існує також великий ринковий потенціал для транспортних роботів у відкритому середовищі з громадським транспортом.

У відповідь на підвищення гігієнічних вимог через пандемію Covid-19 понад 50 постачальників послуг розробили роботів для дезінфекції, розпилення дезінфікуючих рідин або використання ультрафіолетового світла. Попит на професійних роботів-прибиральників зріс на 92% до 34 400 проданих одиниць за останній рік. Часто існуючі мобільні роботи були модифіковані, щоб служити роботами для дезінфекції. Очікується, що одиничні продажі професійних роботів для миття підлоги зростатимуть у середньому двозначними темпами щороку з 2021 по 2024 рік.

З усіх доходів AMP медична робототехніка становить 55% від загального обороту професійних сервісних роботів у 2020 році. Обороти зріс на 11% до 3,6 млрд доларів США. В основному це було зумовлено робототехнічними хірургічними апаратами, які є найдорожчим типом у сегменті за рахунок дороговизни компонентів на борту роботи[3].

Близько 75% постачальників медичних роботів є країни Північної Америки та Європи. Медичні роботи та роботи для лікарень користуються все більшою популярністю, генеруючи товарообіг у 249 мільйонів доларів США. Попит на роботів для приготування їжі та напоїв надзвичайно зріс – товарообіг зріс майже втричі до 32 мільйонів доларів США, що становить 196% порівняно з минулим роком. Пандемія Covid-19 посилила обізнаність щодо уникнення контакту з харчовими продуктами.

Навіть при таких великих показниках все ще існує величезний потенціал для роботи з роботами для медзакладів, прогнозується середній двозначний річний приріст у данній галузі.

Роботи для кінцевого користувача(людини) та побутових завдань є найбільшою групою споживчих роботів. У 2020 році було продано майже 18,5 мільйонів одиниць, на суму більше ніж 4,3 мільярдів доларів США. Попит на роботів для миття підлоги в приміщеннях та роботів-пилососів зріс на 5% до понад 17,2 мільйонів одиниць на суму 2,4 мільярда доларів США. Такий сервісний робот доступний майже в кожному магазині, що робить його легкодоступним для кожного. Основними постачальниками цього ринку є США, Японія, Китай та Європа.

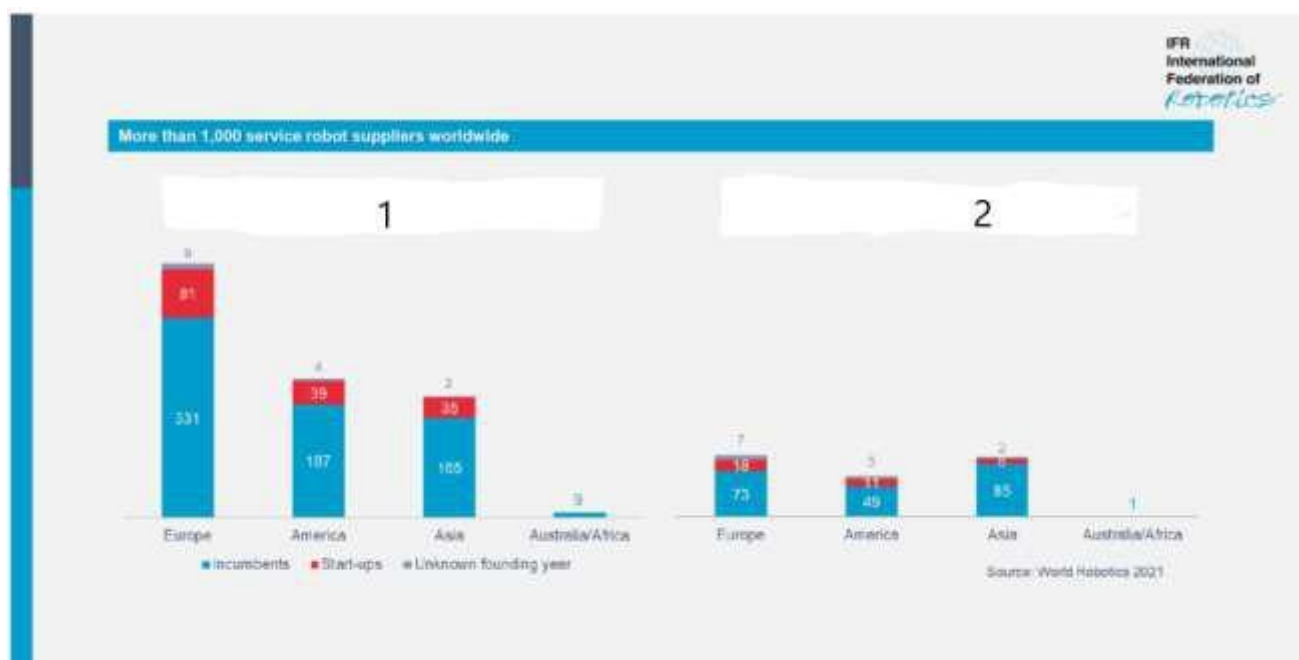


Рис. 1.2 Кількість постачальників сервісних роботів за регіонами: 1-професійного призначення; 2-направлені на кінцевого користувача.

У всьому світі 80% з 1050 постачальників сервісних роботів вважаються діючими компаніями, які були засновані більше п'яти років тому. 47% постачальників сервісних роботів є – Європа; 27% - Північна Америка; 25% - Азії.

Індустрія сервісних роботів більш різноманітна і менш відчутна, ніж промисловий робототехнічний сектор. Незважаючи на значне очищення та узгодження з новою

схемою класифікації, список постачальників сервісних роботів зріс до 1067 компаній у всьому світі, причому 17% з них є стартапами (заснованими в 2016 році або пізніше). Багато з компаній виробників автономних мобільних роботів все ще знаходяться на стадії розробки продукту і не мають товарного характеру продукту. Ці компанії все ще знаходяться на стадії фінансування або створення прототипів і мають намір це запропонувати ринковий продукт у майбутньому.

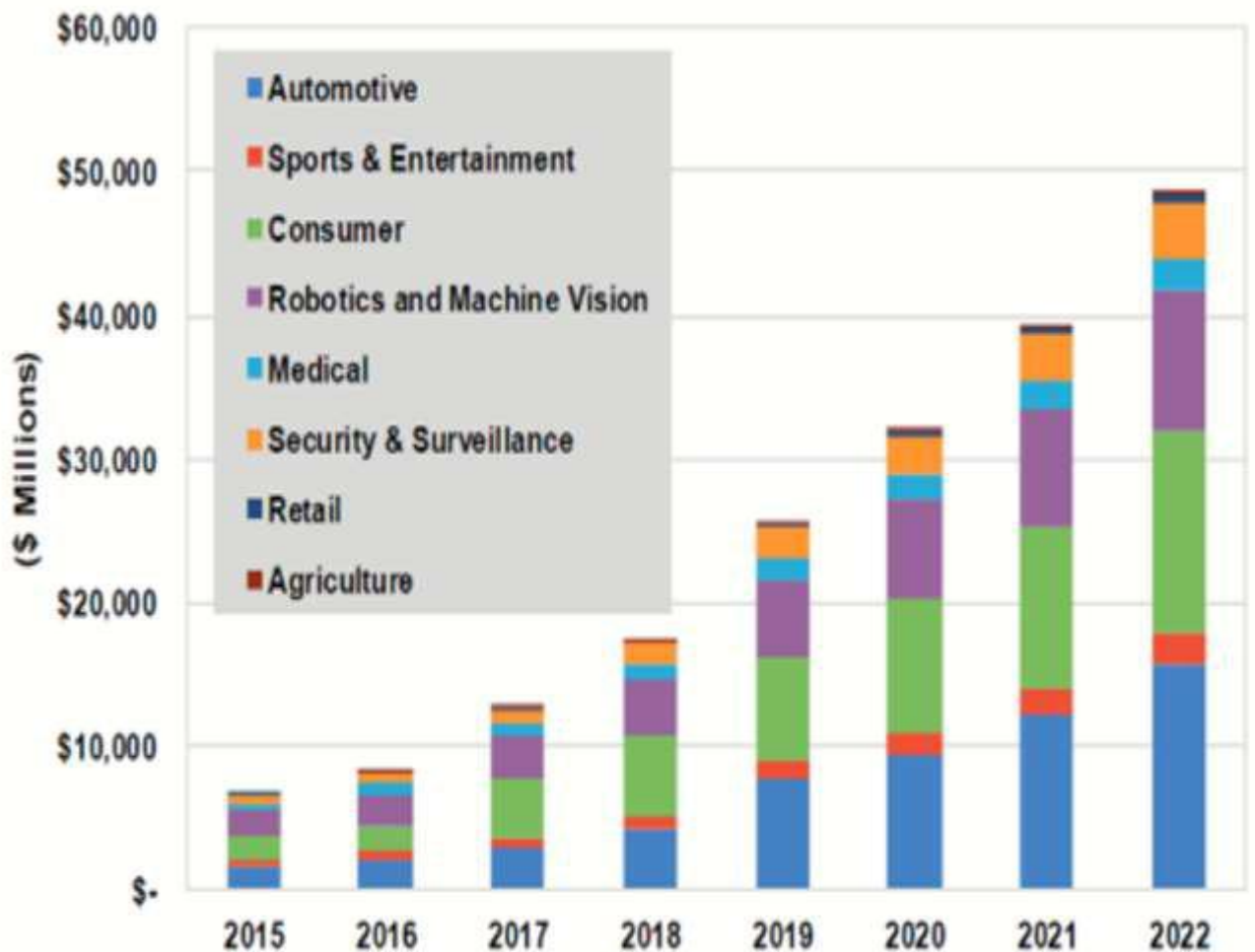


Рис. 1.3 Прибуток з продажів систем комп'ютерного зору у різних галузях с 2015 по 2022 роки

Мобільні роботи впевнено заняли сектор транспортування та логістики. Один із трьох професійних сервісних(мобільних) роботів, проданих у 2020 році, був створений для транспортування товару або вантажу. Грошовий обіг у цьому сегменті зріс на 11% порівняно із минулим роком. Бізнес-моделі RaaS становлять менше 3% від них. Також

зріс попит на професійних прибиральних роботів на 92% за проданими одиницями та на 51% за товарообігом.

Найбільш прибутковими серед сервісних роботів стали СМР(сервісні медичні роботи) – саме вони(автоматизовані хірургічні пристрої) склали найбільший товарообіг серед усіх сервісних роботів, а також являються найдорожчими з них.

Також сервісні роботи є важливою частиною сільськогосподарської галузі. Основними завданнями для використання таких сервісних роботів є доїння корів, вирощування рослин та інших сільськогосподарських культур. Сервісні роботи для виконання завдань у сфері будівництва або демонтажу наразі становлять невелику ринкову нішу. Існують деякі інноваційні ідеї щодо автоматизації будівельних і демонтажних завдань, але поширення та товарообіг даного типу продукції наразі обмежений.

У 2019 році сервісні роботи Японських компаній виробників збільшилися на 19% до 53 235 штук. Для країни, яка вже має високий рівень виробництва СР, середній річний темп приросту(CAGR) складає 17% з 2014 року, що є дуже гарним показником для країни, яка також має високий рівень автоматизації ПР.

Дев'ятий рік поспіль виробництво СР у США б'є рекорди, і у 2020 році досягли нового піку та становили 90 456 одиниць. З 2012 року у США автоматизовано виробничі процеси та сервісні роботи були введені майже у всіх галузях економіки, а сама виробнича галузь країни постійно покращується.

З 2014 по 2019 рік річні показники використання СР в автомобільній галузі зросли на 7% по показникам середньорічного темпу росту. Після економічної кризи у 2008 - 2009 роках компанії виробники автомобілів почали реструктурувати свій бізнес. З 2010 року вони почали інвестувати в нове виробництво СР на ринках, що розвиваються, та основні інвестиції в модернізацію виробництва. СР в електротехнічній/електронній промисловості (комп'ютери та обладнання, телебачення, медичне обладнання та оптичні інструменти) щорічно зростають на 24% в середньому з 2015 року.

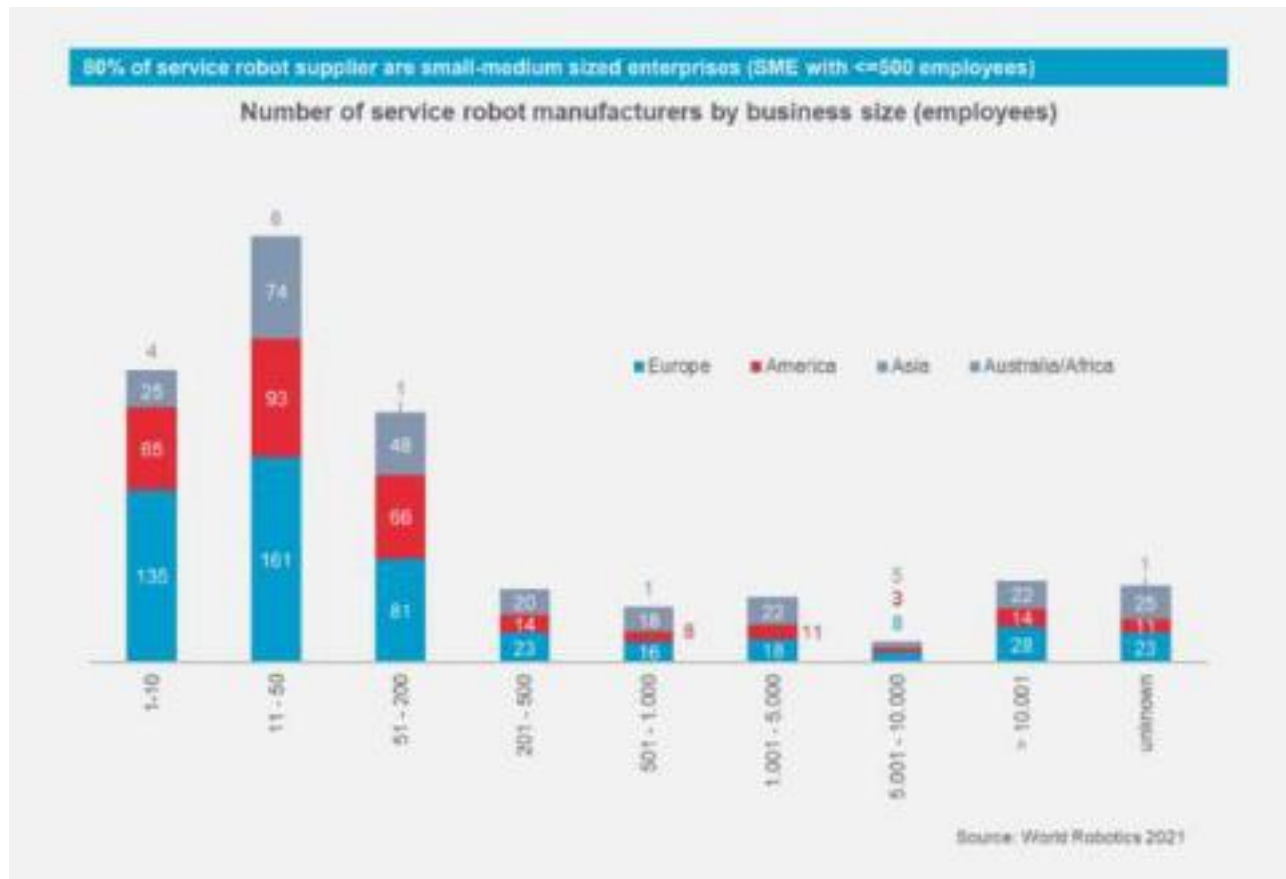


Рис. 1.4 Кількість компаній виробників сервісних роботів та число СР, які вони випускають за рік по регіонам.

Оскільки індустрія сервісної робототехніки є молодшою порівняно з промисловою робототехнікою, 80% компаній виробників СР залишаються або знаходяться на стадії стартапів. 47% усіх постачальників сервісних роботів є країни Європи; 27% з країн північної Америки; та 25% - країни Азії. Є лише кілька австралійських та африканських компаній. 82% компаній класифікують себе як постачальники професійних сервісних роботів, і 25% класифікуються як постачальники роботів споживчого обслуговування (всього понад 100% оскільки компанії можна віднести до обох категорій). У США знаходяться найбільше постачальників сервісних роботів, за ними йдуть Німеччина, Китай, Японія та Росія. У всьому світі 82% компаній — це малі та середні підприємства (МСП) до 500 співробітників.

Експерти у сфері робототехніки у своїх дослідженнях висловлюють припущення щодо різкого зростання ринку мобільних роботів протягом найближчих 3 – 5 років.

Одним з головних аспектів майбутнього розквіту ринку роботів стануть проривні досягнення в галузі машинного зору, зниження цін на інтелектуальні апарати, а також в технологіях автоматичного управління маніпуляторами. Поки що основними покупцями подібних пристроїв вважаються промислові та приватні військові компанії, але вже наприкінці поточного десятиліття основний дохід надходитиме від кінцевого (масового) покупця.

В університеті Карнегі - Меллон (США) завершено роботу над стереоскопічною системою зору роботів, яка дозволить машинам орієнтуватися у будь-яких приміщеннях. Система складається з двох цифрових камер та вбудованої в комп'ютерний мозок робота 3D-матриці.. Розробки в галузі стереоскопічного зору роботів також активно ведуть компанії Tyzx, Point Grey Research та Videre Design. Відстань до об'єктів визначається геометрично різницею зміщення їх зображень, отриманих кожною з камер. Інший сучасний метод комп'ютерного зору використовує лазерні шукачі, що вимірюють відстань до об'єктів за часом відбитого світла.

Одним з прикладів зменшення ціни на сервісних мобільних роботів можна навести приклад компанії Evolution Robotics. Вони запропонувала технологію, яка дозволяє роботу орієнтуватися у навколишньому середовищі за допомогою колісних датчиків та веб-камери. Порівнюючи цю технологію та апаратний склад робота з існуючими аналогами, даний варіант коштує менше \$50, а не \$5000, як інші існуючі системи навігації роботів, що базуються на лазерних технологіях далекомірив. Система, що називається "системою одночасної візуальної локалізації та позиціонування" (visual simultaneous localization and mapping, VSLAM), створює карту навколишнього середовища по відстані та напрямку руху коліс робота, а також по об'єктах, що розпізнаються за допомогою камери та програмного забезпечення. При першому випробуванні по приміщенню система "навчається", а потім проводить коригування карти відповідно до змін у розташуванні предметів або об'єктів. Згодом робот орієнтується за цими даними.

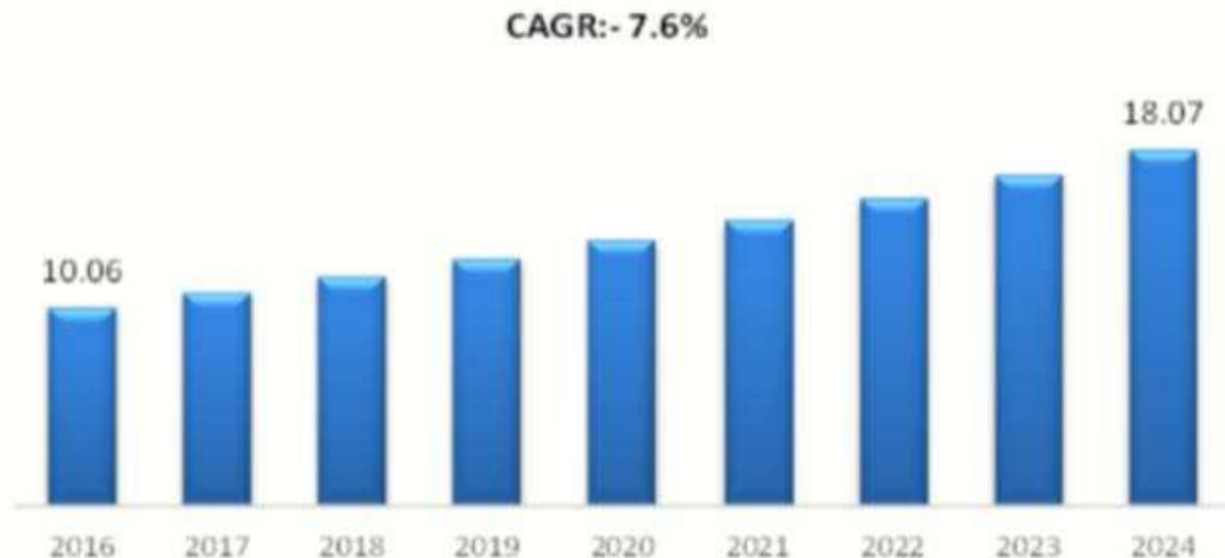


Рис. 1.5 Сукупний середньорічний темп зростання апаратних комплексів технічного зору по рокам

Значна кількість сучасних досягнень в області впровадження та практичного використання мобільних роботів у медичній сфері. Як приклад, робот HelpMate з конструкціями R2-D2, поставляється виробником медичного обладнання Puhis, розносить медичні пробірки з біозразками, ліки у коридорах більш ніж сотні клінік. Matsushita Electric Works працює над власним медичним роботом-кур'єром і планує почати його поставки у медзаклади. Продаються роботи-пилососи. Honda і Sony створили роботів-гуманоїдів. Автономні роботи Sony SDR-4X мають характеристики: рост 58,5 см; 38 суглобів, у голову робота встроєні стереокамери. Під час руху він оминає перешкоди і може розпізнавати команди людини, а також пісні.

Японський виробник Kawada представив розробленого робота-гуманоїда, який потрібний для роботи на виробництві. Робот HRP-2P (що означає Humanoid Robotics Project-2 Prototype) працює під управлінням ART-Linux. HRP-2P в точності повторює фігуру людини, та його кінцевки, а також має такі ж ступені свободи, як людські руки і ноги. Виробництвом роботів займаються такі компанії, як iRobot і ActivMedia Robotics.

Загальноновизнаними світовими лідерами в області розробки та виробництва комерційних мобільних роботів є Японія та США.

## **Висновки до розділу**

У данному розділі було розглянуто поняття сервісного робота, його основні відмінності від промислових робіт та сфери застосування.

Показані темпи розвитку сервісної робототехнічної промисловості та його причини. Наведені основні лідери ринку сервісної робототехнічної промисловості; діаграми показників кількості компаній виробників СР та кількість віпищених СР по регіонам світу; наведена кількість СР по галузям.

## 2 АНАЛІЗ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ МОБІЛЬНИХ РОБОТІВ

### 2.1 Области впровадження мобільних роботів

Повсякдення сучасних мобільних роботів зв'язано з постійним і активним переміщенням і роботами в динамічному оточенні (рухомі об'єкти та перешкоди). У зв'язку з тим, що на сьогоднішній день використання мобільних роботів у сферах промислового виробництва, сервісних роботів для роботи з людьми та пов'язані інтенсивною роботою у цих сферах, виникла серйозна необхідність створення мобільних роботів, які могли б виявляти перешкоди та класифікувати їх, рухатися за заздалегідь зазначеним маршрутом та самостійно приймати рішення про його зміну, вміти гнучко підлаштовуватися під змінюване оточення. Данні задачі вирішують за допомогою високоякісного технічного зору.

Цільові області використання технологій технічного зору:

- 1) Створення та використання інтелектуальних робототехнічних систем для роботи на сучасних виробничих технологічних лініях;
- 2) створення автономних мобільних роботів для здійснення робіт вантажно-розвантажувальних та інших складських типів;
- 3) створення автономних мобільних роботів для роботи у сфері обслуговування, сфері забезпечення безпеки та різних виробничих сферах у спілкуванні та кооперації з людиною;
- 4) створення автономних мобільних роботів для роботи в агресивних середовищах та інших майданчиках, які є складними для виконання роботи за участі людини або загрожують життю людини.

Сфери використання робототехніки у військових цілях та надзвичайних ситуаціях пріоритетне значення мають такі характеристики роботів, як придатність до експлуатації в жорстких та екстремальних умовах та здатність забезпечити захист обслуговування

персоналу[2]. Для виконання вищевказаних задач спецпідрозділи мають наступні основні групи мобільних роботів:

- мобільний робототехнічний комплекс - універсальні наземні роботи, призначені для діяльності на транспортних об'єктах, об'єктах промисловості, міської інфраструктури та на відкритій слабопересіченній місцевості;
- спеціальні робототехнічні комплекси - роботи, які здатні переміщатися на вертикальних і наклонних поверхнях промислових об'єктів і транспортних засобів, а також у трубопроводах і вузьких місцях;
- малогабаритні дистанційно пілотуємі літальні апарати (МДПЛА) - повітряний робот для проведення розвідки на відкритій місцевості, сильно пересіченної місцевості, в горах та містах.

## 2.2 Класифікація автономних мобільних роботів

Автономні мобільні роботи(АМР) швидко увійшли та впевнено посіли нішу логістичної сфери підприємств. Майже у всіх сферах діяльності автономні мобільні роботи починають замінювати застаріле грузопідйомне та транспортне устаткування. Автономні мобільні роботи збільшують продуктивність у логістичній сфері підприємства, здатні функціонувати без участі персоналу та швидко окупають витрачені на модернізацію кошти.

Автономні мобільні роботи класифікуються по трьом основним характеристикам:

- 1) У середовищі, у якому переміщуються
- 2) По пристрою переміщення
- 3) По виду навігації

По типу середовища у якому переміщуються роботи існує 3 класа автономних мобільних роботів:

- Наземні – крокуючі, колісні та гусеничні мобільні роботи. До цього типу також можна віднести планетарні марсоходи і луноходи, транспортні роботи-вантажники, гофери, беспілотні автомобілі, побутові мехатронники.
- Морські – вони включають у себе:
  - 1) Підводні – автономні роботи-батискафи, які використовуються у військових або наукових цілях
  - 2) Надводні – автономні катера або катера з радіокеруванням
- Повітряні – сюди відносять гелікоптери з великим показником вантажопідйомності, а також компактні дрони керовані автопілотом



Рис.2.1 АМР Aquanaut виконує підводні роботи

По пристрою переміщення робототехнічні системи поділяються на:

- Колісні та гусеничні – відрізняються у високих показниках прохідності
- Крокуючі та стрибаючі – відрізняються кількістю кінцівок
- Літаючі
- Плаваючі

- Лазаючі
- Біометричні або зооморфні – роботи з імітацією концепції людей або тварин
- Спеціалізовані – на електромагнітній або повітряній подушці, з приводами на вакуумних присосках або липучках, та інші які не входять у число інших пунктів. Також існують гібридні локомоційні системи, які комбінують два або більше способів переміщення.



Рис. 2.2 Гусеничний робот виконує роботу по знешкодженню міни

Системи навігації також діляться на пасивні - коли передача сигналів іде від зовнішнього джерела або маркера, та активні – коли визначення місцезнаходження вираховується роботом[4]. Вибір маршруту, аналіз ситуації та орієнтація робота у просторі здійснюється по трьом навігаційним схемам:

- Локальна - відлік координат від початкової точки
- Глобальна – мехатронік рухається по довгому маршруту та визначає глобальні координати
- Персональна – місцезрештування робота та його механізмів визначається за рахунок взаємодії з навколишніми об'єктами

### 2.3 Машинний зір мобільного робота та його компоненти

Машинний(технічний зір) – це напрямок у галузі штучного інтелекту, та робототехніки, а також з пов'язаними з ними технологіями отримання зображень об'єктів реального світу, їх обробка та використання отриманих даних для вирішення різноманітних прикладних та виробничих завдань автономно (без участі людини) або з частковим втручанням людини.

Системи машинного зору для автономних робототехнічних систем та технології, які використовуються для їх створення, повинна включати такі характерні елементи:

- використання камер стереобачення та багатокамерних систем бачення;
- автономна технологія створення та реконструкції елементів тривимірної сцени спостереження у реальному часі;
- використання моделей об'єктів та моделей навколишнього середовища у тривимірному форматі;
- доведення до автоматизму самопозиціонування та самоорієнтування транспортного засобу відносно відомої чи невідомої сцени спостереження;
- фіксування перешкод у робочій або рухомій зоні робота;
- автоматичне формування управління роботом, розпізнавання цільових об'єктів сцени(робочої зони робота), націленого на наближення до цільових об'єктів, захоплення та використання або переміщення об'єктів;
- зчитування нанесених на цільові об'єкти ідентифікаторів (цифробуквенних або штрихових) автоматичного типу, виконання різних сценаріїв задач та роботи, пов'язаних з цільовими об'єктами зазначеного типу[5];
- автоматичне слідкування за станом(статичне чи динамічне) інших рухомих об'єктів сцени або робочої зони робота;
- розпізнавання та виконання команд, розпізнавання жестів, розпізнавання людей(живих об'єктів) від інших об'єктів;

- формування відповідного інтелектуального управління відносно різних сценаріїв розвитку подій та їх оцінки;

Сфери застосування машинного зору, в основному використовується у промисловому, медичному, ринку споживачів, сільськогосподарському, та виробничому секторі, наприклад, автономні роботи та системи візуальної перевірки та вимірювань. Це означає, що технології датчиків зображення та теорії управління пов'язані з обробкою відеоданих для управління роботом та обробка отриманих даних у реальному часі здійснюється програмно або апаратно.

Камери для систем технічного зору мобільних роботів також використовуються для роботів на виробництвах. Коли деталь, яка рухається конвеєром, знаходиться в положенні, що підлягає корегуванню, датчик синхронізації визначає її та запускає камеру, щоб зробити знімок деталі, коли вона проходить під камерою, та майже завжди синхронізується з імпульсом освітлення, щоб зробити чітке зображення. Освітлення, що використовується для підсвічування деталей призначене для виділення характерних особливостей деталей, які встановлюються згідно технологом згідно інструкцій, та приховують або зводять до мінімуму особливості, які не становлять інтересу (наприклад, відображення світла або тіні). Для цієї мети часто використовуються світлодіодні панелі відповідних розмірів та розташування.



Рис. 2.3 Інтегроване джерело світла с дифузним кільцем(1 - об'єктив; 2 - кільцеве джерело світла; 3 - об'єкт)

Зображення з камери потрапляє у пам'ять комп'ютера в системах, де фіксатор кадрів не використовується або у фіксатор кадрів[6]. Фіксатор кадрів — це пристрій оцифрування (у вигляді окремої плати в комп'ютері, або, як частина розумної камери), який перетворює вихідні дані з камери у цифровий формат (двовимірний масив чисел, що відповідають певному рівню інтенсивності світла певної точки зору, які називаються пікселями) та розміщує зображення в пам'яті комп'ютера так, щоб воно могло бути оброблено за допомогою програмного забезпечення для машинного зору.

Оптична система проектує отримане зображення у вигляді видимого чи невидимого спектром людського ока сенсорну матрицю. Сенсорна матриця камери перетворює зображення на цифровий образ, який потім посилається у процесор для аналізу.

Зображення - це набір елементів(пікселів), колір яких залежить від освітлення. Щільність пікселів (масштаб сенсорної матриці) дуже важлива для коректної роботи програмного забезпечення комп'ютерного зору. Чим більша роздільна здатність, тим більше деталей буде на ньому зображенні, і тим точнішими будуть вимірювання. Необхідна щільність пікселів залежить від робочої відстані камери, розмірів об'єктів та інших параметрів.

Програмне забезпечення проходить кілька етапів для обробки зображень. Як правило зображення на початкових стадіях обробляється з метою зменшення шуму або конвертації безлічі відтінків сірих кольорів у прості поєднання чорного та білого – що називається бінаризацією. Після початкової обробки програма буде визначати об'єкти, розміри, дефекти та інші характеристики зображення, проводити вимірювання та рахувати. Як останній крок, програма пропускає або відкидає деталь відповідно до заданих критеріїв. Якщо на лінії їде забракована деталь, програмне забезпечення дає сигнал на механічний пристрій для відхилення деталі. У іншому варіанту розвитку подій, система може зупинити виробничу лінію та передати інформацію людині-працівнику для вирішення цієї проблеми, а також надати інформацію про причину, яка призвела до зупинки виробничої лінії.

Використання кольорових камер стає все більш поширеним явищем, хоч і більшість систем машинного зору покладаються на «чорно-білі» камери. Крім того, все частіше системи машинного зору використовують цифрові камери прямого підключення, а не камери з окремим фіксатором кадрів, який спрощує систему та скорочує витрати.

«Розумні» камери із вбудованими процесорами захоплюють дедалі більшу частку ринку машинного зору. Використання вбудованих та оптимізованих процесорів усуває необхідність у карті пам'яті фіксатора кадрів та у зовнішньому комп'ютері, що дозволяє знизити складність та вартість системи, забезпечуючи обчислювальну потужність для кожної камери. «Розумні» камери значно дешевші за системи, що складаються з: камери; живлення та/або зовнішнього комп'ютера. У той час, як підвищення потужності вбудованого процесора і ЦСП часто дозволяє досягти такої самої або вищої продуктивності та більших можливостей, ніж звичайні ПК- системи.

### 2.3 Типи систем технічного зору

Існує три основних типа систем технічного зору:

- 1) Одновимірні
- 2) Двовимірні
- 3) Об'ємні системи технічного зору

Також до систем технічного зору треба віднести панорамні багатокамерні системи та системи технічного зору типу «риб'яче око», які зазвичай відносять до особливого типу, а іноді, залежно від кількості камер, їх розташування та конструкції – до одного з перерахованих вище типів.

### 2.5 Системи стереобачення

Стереозір – це одна з систем технічного зору, основна функція якої є вилучення інформації про глибину сцени за допомогою зображень з двох камер(стереопари). В основі лежить принцип людського зору, а саме - коли мозок людини отримує інформацію про обсяг картинки від двох очей. Так само різниця у розташуванні пікселів у зображенні з двох камер дає інформацію про глибину[7]. Однією із особливостей камер стереобачення є калібрування взаємного положення стереокамери та тривимірного скануючого лазерного дальноміру.



Рис.2.4 Стереокамера G53

Метод не накладає жодних обмежень на місце, в якому має проводитися калібрування. Калібрування здійснюється з використанням калібрувального щита, який являє собою плоский прямокутник з спеціальними маркерами. Для калібрування використовуються тривимірні відповідності. Спочатку здійснюється пошук тривимірних координат кутових точок калібрувального щита в системах координат камер стереопари, а також у системі координат LIDAR'а.

Відповідно до теорії, що лежить в основах стереокамер, тривимірні зображення також можна зробити з меншими витратами, зробивши два знімки однією камерою, та зсунувши камеру на кілька дюймів праворуч або ліворуч. Якщо зображення редагується таким чином, що кожне око бачить інше зображення, зображення буде тривимірним. Цей метод має проблеми з переміщенням об'єктів у різних ракурсах. Стереокамери також

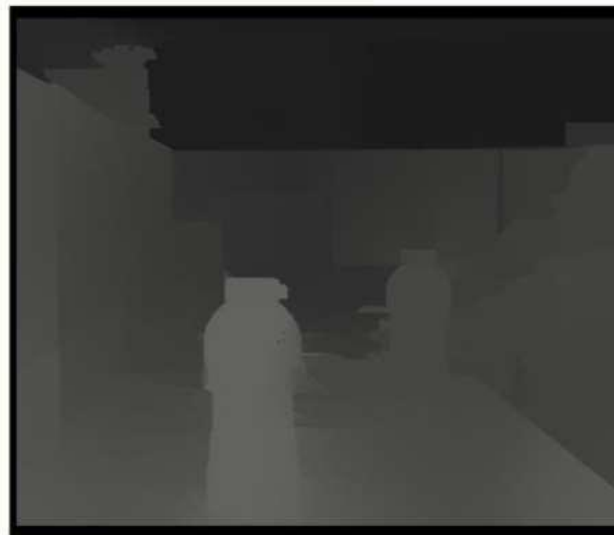
встановлюють в автомобілях з автопілотом, щоб визначати близькість до об'єктів на дорозі та ширину смуги руху.



Изображение с левой камеры



Изображение с правой камеры



Информация о глубине сцены

Рис.2.5 Отримання інформації з стереокамери, відносно глибини сцени зображення

Також дуже важливу роль у стереобаченні відіграє LIDAR(Light Detection and Ranging) – технологія вимірювання відстані за допомогою заміру часу між тим як лазерний промінь був випущений та часом коли він повернувся на панель[8].



Рис.2.6 Принцип роботи LIDAR технології

Світлові хвилі, на відміну від радіохвиль, які ефективно відбиваються тільки від досить великих металевих цілей, схильні до розсіювання в будь-яких середовищах, у тому числі в повітрі, що дає можливість не тільки визначати відстань до непрозорих (відбивають світло) дискретних цілей, а й фіксувати інтенсивність розсіювання світла в прозорих середовищах. Відбитий сигнал, що повертається, проходить через те ж розсіювальне середовище, що і промінь від джерела, а також піддається вторинному розсіюванню, тому відновлення дійсних параметрів розподіленого оптичного середовища - досить складне завдання, яке вирішується як евристичними, так і аналітичними методами.

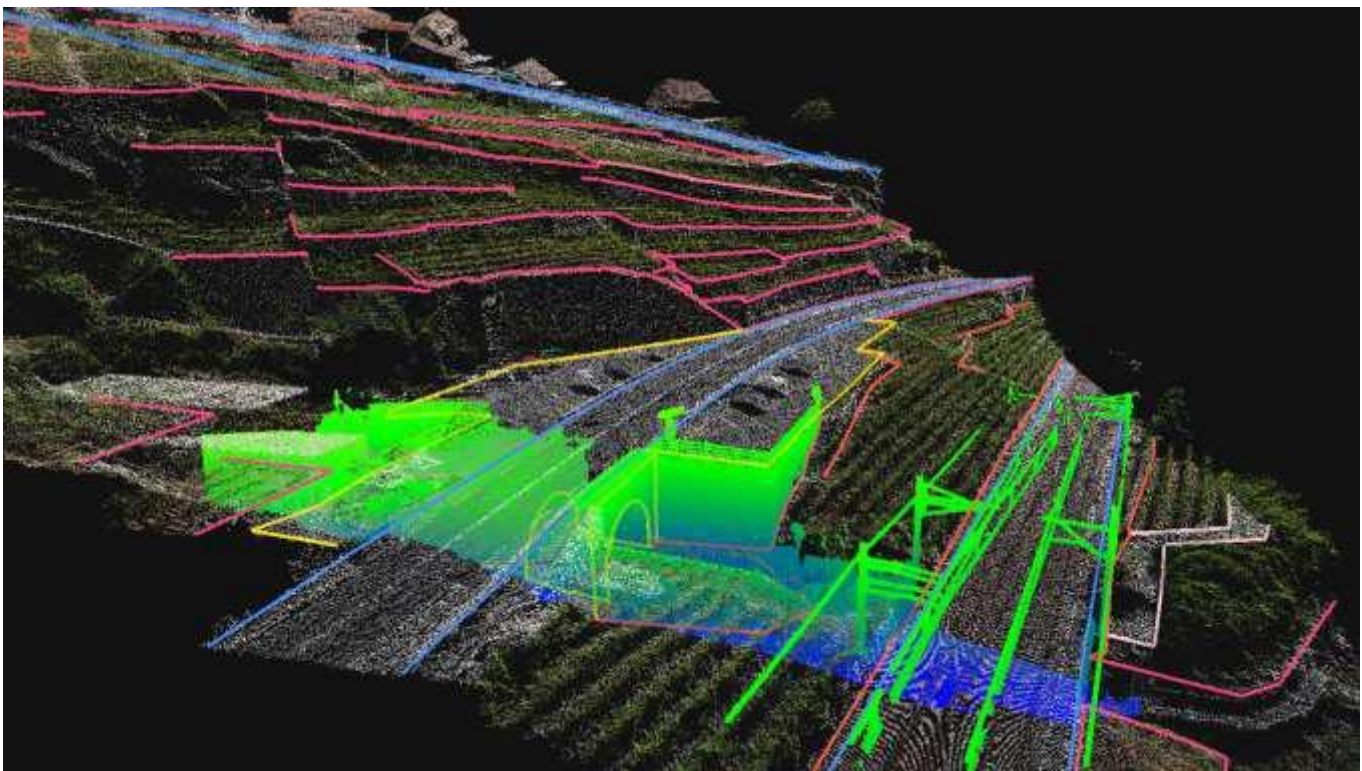


Рис.2.7 Приклад роботи LIDAR-технологій

### 2.3 Сферичні та панорамні системи

Сферичні та панорамні системи бачення, а також системи бачення типу “риб’яче око”- це камери з об’єктивами, основною особливістю яких є широкий кут зору(зазвичай це 100-180 градусів), яке створює дуже сильне викривлення лінз об’єктиву. Такі камери призначені для створення напівсферичних зображень та широкого панорамного зображення фото або відео.



Рис.2.8 Приклад зображення з об’єктиву типу риб’яче око

Відображення об’єктів по різних бокам об’єктива призводить до викривлення позицій на кадрі від центру зображення. Сам спосіб перетворення створюється та задається функцією відображення[9].

Перспективне(гномонічне) відображення аналогічне до звичайних камер з точковою діафрагмою. У них відсутня дисторсія(викривлення ліній), тому лінії залишаються прямими. Кут оптичної осі має бути меншим за 90 градусів, а кут апертури, має бути зафіксований симетрично відносно оптичної осі та бути меншим за 180 градусів.

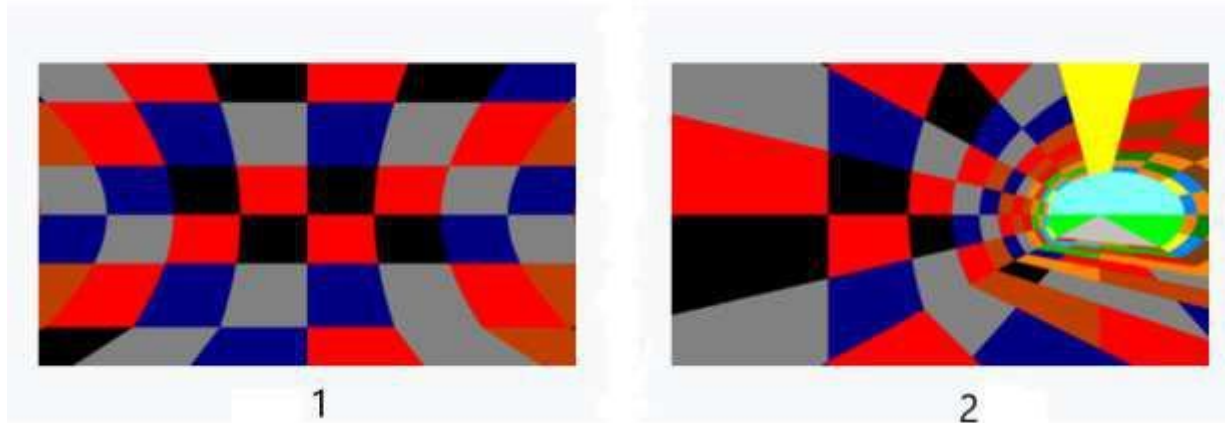


Рис.2.8 Приклади гномонічного відображення: 1 – стандартне; 2 – поворот на 40 градусів вправо

Об'єкти типу “риб'яче око” можуть мати різні функції відображення:

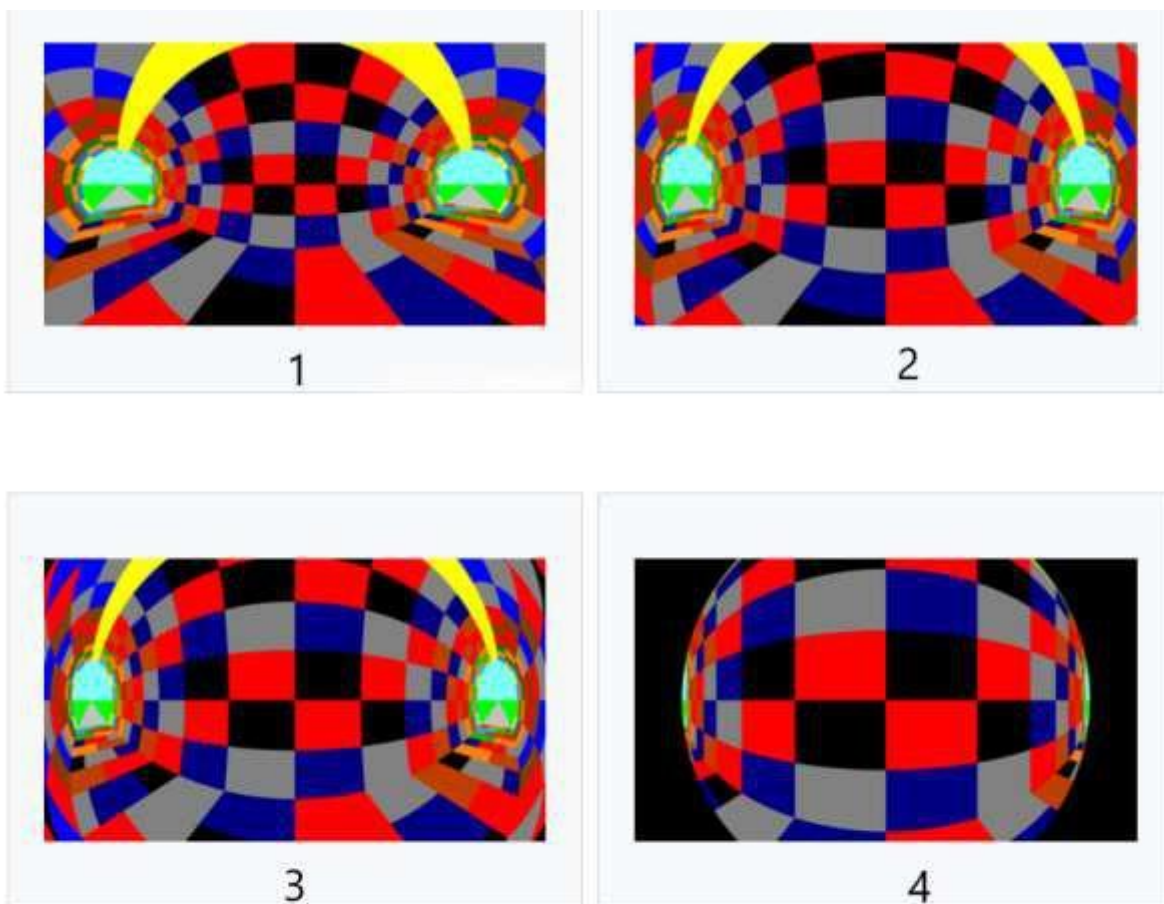


Рис.2.9 Функції відображення: 1-стереографічне; 2-еквідистанте; 3-еквітілесний кут; 4- ортографічне

- Стереографічна функція – зберігає кути, оскільки не стискає значно граничні об'єкти;
- Еквідистанта функція – зберігає кутові відстані та підходить для кутових вимірювань;
- Еквітілесний кут – функція зберігає співвідношення площин. Кожен піксель стягує однакову площу на одиничній сфері, або однаковий тілесний кут;
- Ортографічна – функція зберігає плоску освітленість. Оточення навколо сфери із максимальним кутом апертури до 180 градусів

## 2.7 Багатокамерні системи

Мережі камер(багатокамерні масиви) зазвичай використовуються для відстеження переміщення груп людей або окремих об'єктів усередині приміщень або в місцях з обмеженою видимістю (склади, морські порти, заводські території та ін.), а також для керування та управління дорожнім рухом в інтелектуальних транспортних системах (ІТС). Крім цього можливе використання багатокамерних масивів у якості устаткування на автономних мобільних роботах[10].

Багатокамерні системи зазвичай складаються з 2 - 6 камер та використовуються у таких областях як:

- Автоматизація виробництва
- Системи відео спостереження на борту БПЛА
- 3D фільми
- Інтерактивні фільми(VR)
- Розпізнавання та фіксація руху, об'єктів, облич та їх ідентифікація

Як приклад, можна привести використання багатокамерних масивів на бортах беспілотних літальних апаратів.



Рис.2.10 Багатокамерна відео-система для устаткування на бортах БПЛА

Відеокамера – головний компонент системи. До неї мають бути такі вимоги: малі розміри, висока кратність зум-об'єктива(можливість збільшити зображення), а також наявність інтерфейсу для дистанційного керування. Відеошукач, корпус, кнопки керування та інші компоненти відеокамер на БПЛА не потрібні. Із необхідних умов - це модулі камери та живлення, причому живлення йде від бортового джерела[11].

## 2.8 Основні підходи до вирішення задач технічного зору

Існує декілька варіантів вирішення задач технічного зору:

- Контурний аналіз
- Пошук за шаблоном
- Зіставлення по ключовим точкам та пошук за межею шаблонів
- Суміщення даних
- Генетичні алгоритми(розпізнавання облич)

## 2.9 Контурний аналіз

Контурний аналіз або метод Хаффа – являє собою обчислювальний алгоритм для параметричної ідентифікації геометричних елементів зображень. Він використовується в цифровій обробці зображень, аналізі зображень та у комп'ютерному зорі. Використовується для пошуку об'єктів, які за певними характеристиками належать до певного класу фігур, за допомогою використання процедури голосування. Процедура голосування застосовується до певного набору параметрів, з якого формуються об'єкти певного класу фігур по локальному максимуму у накопичувальному просторі.

Якщо об'єкт на фоні за кольором істотно не виділяється та/або має складне(багатокольорове) забарвлення, то застосування методу різнокольорових фільтрів не дасть гарних результатів.

У цьому випадку можна спробувати застосувати метод виділення та аналізу контурів. Для цього ми відокремлюємо межі на зображенні. Межі - це місця різкої зміни градієнта яскравості, їх можна знайти з допомогою методу Canny. Далі ми можемо перевірити виділені лінії-межі на відповідність геометричним контурам об'єкта, це можна зробити за допомогою методу Хафа, наприклад ми можемо пошукати в межах кола.

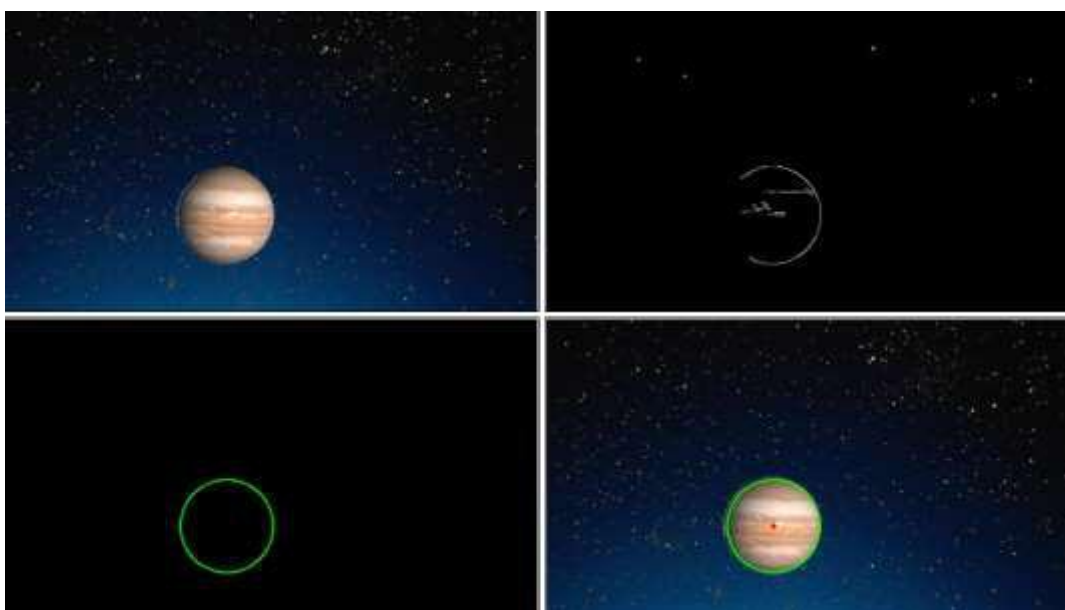


Рис.2.11 Пошук кола за методом контурного аналізу

При автоматизованому аналізі цифрових зображень часто виникає проблема ідентифікації простих фігур, таких як круги, еліпси або прямі. У великій кількості випадків використовується алгоритм пошуку меж як початкова дія для отримання точок, що знаходяться на кривій на зображеннях[12]. Однак, або через недосконалість алгоритму виявлення кордонів, або через надмірну зашумленість зображення, можуть з'явитися «втрачені» точки на кривій, так само як і невеликі відхилення від ідеальної форми прямої, еліпса або кола.

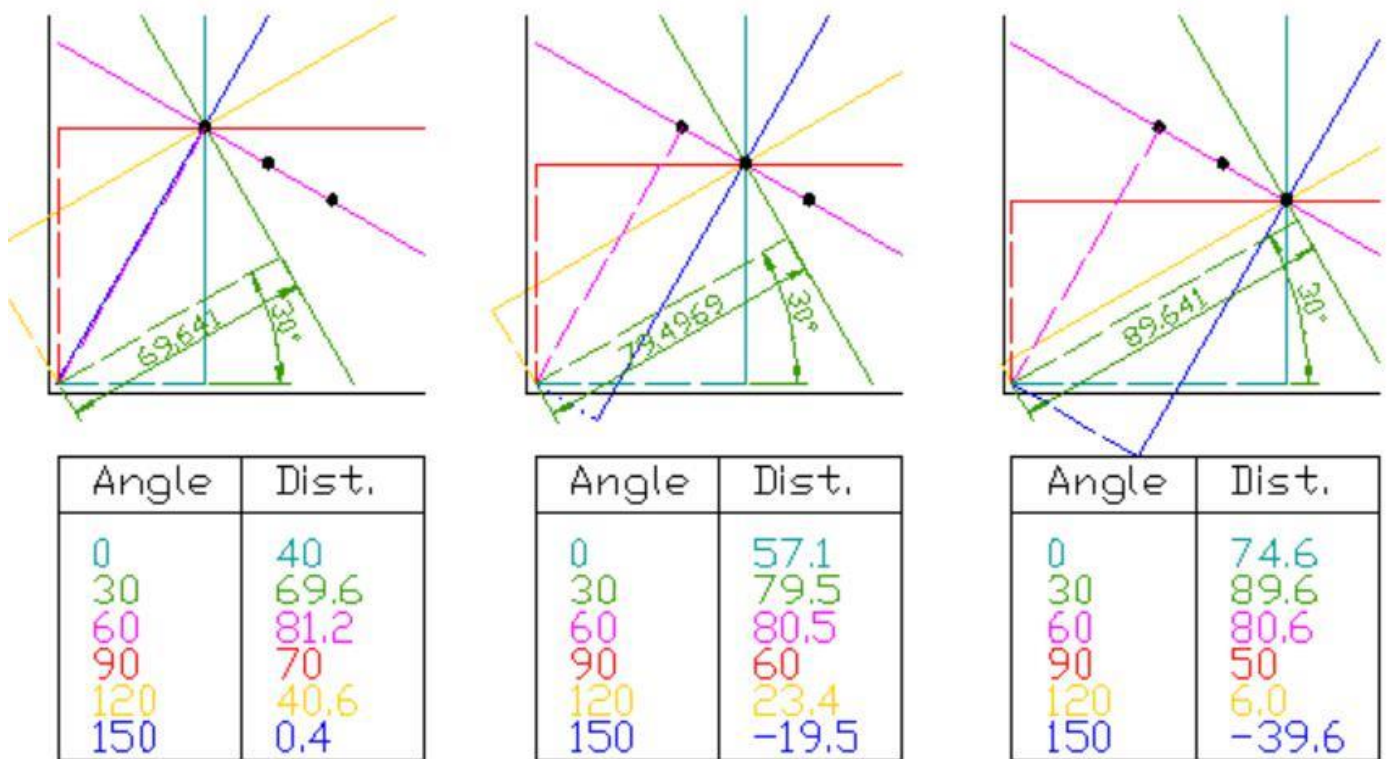


Рис.2.12 Приклад пошуку точок за методом Хафа

З цих причин дуже часто зустрічається проблема задати знайденим межам відповідним прямим, колам та еліпсам у зображенні. Призначення перетворення Хафа – вирішити проблему угруповування граничних точок шляхом застосування певної процедури голосування до набору параметризованих об'єктів зображення.



Рис.2.13 Приклад використання контурного аналізу при обробці зображень

Контур об'єкта – це крива, що відповідає межам(границям) об'єкта на зображенні. У цьому методі аналізується не повне зображення об'єкта, а лише його контур, що значно знижує складність використовуваних алгоритмів і обчислень під час обробки. Існують наступні обмеження методу контурного аналізу:

- при однаковому рівні яскравості з фоном, об'єкт може не мати чіткої межі на зображенні, чи може бути «зашумлено» перешкодами, що призводить до неможливості виділення контуру;
- перекриття об'єктів або їхнє угруповання призводять до того, що контур виділяється неправильно і не відповідає межам об'єкта;
- слабка стійкість до перешкод, що призводить до того, що будь-яке порушення цілісності контуру або погана видимість об'єкта призводять або до неможливості детекції, або до помилкових спрацьовувань.

## 2.10 Метод кольорових фільтрів

Ще один корисний фільтр OpenCV, який допоможе нашим роботам у детектуванні та розпізнаванні об'єктів – колірний фільтр. Цей алгоритм використовується для того, щоб усунути з кадру все зайве за колірною ознакою[13].

Метод кольорових фільтрів можна застосовувати у випадках, коли об'єкт істотно відрізнятиметься від фону за кольором та освітлення навколо рівномірно та не змінюється.



Рис.2.14 Початкові зображення з синім та червоним маркером

В результаті кольорової фільтрації на зображенні можуть залишитися точки, що не належать до об'єкта, але близькі йому за кольором. Усунути їх можна конвертувавши зображення в чорно-білий кольори та застосувавши методи математичної морфології.



Рис.2.15 Застосування цифрової фільтрації

## 2.11 Метод пошуку за шаблоном

Найпоширеніший метод розпізнавання об'єктів у комп'ютерному зорі – це пошук відповідності шаблонам зображень, щоб визначити, чи є заданий об'єкт на зображенні, і

якщо є, де він знаходиться на зображенні. Використання методу: розпізнавання транспортних засобів, прокладання маршрутів для мобільних роботів та інші.

Основні види пошуку за шаблоном:

- Проста відповідність
- Відповідність на базі характерних особливостей
- Відповідність на базі областей
- Кореляція зображень

Пошук за простою відповідністю – являється одним з основних методів знаходження різних об'єктів на зображеннях, при використанні методу “пошуку за шаблоном”. Даний підхід заключається у покроковому скануванні за допомогою шаблона, вихідного зображення, при кожному кроці якого розраховується або вимірюється степінь відповідності певної ділянки зображення шаблону[14]. У самому кінці сканування на зображенні виділяється певна область, яка має найбільшу відповідність шаблону.



Рис.2.16 Відповідність за шаблоном:1-об'єкт;2-вихідне зображення;3-результат пошуку

Відповідність на базі характерних особливостей – даний метод приміняється тоді, коли і шаблон пошуку і зображення мають більше відповідностей по характерним особливостям та контрольним точкам ніж по цільному образу. У цьому випадку характерні особливості можуть включати криві, точки або моделі поверхні, які перевіряються на відповідність шаблону. Мета такої перевірки – знайти парні зв'язки між референсом та частиною зображення з використанням просторових співвідношень чи характерних особливостей.

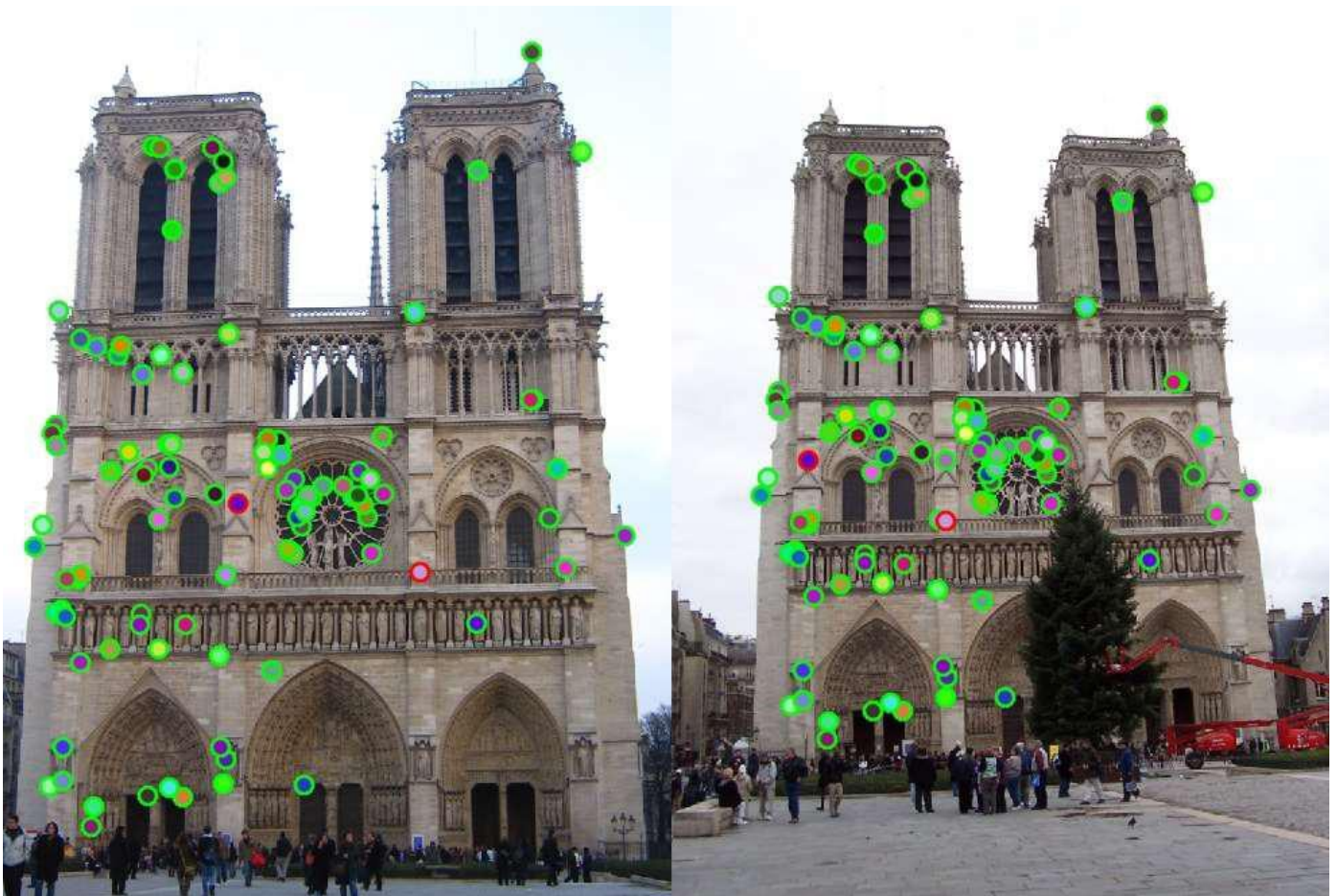


Рис.2.17 Приклад характерних особливостей на зображеннях

Дескриптор ознак — це алгоритм, який отримує зображення та виводить дескриптори ознак або векторів ознак[15]. Дескриптори ознак кодують необхідну інформацію в ряд чисел і діють як свого роду числовий «відбиток пальця», який можна використовувати, щоб відрізнити одну характеристику від інших.

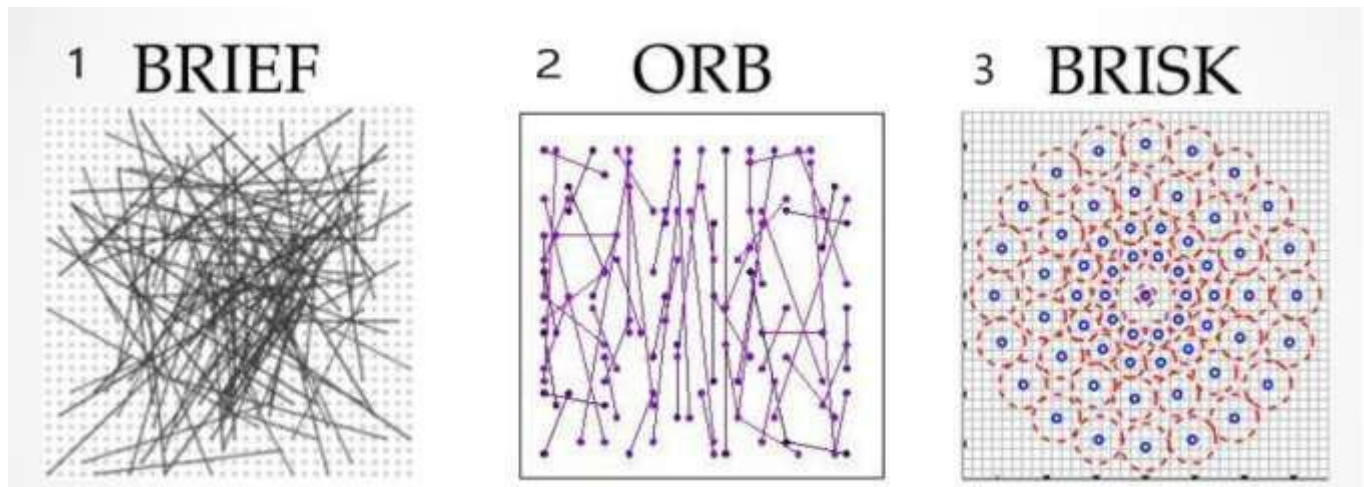


Рис.2.18 Принцип роботи різних алгоритмів: 1 - BRIEF(Binary Robust Independent Elementary Features); 2 - ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF); 3 - BRISK(Binary Robust Invariant Scalable Keypoints)

В ідеалі - ця інформація була б незмінною щодо трансформації зображення, тому ми можемо знову знайти функцію, навіть якщо зображення якимось чином трансформовано. Після виявлення необхідних точок ми переходимо до обчислення дескриптора для кожної з них. Дескриптори можна розділити на два класи:

- Локальний дескриптор - Це компактне представлення локального оточення певної точки. Локальні дескриптори намагаються нагадувати форму та зовнішній вигляд лише в локальному оточенні навколо точки  $i$ , таким чином, дуже підходять для представлення її до відповідності.
- Глобальний дескриптор - це дескриптор, який описує все зображення. Зазвичай данні дескриптори не дуже надійні, оскільки зміна частини зображення може призвести до його збою, оскільки це вплине на кінцевий результат дескриптора.

Узгодження функцій або взагалі узгодження зображень є частиною багатьох програм комп'ютерного зору, таких як калібрування камери, фіксація зображень та розпізнавання об'єктів, є завданням встановлення відповідності між двома зображеннями на одній сцені та/або об'єкта. Звичайний підхід до зіставлення зображень полягає у виявленні набору контрольних точок, кожна з яких пов'язана з дескрипторами зображень із даних зображення. Після того, як ознаки та їх дескриптори були виділені з двох або більше

зображень, наступним кроком є встановлення деяких попередніх відповідностей між цими зображеннями.

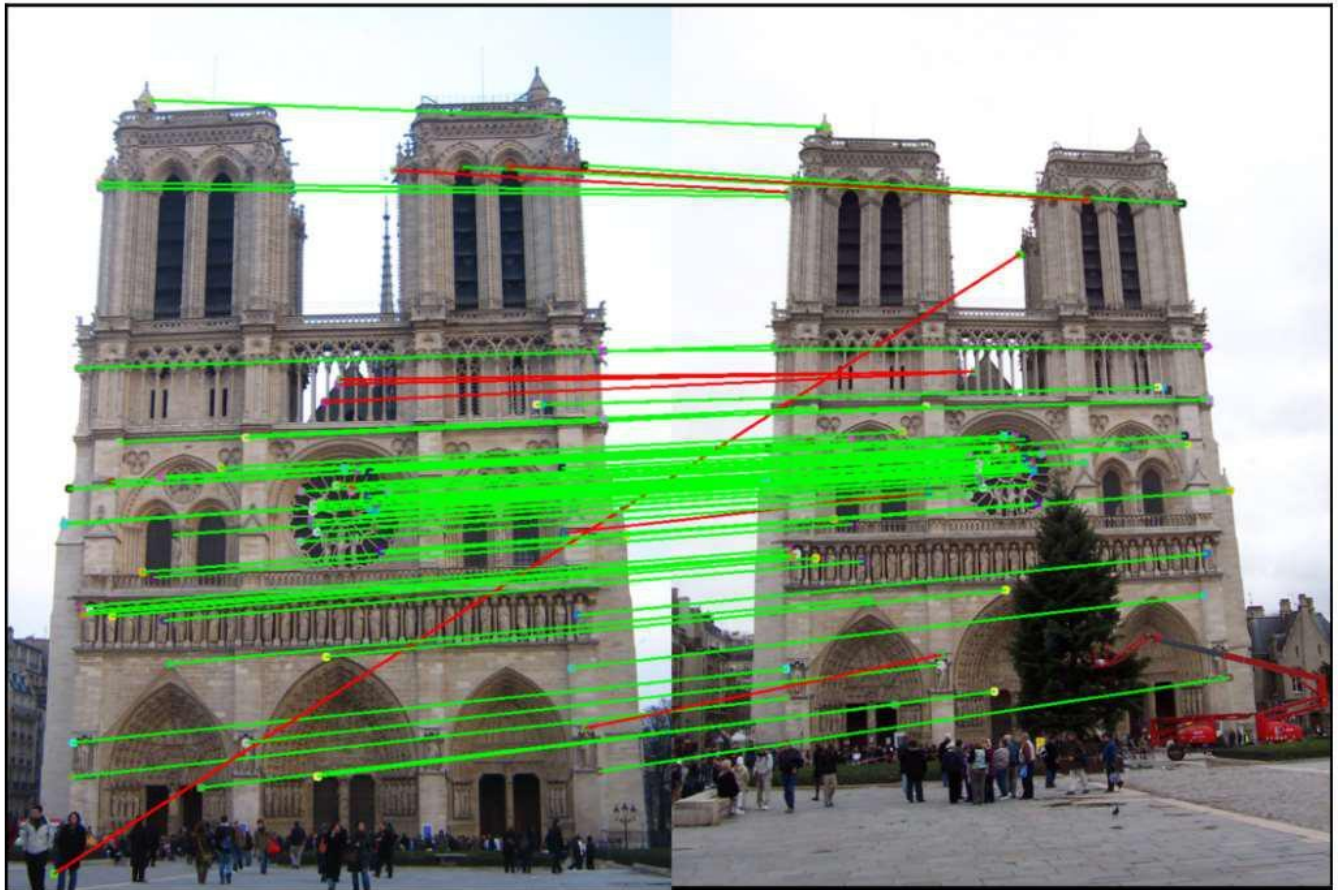


Рис.2.19 Виявлення набору контрольних точок

Як правило, ефективність методів відповідності на основі характерних точок залежить, як від властивостей базових характерних точок, так і від вибору пов'язаних з дескрипторами зображень. Таким чином, у додатках повинні використовуватися детектори та дескриптори, що відповідають змісту зображень. Наприклад, якщо зображення містить клітини бактерій, слід використовувати детектор крапель, а не кутовий детектор. Але якщо зображення являє собою знімок міста з висоти пташиного польоту, то кутовий детектор підійде для пошуку штучних споруд. Крім того, дуже важливий вибір детектора та дескриптора, які враховують рівень зашумлення зображення.

Відповідність на базі областей - методи знаходження відповідей на базі областей(на основі певної області), які ще також називають кореляційними методами, основані на комбінованому алгоритмі знаходження характерних особливостей(точок), характерних особливостей(виявлення функцій) і відповідей шаблону[18]. Такий метод добре працює, якщо шаблони не мають помітних загальних характерних особливостей із зображенням, оскільки порівняння відбувається на піксельному рівні. Відповідність вимірюються за показниками інтенсивності шаблонів і зображень.

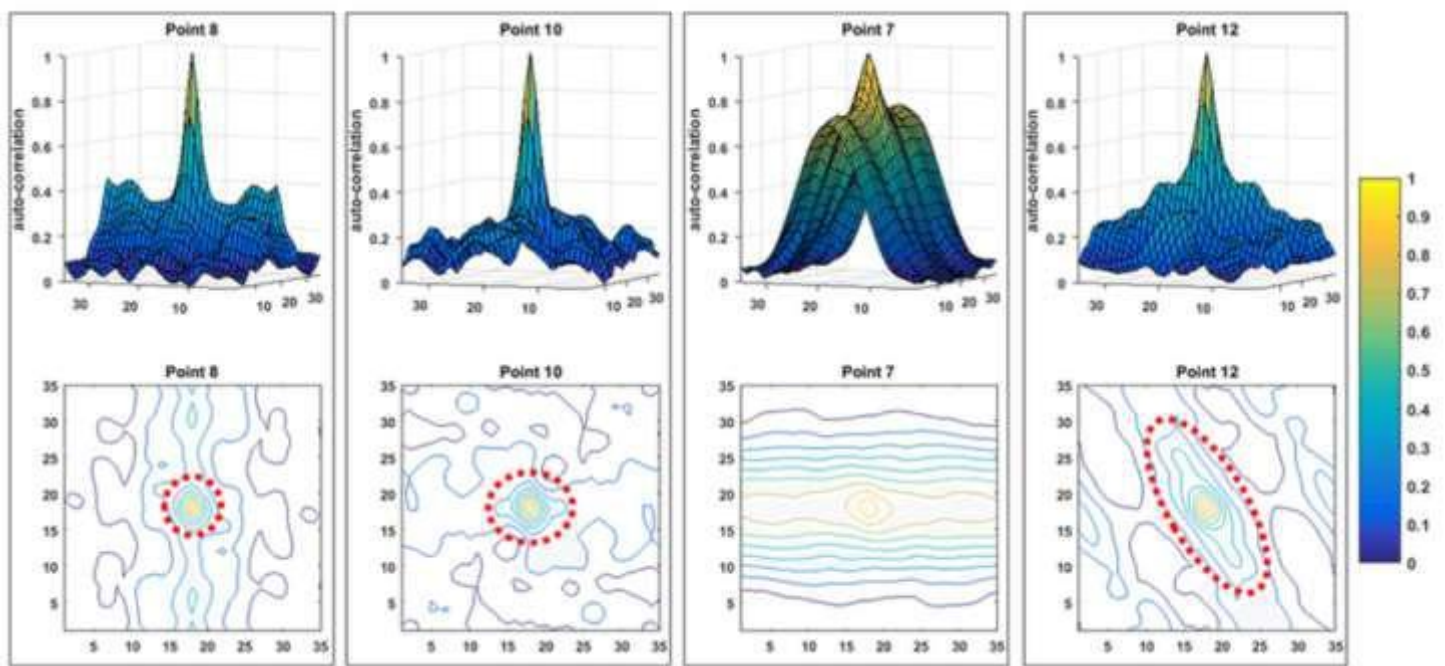


Рис.2.20 Використання методу відповідностей на базі областей у геодезії

Звичайні методи зіставлення зображень можна класифікувати, як методи зіставлення на основі площі або на основі певних ознак. Метод відповідностей на базі областей, являє собою композитну техніку, де спочатку виявляється міра відповідності між вікном шаблону та вікном пошуку за допомогою нормалізованої методики перехресної кореляції. Для вікна шаблону з вікна пошуку вибирається кілька найкращих збігів, враховуючи найбільший нормований коефіцієнт взаємної кореляції. Отримаємо подальшу карту країв для пари стереозображень за допомогою детектора країв. Збіги для вікна шаблону фільтруються за допомогою техніки відстані Хаусдорфа. Подальший аналіз текстури того самого вікна шаблону та вибраних вікон пошуку є третім заходом

для визначення точної відповідності. Аналіз текстури виконується за допомогою матриць спільного появи, яка є двовимірною гистограмою появи для значення інтенсивності в заданому просторовому відношенні. За допомогою цього композитного методу можна з більшою точністю досягти щільної відповідності від точки до точки. Цей метод стійкий до радіометричних спотворень, і паралельна обробка трьох методів покращить швидкість.

Як видно на рисунку зверху, у деяких випадках знаходження прямої відповідності між шаблоном та зображенням неможливе. Тому при знаходженні відповідностей, використовуються власне значення(eigenvalue) та власний простір(eigenspace). Ці величини містять інформацію, необхідну для порівняння образів за різних умов контрастності контурів, освітленості чи збігів по місцеположенню об'єктів.

Метод цифрової кореляції зображень - оптичний метод, який використовується у техніці ідентифікації та відстеження зображення для точних об'ємних та плоских вимірювань змін на зображенні. Цей метод часто використовується не тільки для вимірювання деформацій, полів переміщень та оптичних потоків, але й широко використовується в багатьох галузях науки та інженерного ремесла. У даному методі вимірюється метрика подібності між вихідним зображенням і шаблоном. На відміну від методу простої відповідності, вихідне зображення та шаблон можуть мати різні інтенсивності зображення або рівні шуму[19]. У цьому випадку порівняння проводиться за метрикою подібності на основі кореляцій між шаблоном та оригіналом.

Комп'ютерний зір значно розширює можливості контролю по якості продукції (фактично переводячи контроль на новий рівень) безпосередньо у виробничому процесі, а не після виготовлення продукту чи деталей. Автоматична візуальна інспекція або визначення дефектів за допомогою комп'ютерного зору сьогодні значно перевершує ручні методи інспекції за швидкістю, точністю, вартістю та легкістю виконання.



Рис.2.21 Контроль якості виготовлення деталей за допомогою комп'ютерного зору

## 2.12 Нейромережі

Штучні нейронні мережі – обчислювальні системи, основною задачею яких є покращення своїх результатів(навчання), розглядаючи різні приклади задач та не маючи спеціального програмування під ці задачі. У розпізнаванні зображень вони навчаються ідентифікувати зображення, які містять певні ознаки аналізуючі приклади зображень(з мітками) та використовуючи ідентифікування певних ознак у інших зображеннях.

Нейромережі складаються з шарів, які ще називаються «нейронами», які є обчислювальними вузлами, що імітують роботу нейронних клітин будь-якого живого організму. Ці мережі можуть передавати інформацію тільки в одному напрямку та можуть навчатися на прикладах (для регресивного аналізу чи класифікації об'єктів).

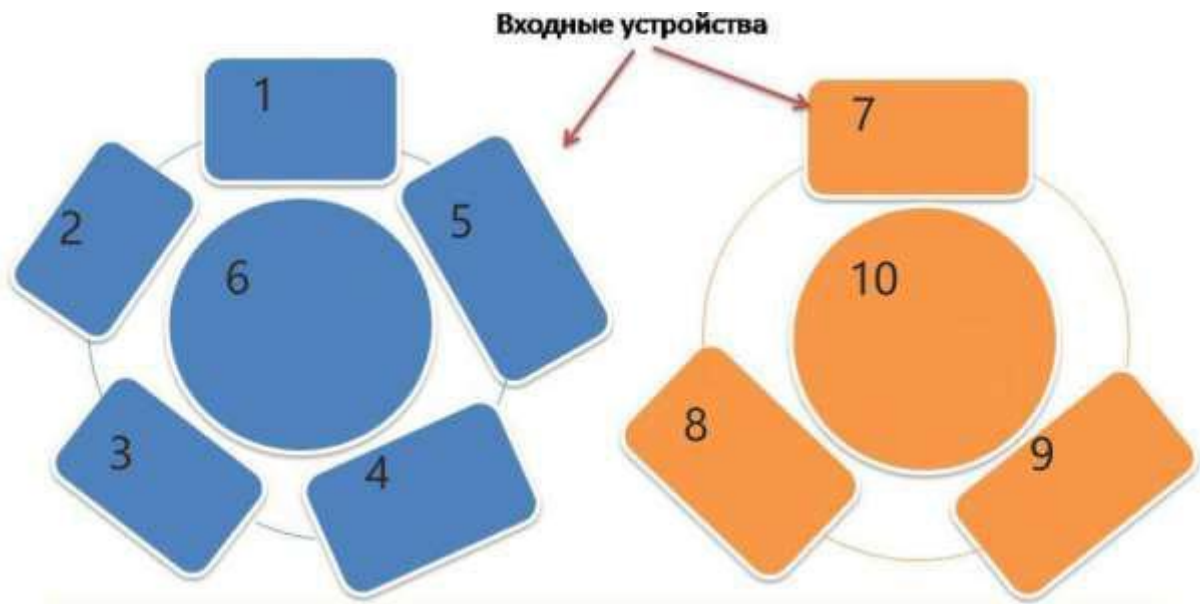


Рис.2.22 Необхідні компоненти для технології автопілота мобільного робота: 1 - лідар; 2 - радар; 3 - камера; 4 – датчик оцінки положення; 5 – інерційний датчик руху; 6 – логічні системи управління; 7- камера; 8 – датчик оцінювання положення; 9 – інерційний датчик руху; 10 – нейронні системи управління.

Як видно з рисунка, реалізація автопілота автономного мобільного робота буде дешевшою та вигіднішою за рахунок меншої кількості приладів там використаних технологій у нейронних системах управління[21].

### 2.13 Глибинне навчання у системах комп'ютерного зору

Метод глибинне навчання - сукупність методів машинного навчання (з частковим залученням вчителя, без вчителя, з підкріпленням, з вчителем), що ґрунтуються на навчанні уявлень, а не спеціалізованих алгоритмах під конкретні завдання.

Глибинне навчання(deep learning) може бути корисним у завданнях, коли базовий елемент(окреме зображення, піксель, одна частота сигналу, одне слово або буква) не несе великого значення, однак, комбінація таких елементів має корисне значення. Системи

глибокого навчання можуть використовувати такі корисні комбінації без втручання людини.

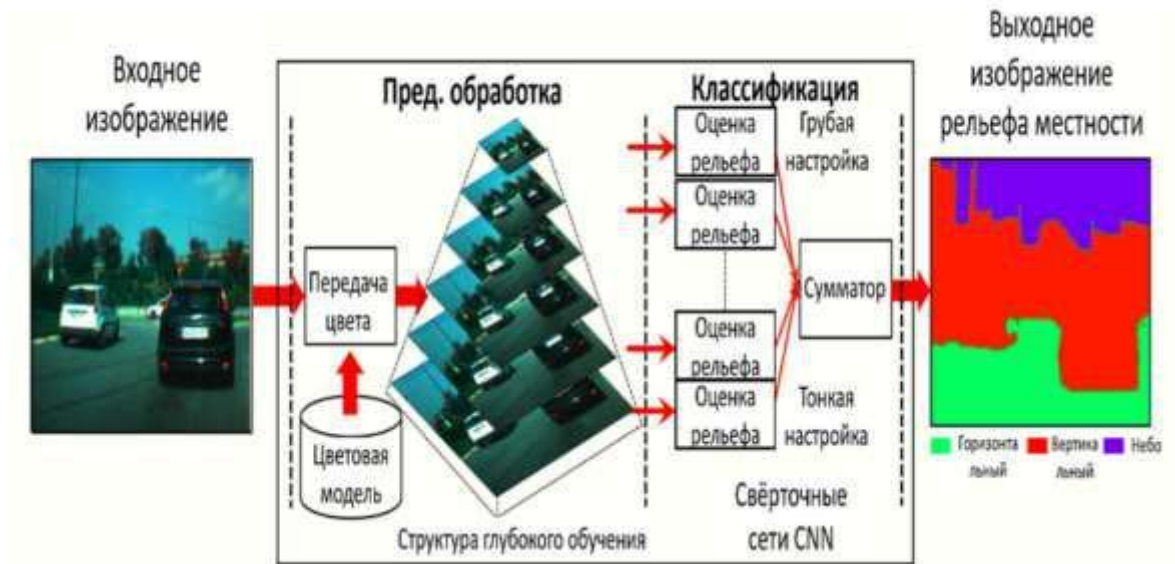


Рис.2.23 Приклад мережі машинного навчання на прикладі розпізнавання рел'єфа на зображенні

Піксельні дані від вихідного зображення з корекцією кольору надходять на неймережу глибинного навчання, де проводиться попередня обробка зображення і розпізнається, до якого типу рельєфу належить кожен піксель з певною мірою вірогідності.

## 2.14 Види калібрування камер

Калібрування камери — це завдання отримання зовнішніх та внутрішніх параметрів камери за наявними фотографіями або відеозаписами. Калібрування камери часто використовується на початковому етапі вирішення багатьох завдань комп'ютерного зору та доповненої реальності. Крім того, калібрування камери допомагає виправляти дисторсію на фотографіях та відео[22].

Технології калібрування камер можна поділити на два види:

- 1) Фотограмметричне калібрування(за шаблоном)
- 2) Калібрування по сцені

Відеокамера або камера з одним отвором вносить до зображення багато викривлень. Існує два основних типи викривлення: радіальне викривлення та уявне викривлення. Як показано на малюнку нижче, дві сторони шахівниці відзначені червоною прямою лінією, але ви виявите, що межа шахової дошки не збігається з червоною лінією. Все, що ми вважали за пряме, теж виступало за лінії.

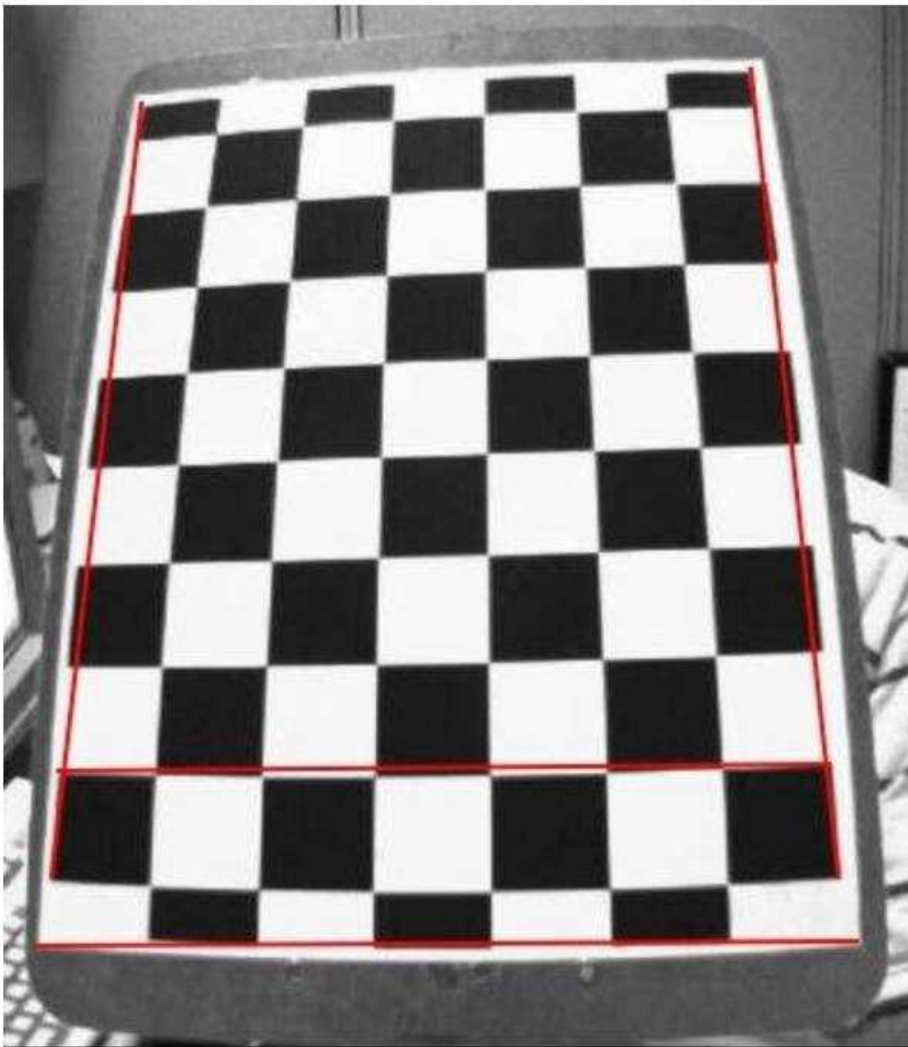


Рис.2.24 Приклад викривлення на камері

Калібрування камер за шаблоном зазвичай проводиться спостереженням за калібрувальним об'єктом (шаблоном), геометрія якого у просторі відома з більшою

точністю. Об'єкт калібрування зазвичай складається з двох або трьох площин, розташованих під різними кутами один одному. Ці підходи потребують дорогих калібрувальних апаратів, а також їх ретельної установки.

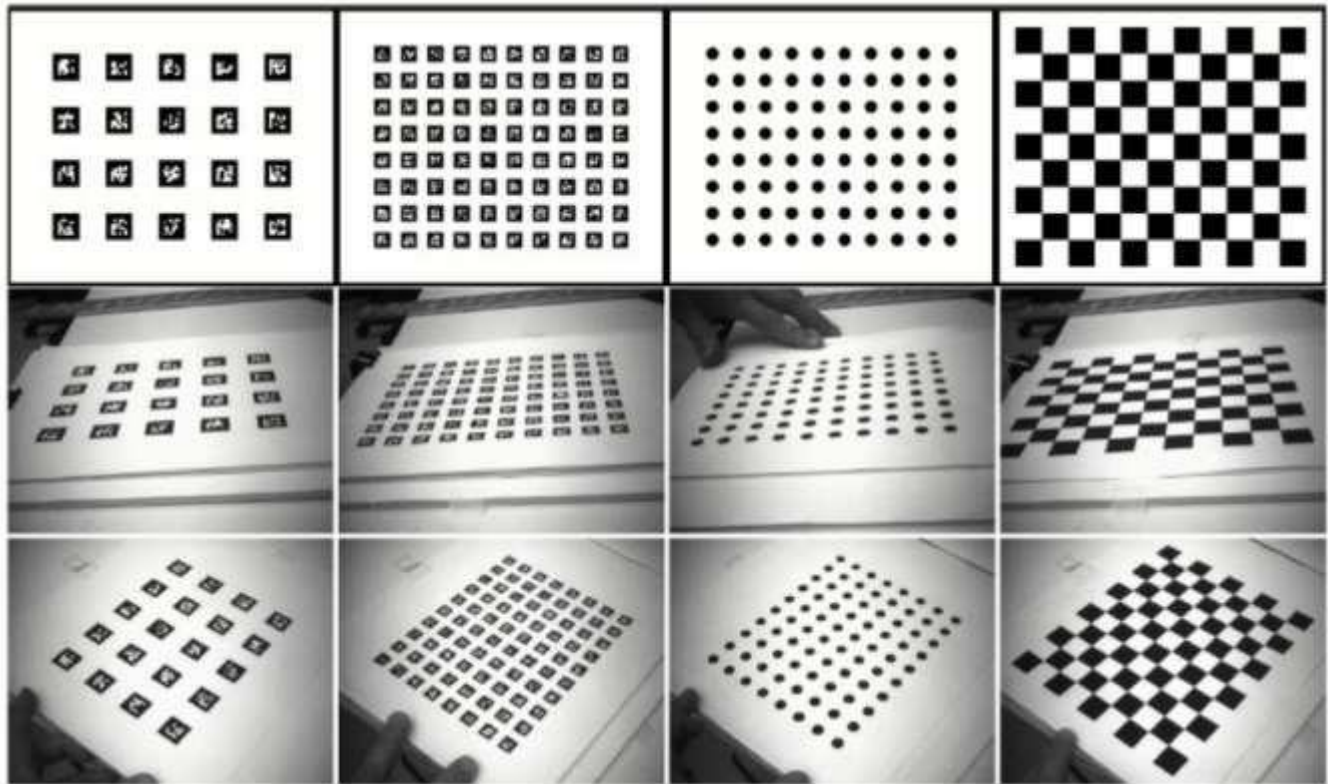


Рис.2.25 Види шаблонів для калібрування камер

При калібруванні зовнішні параметри визначають взаємне положення камери та шахівниці. Перед виведенням залежностей необхідно знати, як прив'язані системи координат до цих елементів і який їх рухомий.

Калібрування камер по сцені не використовує калібрувальні об'єкти, а здійснюється лише рухом камери в статичній сцені. Якщо зображення будуть братися від тих самих камер з фіксованими внутрішніми параметрами, відповідності між трьома картинками буде достатньо для отримання внутрішніх і зовнішніх параметрів, які дозволять реконструювати об'ємну структуру об'єкта. Цей спосіб більш простий.

## 2.15 Комп'ютерний зір за межами шаблонів

Набори характерних особливостей для обробки зображень у комп'ютерному зорі можуть, наприклад, являти собою елементи зображення, такі як точки, краї, лінії або межі об'єктів. Інші приклади характерні особливості відносяться до руху в послідовності форм, зображень, представлених у вигляді кривих між областями зображення, або до властивостей цих областей[23].

## 2.16 Детектування та розпізнавання об'єктів

Детектування об'єктів – це знаходження екземплярів об'єктів на зображенні. При розпізнаванні об'єктів, встановлюється не тільки факт наявності об'єкта на зображенні, а й визначається його місцерозташування на зображенні. На малюнку нижче показані приклади детектування та розпізнавання об'єктів.

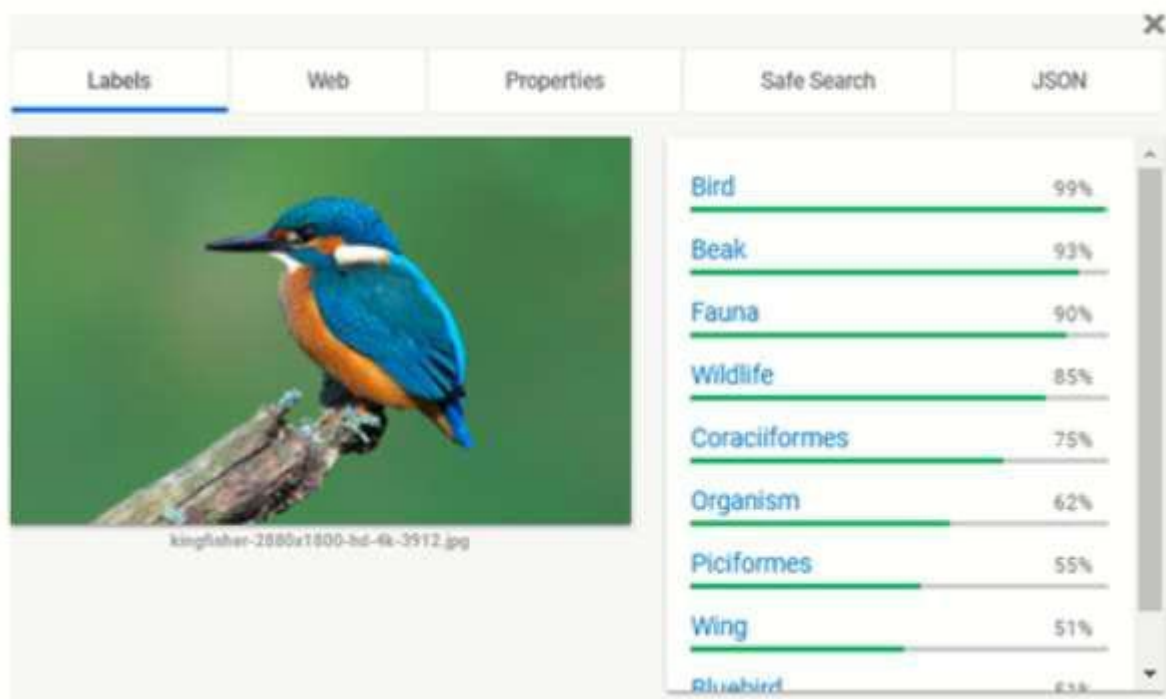


Рис.2.26 Приклад детектування об'єкта

Детектування об'єктів передбачає зіставлення двох і більше зображень під час пошуку зображень унікальних об'єктів, таких як скульптури, архітектурні споруди,

картини та інші, а також виявлення на цих зображеннях класів об'єктів різних ступенів спільностей (тварини, автомобілі, меблі, люди, тощо), їх підкласів а також категоризація сцен (узбіччя, гори, ліси, міста, тощо).

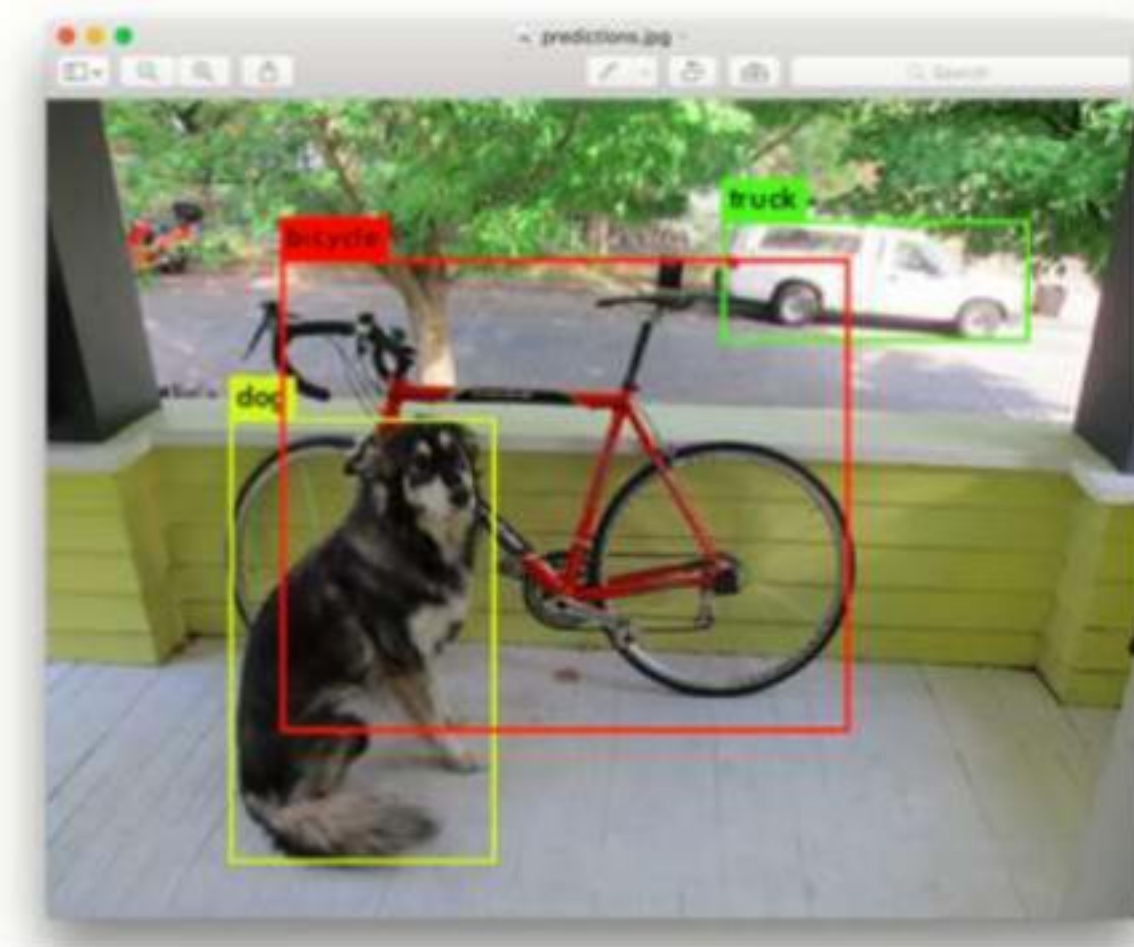


Рис.2.27 Приклад розпізнавання об'єктів з встановленням місцерозташування

Існує безліч програм для детектування об'єктів з різними задачами для виконання: пошук товарів за їхніми зображеннями в інтернет-магазинах, цільовий пошук зображень у соціальних мережах, сортування зображень у домашніх цифрових фотоальбомах, вилучення зображень у геоінформаційних системах, біометрична ідентифікація особистості, та багато інших.

Різноманітність розпізнавання безлічі об'єктів та додатків зумовлює необхідність використання методів глибокого та машинного навчання. У якості альтернативних прикладів застосування методу розпізнавання поза шаблонами можна привести:

виявлення перешкод, фотограмметрію, одночасну локалізацію об'єктів, а також побудова карти в невідомому просторі (SLAM), дефектоскопія.

## 2.17 Фотограметрія

Фотограметрія – це процес створення об'ємних моделей із декількох зображень одного об'єкта, який був сфотографований з різних ракурсів. Цей метод давно використовується у геодезії та картографії. Також даний метод є дуже популярним завдяки доступності, а також збільшення потужності комп'ютерів. Це дозволило використовувати фотограмметрію в таких областях як:

- Будівництво та проектування будівель та споруд;
- Створення геоінформаційних систем;
- охорона навколишнього середовища (вивчення снігового покриву та льодовиків, дослідження процесів ерозії, спостереження за змінами рослинного покриву, вивчення морських течій);
- використання комп'ютерної анімації у кіноіндустрії;
- створення об'ємних моделей ігрових об'єктів;
- автоматизоване створення просторових моделей об'єктів



Рис.2.28 Приклад фотограметрії будівель

## 2.18 Спеціалізовані джерела світла мобільного робота

Різні типи освітлення підходять для різних видів задач, які виконують мобільні(сервісні роботи). Є декілька основних видів джерел освітлення, які використовуються на бортах мобільних роботів:

- Галогенні лампи
- Люмінісцентні лампи
- Світлодіоди(LED)
- УФ-освітлення

Відомо, що чим більш суцільний та рівномірний спектр лампи, тим більш помітні кольори предметів у її світлі. Так, головне для всіх людей природне джерело світла – Сонце – має суцільний спектр випромінювання та найкраще перенесення кольорів. Для ламп вона визначається за еталонними зразками і вимірюється в Ra (слід зазначити, показник Ra є досить умовним). Однак, цей індекс не дозволяє зробити висновок про характер передачі кольорів[24]. Так, у ламп розжарювання Ra коливається від 60 до 90, видиме випромінювання у них знаходиться переважно в жовтій та червоній частинах спектра при нестачі в синій та фіолетовій (порівняно з денним природним світлом). У характеристиках ламп іноді наводиться така характеристика, як світловий потік, що вимірюється в люменах. Наприклад, для лампи розжарювання потужністю 40 Вт він дорівнює 480 Лм, а для 5-ватної світлодіодної лампи – 500 Лм.

Інший показник – світловіддача – говорить про ефективність перетворення електричної енергії на світло. Неважко здогадатися, що різні типи ламп мають різну світловіддачу, яка вимірюється, як кажуть фахівці, у люменах на ват (Лм/Вт) і показує, скільки люменів світлового потоку утворюється з одного вата спожитої електричної енергії. Так, лампи розжарювання мають невелику світловіддачу – близько 12 Лм/Вт, оскільки більшість електроенергії, що витрачається, йде на нагрівання вольфрамової спіралі і всього 4% перетворюється на світло. Набагато вище за цей показник у світлодіодних ламп – від 90 до 120 Лм/Вт.

Щоб правильно організувати розподіл світла у просторі, на сцені або у конкретному приміщенні, необхідно враховувати і розмір тіла світіння. Набагато важливіше для цього підібрати відповідний світильник, який буде організовувати перерозподіл світлового потоку, проте саме джерело світла тут також відіграє далеко не останню роль. Чим менше тіло світіння, тим легше використовувати відбивачі та лінзи, щоб, наприклад, сфокусувати світло у вузький промінь. Лампи з великою поверхнею світіння (люмінесцентні) створюють часом невиразне зображення, пом'якшуючи контрасти і розмиваючи тіні. Отже, таке світло важко сфокусувати.

Галогенні лампи - перевагами галогенних ламп перед звичайними лампами розжарювання є: незмінно яскраве світло протягом усього терміну служби. Крім того, «галогенки» випромінюють дуже яскраве світло, що забезпечує чудову кольоропередачу та можливість створення привабливих світлових ефектів. Також галогенні лампи відрізняються компактністю, вищою світловою віддачею (при однаковій потужності з лампами розжарювання), а, отже, і підвищеною економічністю. Підходять для використання на мобільних роботах. Срок експлуатації таких ламп можливо збільшити, використовуючи знижену напругу живлення в мережі. Однак спектр випромінювання при цьому зсувається в червону область[25].

Люмінісцентні лампи - люмінесцентні лампи, або розрядні лампи низького тиску, є циліндричною трубкою з електродами, в яку закачано пари ртуті. Під дією електричного розряду пари ртуті випромінюють ультрафіолетові промені, а вони, у свою чергу, змушують нанесений на стінки трубки люмінофор випромінювати видиме світло.

Люмінесцентні лампи мають високі характеристики передачі кольорів і світловіддачі. Два варіанти виконання ламп – з три- та п'ятисмуговим люмінофором мають різне співвідношення цих показників. Лампи з трисмуговим люмінофором більш економічні (світловіддача до 80 Лм/Вт), але мають гіршу передачу кольору ( $R_a = 80$ ). Лампи з п'ятисмуговим люмінофором мають відмінну передачу кольору при меншій світловій віддачі (до 68 Лм/Вт). Втім, як і лампи розжарювання, люмінесцентні лампи часто незадовільно передають деякі кольори.

Усі люмінесцентні лампи відрізняються невеликим споживанням енергії та тривалим терміном служби. Наприклад, лінійні люмінесцентні лампи працюють у 8–10 разів довше за звичайні лампи розжарювання і залежно від типу та яскравості споживають на 65% менше електроенергії. Ці властивості люмінесцентних ламп (довговічність та економічність) визначають їхнє повсюдне використання в приміщеннях виробництв та заводів.

Крім того, різні відтінки світла та кольору різних люмінесцентних ламп дають додаткові переваги їх застосування, не кажучи вже про різноманітність їх типів (за потужністю та розміром, конструкцією та формою: прямі, кільцеві та U-подібні). Серед недоліків – відносна громіздкість, необхідність у спеціальному пускорегулювальному пристрої (стартері та дроселі), чутливість до температури навколишнього середовища (при температурі нижче  $+10^{\circ}\text{C}$  лампа може не запалитись), наявність стробоскопічного ефекту, що викликається частими, не вловимими для зору миготіннями люмінесцентної лампи в такт коливань змінного струму електричного ланцюга. В результаті людини порушується правильне сприйняття швидкості руху предметів, з'являються неприємні відчуття. Крім того, при неправильному увімкненні (без захисних конденсаторів у пускорегулювальному пристрої) люмінесцентні лампи стають джерелами перешкод для радіоприймачів та телевізорів.

Світлодіоди - мабуть, на сьогоднішній день є найперспективнішими джерелами світла. Спочатку світлодіоди використовувалися в електроніці, потім – у світлосигнальній техніці (світлофорах, дорожніх знаках, вивісках та вказівниках). Пізніше ця технологія знайшла своє застосування у декоративному освітленні. Є декілька основних переваг світлодіодів:

- Економічність - Світлодіоди працюють від низької напруги і, відповідно, споживають дуже мало електроенергії, тому що в порівнянні зі звичайними джерелами світла, вони практично всю енергію перетворюють на світло. Це дозволяє зменшити споживання енергії на 85%.

- Дуже великий термін служби – до ста тисяч часів горіння. Для порівняння галогенні лампи потужністю 10 Ват вистачить на 2 тисячі годин.
- На відміну від традиційних джерел світла, світлодіоди набагато міцніші і менш схильні до механічного впливу, оскільки в них відсутні елементи спіралі та електродів, які можуть бути пошкоджені.
- Відсутність світлодіодів ультрафіолетового та інфрачервоного випромінювання – це дозволяє використовувати їх, зокрема, для експозиційного підсвічування.
- Мультиколірність - Особлива система кольорозмішування (установка в одному корпусі трьох груп світлодіодів) дозволяє отримати практично будь-який колір світлового спектру, що, безперечно, розширює можливості використання світлодіодів.

До того ж світлодіоди мають і інші переваги перед існуючими джерелами світла. Так, невеликі розміри роблять світлодіоди практично незамінними у різних способах застосування. Декілька світлодіодів, об'єднаних в одну форму, здатні замінити звичайну лампу розжарювання: розташовані по периметру, вони можуть висвітлювати великі площі (наприклад, світлодіоди можна вважати ідеальним джерелом світла при карнизному освітленні). Як джерела світла для зовнішнього та декоративного освітлення вони мають низку унікальних переваг, серед яких точна спрямованість світла та можливість управління кольором та інтенсивністю випромінювання. До недоліків світлодіодів можна віднести їхню більш високу вартість у порівнянні з іншими джерелами освітлення. Однак треба розуміти, що вищезгадані переваги з лишком виправдовують вкладені витрати.

### **Висновки до розділу**

У данному розділі було проаналізовано впровадження мобільних роботів по сферам використання. Розглянуто основні компоненти технічного зору мобільних роботів, системи роботи технологій, які використовуються, системи, методи та технології.

## 3 РОЗРОБКА НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ДЕФЕКТИВНИХ ВИРОБІВ В ПРОЦЕСІ ЇХ ВИГОТОВЛЕННЯ

### 3.1 Підбір датасету для навчання нейронної мережі

Для виявлення дефектних виробів в процесі їх виготовлення, треба знайти та зібрати вхідні дані, які будуть представляти собою зображення, які містять браковані та не браковані вироби(деталі), на яких вона буде навчатися. Вихідні дані повинні містити координати та розміри обмежувальних рамок, а також клас об'єкта. Також, набір даних повинен мати тренувальну вибірку, яка буде використовуватися для навчання, та тестову, для оцінки якості та правильності роботи нейронної мережі на раніше не заданих даних.

Виходячи з вимог описаних вище було виконано роботу з вибору та пошуку набору даних, що підходить під задані критерії. Для процесу тестування та тренування було обрано набір даних під назвою “Casting product image data for quality inspection” – він являє собою зображення виробів ливарного виробництва. Даний набір містить 7348 зображень виду зверху робочого колеса занурювального насосу, з яких 3758 – дефективні та 2875 – не дефективні, а також файл з обмежувальними рамками. Усі зображення чорно-білі та мають різний розмір.

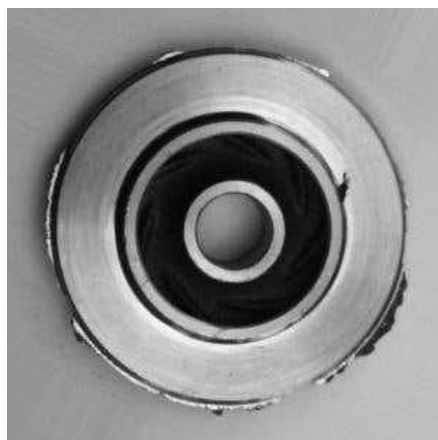


Рис.3.1 Приклад дефективного виробу

## 3.2 Середовище для розробки

Серед можливих середовищ розробки було обрано сервіс Google Colab, оскільки він надає можливість користування зручним онлайн редактором коду, що базується на Jupyter Notebook із заздалегідь налаштованими бібліотеками, які вже встановлені для машинного навчання, а також, для більш швидкого тренування моделей він надає можливість використовувати графічний прискорювач. Для реалізації алгоритму та нейронної мережі тренування було вирішено використовувати мову програмування Python та бібліотеку глибокого навчання PyTorch.

## 3.3 Вибір нейромережевої моделі

На даний момент, існує велика кількість архітектур та алгоритмів для виявлення об'єктів, як з області глибокого навчання, так і з області типового машинного навчання. Оскільки моделі машинного навчання мають обмеження у можливостях навчання на всьому наборі даних, вони не підходять для роботи з великими наборами даних, особливо такими, що мають дуже велику(більше 200) кількість зображень. Тому архітектуру для вирішення задачі виявлення дефектів у виробі ливарного виробництва було вирішено обирати серед архітектур глибокого навчання. Одними із найрозповсюдженіших є:

- Faster R-CNN;
- R-CNN;
- SSD;
- RetinaNet;
- YOLO

Faster R-CNN та R-CNN представляють собою двофазні нейромережі, тобто, складаються з двох окремих частин. Перша відповідає за передбачення місцеположення

об'єктів, а друга за їх класифікацію. Такі нейронні мережі мають дуже велику кількість різних параметрів, через що потребують дороге паратне забезпечення, яке має достатні обчислювальні ресурси.

Тому, для вирішення нашої задачі, будемо розглядати однофазні нейромержі:

- RetinaNet;
- Yolo;
- SSD

Архітектура штучної нейронної мережі SSD складається з двох частин: головних шарів SSD та моделі основи[26]. Модель основи представляє собою вже навчену мережу для класифікації зображень, з видаленими повнозв'язними шарами у її кінці. Саме тому, залишається глибока нейронна мережа, яка на виході дає мапи ознак вхідних зображень, зберігаючи його просторову структуру з меншою роздільною здатністю. В більшості випадків, в якості основи використовуються такі штучні нейронні мережі як:

- DenseNet;
- VGG;
- ResNet

Для ResNet34 модель основи з вхідного зображення дає 256 карт ознак розміром 7 на 7.

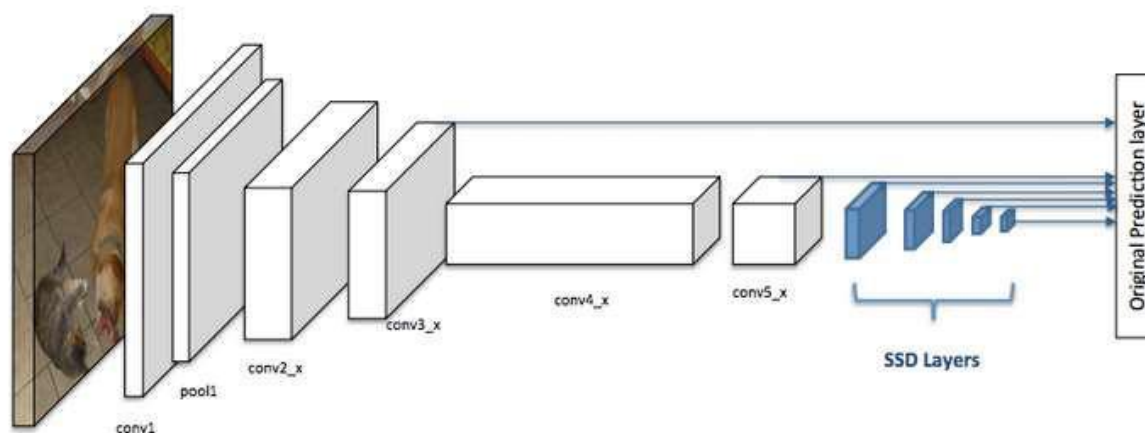


Рис.3.2 Архітектура штучної нейронної мережі SSD: білими паралелепіпедами позначено шари моделі основи, а синіми позначено головні шари SSD

Однією з перших архітектур штучних нейронних мереж, для виявлення об'єктів які не використовують двофазний підхід є архітектура SSD. Однак у даній архітектурі є певні недоліки у розпізнаванні великої кількості малих об'єктів, розпізнаванні об'єктів серед їх скупчень. Для подолання цих недоліків, була розглянута архітектура, яка має назву RetinaNet.

RetinaNet, як і інші однофазні штучні нейронні мережі для детекції об'єктів використовує згорткові нейронні мережі для класифікації зображень без останніх повнозв'язних шарів. Через особливості архітектури під час її розробки, в якості моделі основи застосовуються моделі виду ResNet. RetinaNet була розроблена шляхом внесення двох вдосконалень у порівнянні з існуючими однофазними моделями виявлення об'єктів – використання Feature Pyramid Networks (FPN) та Focal Loss.

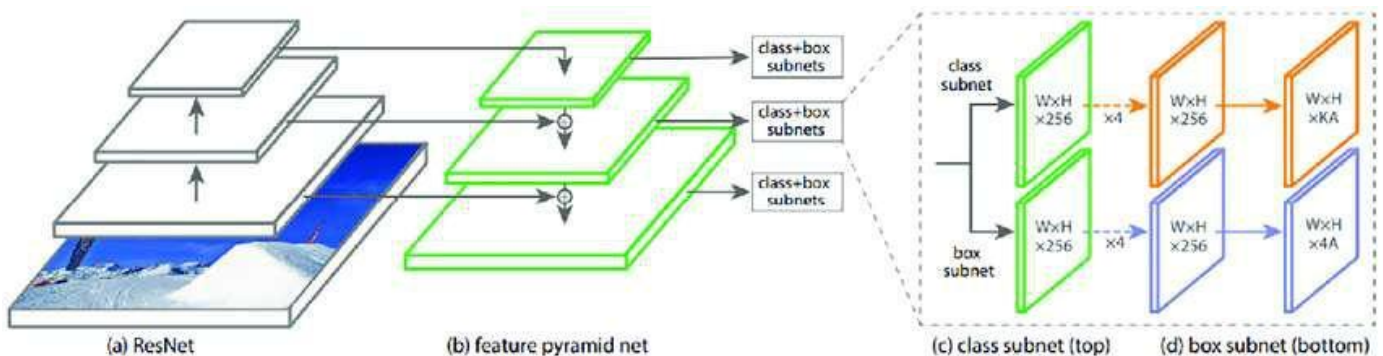


Рис.3.3 Архітектура RetinaNet

Архітектура RetinaNet складається з 4 основних компонентів:

- Модель основи – вона створює мапи ознак у різних масштабах, незалежно від розміру вхідних зображень. Як приклад можна привести ResNet.
- Класифікаційна підмережа – вона передбачає ймовірність присутності об'єкта в кожній області сітки зображення для кожної еталонної рамки та класу об'єкта.
- Побічні зв'язки та піраміда ознак – компонент, який пропускає мапи ознак з верхніх шарів моделі через шари збільшення, а також поєднує вихід із вихідними мапами нижніх шарів, які мають такий самий розмір.
- Підмережа регресії – вона визначає розмір збільшення та положення для еталонних рамок утворюючи обмежувальні рамки для всіх об'єктів.

Для задач, основною задачею яких є виявлення об'єктів, важливим є показник точності, а також значення швидкості роботи моделі, так як, в більшій кількості випадків, такі моделі повинні працювати на останніх(кінцевих) пристроях. Для покращення показників швидкості роботи штучних нейромереж, основною задачею яких є виявлення об'єктів, була розроблена архітектура YOLO.

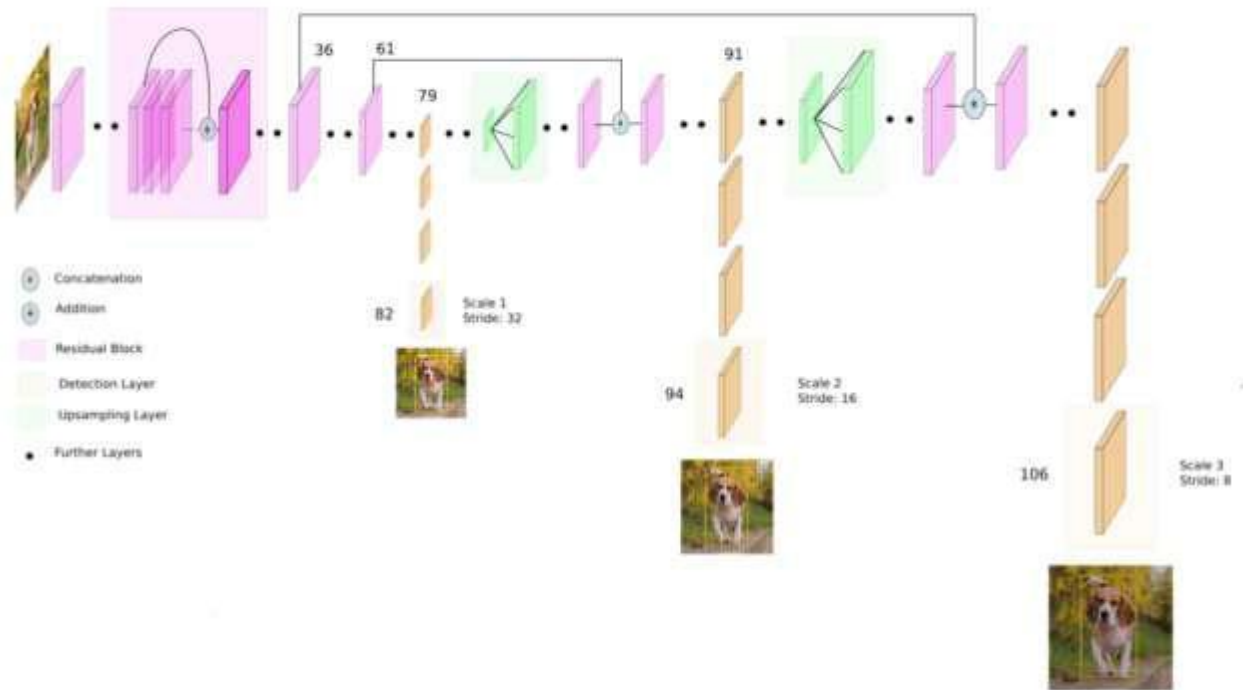


Рис.3.4 Архітектура мережі YOLO v.3

Архітектура YOLO складається з трьох компонентів:

- Модель основи – згорткова нейронна мережа, яка використовується в якості екстрактора мап ознак.
- Поєднувальний блок – його завдання це перетворення вихідних мап ознак та насичення їх просторовою інформацією з різних шарів різної роздільної здатності.
- Головний блок – передбачення об'єктів з вихідних мап ознак з'єднувального блоку.

В архітектурі YOLO, за модель основи взято згорткову нейронну мережу CSPDarknet. Дана модель поєднує у собі архітектуру DenseNet та метод Cross-Stage-Partial-connections (частково-перехресних з'єднань).

Для вирішення завдань по детекції дефектів виробів у процесі їх виробництва, серед існуючих архітектур штучних нейронних мереж по виявленню об'єктів, було обрано архітектуру YOLO. Вона має кращі показники при порівнянні з іншими архітектурами. Ці показники є важливими при використанні конвеєрного транспортера, серед яких є:

- Високий рівень швидкості детекції об'єктів
- У порівнянні з іншими розглянутими архітектурами потребує меншої кількості параметрів. Це дозволяє її використання на апаратному забезпеченні з низькими або обмеженими ресурсами
- Висока точність для виявлення об'єктів у скупченні та невеликих розмірів

### 3.4 Структура мережі

Для зменшення ціни апаратного забезпечення та збільшення вхідного порогу використання нейронної мережі, було прийнято рішення використовувати трохи зменшену версію архітектури YOLO – yolo.v.4-tiny. Дана версія містить 37 шарів та розмір у 23.4 Мб, що становить майже у 10 разів меншу версію ніж у звичайній версії yolo.v.4. Зменшена версія має високі показники швидкості обробки кадрів у 3 більше ніж у звичайній версії, а точність, при цьому, падає лише на 7,5%.

Архітектура YOLO складається з 4 блоків:

- Блок максимального вибору
- Блок згортки
- Блок маршруту
- Блок YOLO

Для екстракції мап ознак використовуються блоки згортки з попередніх мап.

	Type	Filters	Size	Output
	Convolutional	32	3 × 3	256 × 256
	Convolutional	64	3 × 3 / 2	128 × 128
1x	Convolutional	32	1 × 1	
	Convolutional	64	3 × 3	
	Residual			128 × 128
	Convolutional	128	3 × 3 / 2	64 × 64
2x	Convolutional	64	1 × 1	
	Convolutional	128	3 × 3	
	Residual			64 × 64
	Convolutional	256	3 × 3 / 2	32 × 32
8x	Convolutional	128	1 × 1	
	Convolutional	256	3 × 3	
	Residual			32 × 32
	Convolutional	512	3 × 3 / 2	16 × 16
8x	Convolutional	256	1 × 1	
	Convolutional	512	3 × 3	
	Residual			16 × 16
	Convolutional	1024	3 × 3 / 2	8 × 8
4x	Convolutional	512	1 × 1	
	Convolutional	1024	3 × 3	
	Residual			8 × 8
	Avgpool		Global	
	Connected		1000	
	Softmax			

Рис.3.5 Список шарів YOLO

За вибір релевантних ознак, які будуть проходити до наступних шарів, відповідають блоки максимального вибору. При цьому, їх розмір зменшується вдвічі. За передачу мап ознак до відповідних шарів, які знаходяться у більше віддалених частинах моделі, відповідають блоки маршруту. Кінцевими блоками та головними блоками є блоки YOLO. Вони обробляють вихідні мапи ознак, та інтерпретують їх у зручний та потрібний формат.

Принцип роботи полягає у тому, що зображення поділяється на квадратну сітку. Для кожної комірки мережі CNN виводить ймовірності визначуваного класу, що визначається. Комірки, що мають ймовірність класу вище за порогове значення, вибираються і використовуються для визначення розташування об'єкта на зображенні.

Було реалізовано функції та класи, що відповідають за створення об'єктів відповідно до 4-х основних блоків для більш зручнішої імпліmentaції архітектури. Нижче наведено код функції `conv_block`, яка відповідає за створення блока згортки. В якості параметрів вона приймає кількість вихідних фільтрів, вхідних фільтрів, розмір ядерної матриці, розмір відступу, крок проходу, флаг використання `batchnorm`, флаг розумного ініціалізування, тип активації та кількість якорів.



```

]: def conv_block(in_c, out_c, k, s, pad, bn, gr=1, activation='leaky', smart_init=False, na=3, no=85):
    block = nn.Sequential()
    conv_layer = nn.Conv2d(
        in_channels=in_c,
        out_channels=out_c,
        kernel_size=k,
        stride=s,
        padding=k // 2 if pad else 0,
        groups=gr,
        bias=not bn
    )
    if smart_init:
        #Smart init
        bias_ = conv_layer.bias
        bias = bias_[:no * na].view(na, -1) # shape(3,85)
        bias[:, 4] += -4.5 # obj
        bias[:, 5:] += math.log(0.6 / (no-5 - 0.99)) # cls (sigmoid(p) = 1/nc)
        conv_layer.bias = torch.nn.Parameter(bias_, requires_grad=bias_.requires_grad)

```

Рис.3.6 Код функції conv\_block, для створення блока згортки

Функція maxpool відповідає за створення блоку максимальної вибірки. Вона приймає параметри розміру ядерної матриці та кроку прохода.

```

]: def maxpool(k, stride):
    return nn.MaxPool2d(kernel_size=k, stride=stride, padding=(k - 1) // 2)

```

Рис.3.7 Код функції maxpool

Блок маршруту був реалізований двома класами HalfConcatRouter та ConcatRouter. Кожен клас має функцію add\_output, яка приймає мапи ознак з різних шарів та зберігає у поле з класом outputs.

```

class ConcatRouter(Router):
    def __init__(self):
        super(ConcatRouter, self).__init__()
    def forward(self, x):
        y = torch.cat(self.outputs, 1) if len(self.outputs)>1 else self.outputs[0]
        self.outputs = []
        return y
class HalfConcatRouter(Router):
    def __init__(self):
        super(HalfConcatRouter, self).__init__()
    def forward(self, x):
        y = torch.cat([o[:, :, o.shape[1]//2, :, :] for out in self.outputs], 1)
        if len(self.outputs)>1 else self.outputs[0][:, :, self.outputs[0].shape[1]//2, :, :]
        self.outputs = []
        return y

```

Рис.3.8 Код блоку маршруту

Особливість цих класів полягає у тому, що об'єкти повертають по різному з'єднанні мапи. HalfConcatRouter бере лише половину від кожного виходу шарів, а ConcatRouter суміщує мапи повністю.

```
(2): RouteHolder(
  (layer): Sequential(
    (conv2d): Conv2d(64, 64, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1), bias=False)
    (bn2d): BatchNorm2d(64, eps=0.0001, momentum=0.03, affine=True, track_running_stats=True)
    (activation): LeakyReLU(negative_slope=0.1, inplace=True)
  )
)
(3): HalfConcatRouter()
(4): RouteHolder(
  (layer): Sequential(
    (conv2d): Conv2d(32, 32, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1), bias=False)
    (bn2d): BatchNorm2d(32, eps=0.0001, momentum=0.03, affine=True, track_running_stats=True)
    (activation): LeakyReLU(negative_slope=0.1, inplace=True)
  )
)
```

Рис.3.9 Структура згорткових блоків

Останнім основним блоком НМ є блок YOLO. Він реалізований за через клас YOLOLayer . Вхідними параметрами конструктору є кількість передбачуваних класів, розміри еталонних рамок, індекс шару та крок сітки.

```
class YOLOLayer(nn.Module):
def __init__(self, anchors, nc, yolo_index, stride):
super(YOLOLayer, self).__init__()
self.anchors = torch.Tensor(anchors)
self.index = yolo_index
self.stride = stride
self.na = len(anchors)
self.nc = nc
self.no = nc + 5
self.nx, self.ny, self.ng = 0, 0, 0
self.anchor_vec = self.anchors / self.stride
self.anchor_wh = self.anchor_vec.view(1, self.na, 1, 1, 2)
self.out = None
```

Рис.3.10 Код блоку YOLO

Функція класу create\_grids відповідає за створення сітки передбачення відповідно до параметрів кроку сітки.

```

def create_grids(self, ng=(13, 13), device='cpu'):
    self.nx, self.ny = ng # x and y grid size
    self.ng = torch.tensor(ng, dtype=torch.float)
    # build xy offsets
    if not self.training:
        yv, xv = torch.meshgrid([torch.arange(self.ny, device=device), torch.arange(self.nx, device=device)])
        self.grid = torch.stack((xv, yv), 2).view((1, 1, self.ny, self.nx, 2)).float()
    if self.anchor_vec.device != device:
        self.anchor_vec = self.anchor_vec.to(device)
    self.anchor_wh = self.anchor_wh.to(device)

```

Рис.3.11 Код функції класу create\_grids

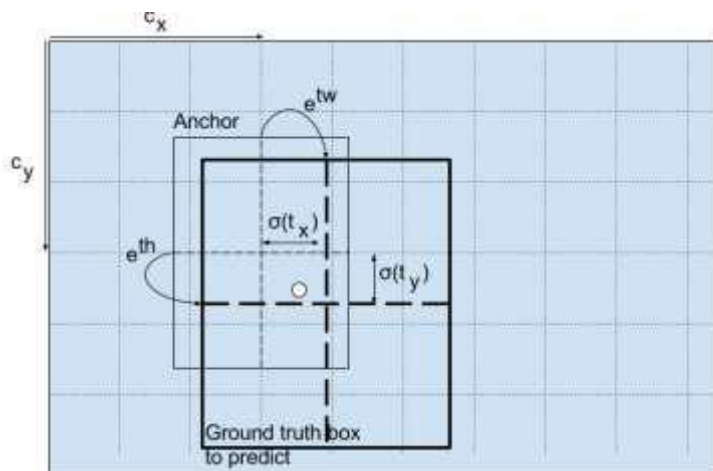


Рис.3.12 Приклад розмірів об'єкта та його передбачуваного положення відносно сітки

Функція forward перетворює мапи ознак у передбачення потрібного вигляду для тестування та тренування. Ознаки класів та ознаки впевненості проходять через sigmoid функцію, значення довжини та висоти обмежувальної рамки проходять через функцію експоненти.

```

p = p.view(bs, self.na, self.no, self.ny, self.nx).permute(0, 1, 3, 4, 2).contiguous() # prediction
if self.training:
    self.out = p
    return p
else: # inference
    io = p.clone() # inference output
    io[..., :2] = torch.sigmoid(io[..., :2]) + self.grid # xy
    io[..., 2:4] = torch.exp(io[..., 2:4]) * self.anchor_wh # wh yolo method
    io[..., :4] *= self.stride
    torch.sigmoid_(io[..., 4:])
    self.out = io.view(bs, -1, self.no), p
    return io.view(bs, -1, self.no), p # view [1, 3, 13, 13, 85] as [1, 507, 85]

```

Рис.3.13 Код ініціювання функцій sigmoid та експоненти

Клас Darknet відповідає за відтворення самої нейронної мережі. Всі шари нейронної мережі ініціалізуються в його конструкторі та поєднуються у одну єдину модель.

Нижче наведений код ініціалізації блоків YOLO, блоків маршрутів та кількох перших шарів.

```
def __init__(self, number_of_classes=80, number_of_anchors=3 ):
    super(Darknet, self).__init__()
    self.nc = number_of_classes
    self.na = number_of_anchors
    self.layers = None
    #Routers
    router1= HalfConcatRouter()
    router2= ConcatRouter()
    router3= ConcatRouter()
    router4= HalfConcatRouter()
    router5= ConcatRouter()
    router6= ConcatRouter()
    router7= HalfConcatRouter()
    router8= ConcatRouter()
    router9= ConcatRouter()
    router10= ConcatRouter()
    router11= ConcatRouter()
    #YOLO Layers
    self.yolo1 = YOLOLayer([[81,82],[135,169],[344,319]],self.nc,1,32)
    self.yolo2 = YOLOLayer([[23,27],[37,58],[81,82]],self.nc,2,16)
    #####
    self.blocks = []
    self.blocks.append(conv_block(3,32,3,2,True,True))#0
    self.blocks.append(conv_block(32,64,3,2,True,True))#1
```

Рис.3.14 Код ініціалізації блоків маршрутів, YOLO та декількох перших блоків а також класу Darknet

Функція `load_weights` створена для завантаження готових праматерів та реалізації методу передатного навчання. Передатне навчання полягає у використанні різних параметрів нейронної мережі, яка до цього вже була натренована на масивному наборі даних, та відкиданні при цьому параметрів останнього шару, щоб перенавчити мережу на новому наборі даних.

Щоб не змінювати ваги, які вже були налаштовані раніше, всі шари, крім останнього потрібно заморожувати.

```

# Read darnket weights format
bn = parameterized_layers.get(nn.BatchNorm2d.__name__)
conv = parameterized_layers.get(nn.Conv2d.__name__)
with torch.no_grad():
    if bn:
        for attr in ['bias', 'weight', 'running_mean', 'running_var']:
            attr_obj = getattr(bn, attr)
            data = np.fromfile(f, dtype=np.float32, count=attr_obj.numel())
            num_of_weights+=attr_obj.numel()
            attr_obj.copy_(torch.from_numpy(data).view(attr_obj.shape))
        del data
        # print(i, nn.BatchNorm2d.__name__, attr_obj.numel(), num_of_weights, 6062814)
    if conv:
        for attr in ['bias', 'weight']:
            if bn and attr=='bias':
                continue
            attr_obj = getattr(conv, attr)
            data = np.fromfile(f, dtype=np.float32, count=attr_obj.numel())
            num_of_weights+=attr_obj.numel()
            attr_obj.copy_(torch.from_numpy(data).view(attr_obj.shape))
        del data
        # print(i, nn.Conv2d.__name__, attr_obj.numel(), num_of_weights, 6062814)

```

Рис.3.15 Реалізація методу передатного навчання за допомогою функції load\_weights

Для того, щоб не змінювати нормалізовані ваги була реалізована функція freeze, яка переймає значення прапорця заморожування, та масив індексів шарів з якими вона у подальшому буде працювати.

```

def freeze(self, freeze=True, included=None, excluded=None):
    if not included:
        included=set(range(len(self.blocks)))
    else:
        included=set(included)
    if not excluded:
        excluded=set()
    else:
        excluded=set(excluded)
    remaining_layers = included.difference(excluded)
    for i, layer in enumerate(self.blocks):
        if i in remaining_layers:
            for j, param in enumerate(layer.parameters()):
                param.requires_grad = not freeze

```

Рис.3.16 Код функції freeze

На рисунку 3.17 показаний код створення об'єкту НМ, який передбачає два класи, а також перевірка об'єкту на правильне проходження даних.

```

net = Darknet(2).load_weights(gdrive=True, skip=[[29,36],[130815,65535]])
y = net(next(iter(dl_train))[0])
y[0].shape, y[1].shape

Successfully loaded!
(torch.Size([16, 3, 15, 14, 6]), torch.Size([16, 3, 30, 28, 6]))

```

Рис.3.17 Код створення об'єкта нейронної мережі та його перевірка

### 3.5 Навчання НМ

Алгоритм навчання був розділений на основні методи і етапи та був реалізований модульно використовуючи різні класи та функції такі як: Cosine annealing, Label smoothig, Focal loss та інші.

Графік швидкості навчання Cosine annealing був реалізований через клас LambdaLR із бібліотеки PyTorch. Значення функції залежить від загальної кількості епох та поточного номеру епохи.

```

: import math
import torch.optim.lr_scheduler as lr_scheduler
import matplotlib.pyplot as plt
lf = lambda x: (((1 + np.cos(x * math.pi / epochs)) / 2) ** 1.0) * 0.95 + 0.05
x=np.linspace(0,100,100)
plt.plot(x,lf(x))
plt.show()
scheduler = lr_scheduler.LambdaLR(optimizer, lr_lambda=lf)

```

Рис.3.18 Код реалізації графіку Cosine annealing

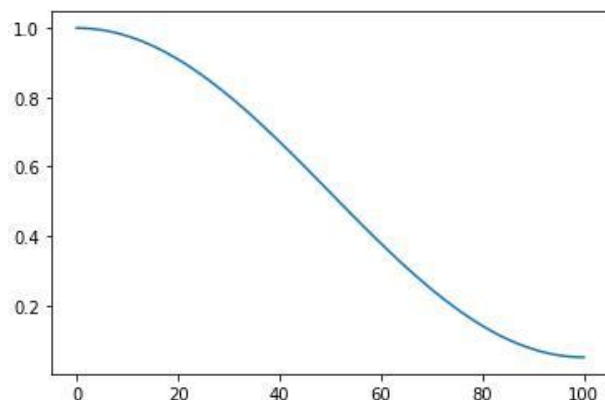


Рис.3.19 Вид графіку планувальника

Використовуючи клас FocalLoss був імплементован метод Focal Loss. Головними параметрами є alpha та gamma. Головна функція втрат представлена у вигляді бінарної перехресної ентропії.

```
class FocalLoss(nn.Module):
def __init__(self, loss_fn, gamma=1.5, alpha=0.25):
super(FocalLoss, self).__init__()
self.gamma = gamma
self.alpha = alpha
self.loss_fn = nn.BCEWithLogitsLoss(pos_weight=torch.tensor([1.0],device=device), reduction='none')
def forward(self, pred, true):
loss = self.loss_fn(pred, true)
pred_prob = torch.sigmoid(pred) # prob from Logits
p_t = true * pred_prob + (1 - true) * (1 - pred_prob)
alpha_factor = true * self.alpha + (1 - true) * (1 - self.alpha)
modulating_factor = (1.0 - p_t) ** self.gamma
loss *= alpha_factor * modulating_factor
return loss.mean()
```

Рис.3.20 Код реалізації методу та класу FocalLoss

Використовуючи функцію smooth\_BCE був імплементований метод Label Smoothing. Метод Label Smoothing являє собою техніку регуляризації, яка вносить шум для міток і завдяки цьому згладжує їх.

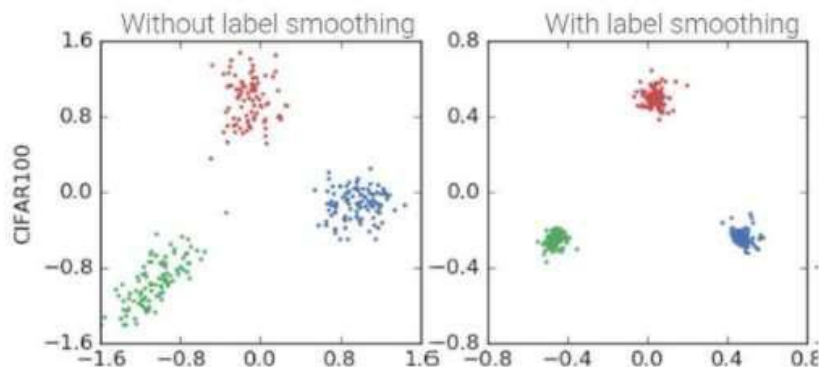


Рис.3.21 Порівняння згладжування “міток” з методом Label Smoothing та без нього. Головним параметром якого - eps. Бінарна перехресна ентропія виступає у якості головної функції втрат.

```
def smooth_BCE(eps=0.1):
# return positive, negative Label smoothing BCE targets
return 1.0 - 0.5 * eps, 0.5 * eps
```

Рис.3.22 Код імплементції методу Label Smoothing

Для процесу тренування крім перетворень початкового набору даних, вхідні та цільові дані були приведені до зручного вигляду, які відповідні до вихідних параметрів НМ. Для цієї задачі була створена функція `build_targets`. Код даної функції наведений нижче.

```
gwh = t[:, 4:6]
if nt:
    iou = wh_iou(anchors, gwh) # iou(3,n) = wh_iou(anchors(3,2), gwh(n,2))
    if use_all_anchors:
        na = anchors.shape[0] # number of anchors
        a = torch.arange(na).view(-1, 1).repeat(1, nt).view(-1)
        t = t.repeat(na, 1)
    else: # use best anchor only
        iou, a = iou.max(0) # best iou and anchor
        # reject anchors below iou_thres (OPTIONAL, increases P, lowers R)
        if reject:
            j = iou.view(-1) > 0.6 # iou threshold hyperparameter
            t, a = t[j], a[j]
        # Indices
        b, c = t[:, :2].long().t() # target image, class
        gxy = t[:, 2:4] # grid x, y
        gwh = t[:, 4:6] # grid w, h
        gi, gj = gxy.long().t() # grid x, y indices
        indices.append((b, a, gj, gi))
        # Box
        gxy -= gxy.floor() # xy
        tbox.append(torch.cat((gxy, gwh), 1)) # xywh (grids)
        av.append(anchors[a]) # anchor vec
```

Рис.3.23 Код функції `build_targets`

Так як використовуються дві функції втрат, які між собою взаємопов'язані. Задля зручності використання двох функцій втрат пов'язаних між собою була створена функція, яка буде реалізовувати загальну функцію втрат.

```

# Define criteria
BCEcls = nn.BCEWithLogitsLoss(pos_weight=ft([1.]), reduction=red)
BCEobj = nn.BCEWithLogitsLoss(pos_weight=ft([1.]), reduction=red)
# class Label smoothing https://arxiv.org/pdf/1902.04103.pdf eqn 3
cp, cn = smooth_BCE(eps=0.0)
# focal Loss
g = 1.5 # focal Loss gamma
BCEcls, BCEobj = FocalLoss(BCEcls, g), FocalLoss(BCEobj, g)
# Compute Losses
np, ng = 0, 0 # number grid points, targets
for i, pi in enumerate(p): # layer index, layer predictions
    b, a, gj, gi = indices[i] # image, anchor, gridy, gridx
    tobj = torch.zeros_like(pi[...], 0) # target obj
    np += tobj.numel()
# Compute Losses
nb = len(b)
if nb: # number of targets
    ng += nb
# GIoU
pxy = torch.sigmoid(ps[:, 0:2]) # pxy = pxy * s - (s - 1) / 2, s = 1.5 (scale_xy)
pwh = torch.exp(ps[:, 2:4]).clamp(max=1E3) * anchor_vec[i]
pbox = torch.cat((pxy, pwh), 1) # predicted box

```

Рис.3.24 Код реалізації функції втрат

Реалізувавши всі необхідні методи та функції імплементуємо завершувальну функцію процесу тренування нейронної мережі

```

for epoch in range(epochs): # epoch -----
    net.train()
    mloss = torch.zeros(4).to(device) # mean losses
    print('\n' + '%10s' * 8) % ('Epoch', 'gpu_mem', 'GIoU', 'obj', 'cls', 'total', 'targets', 'img_size')
    pbar = tqdm(enumerate(dl_train), total=nb, position=0, leave=True) # progress bar
    for i, (imgs, targets, unnorm) in pbar: # batch -----
        ni = i + nb * epoch # number integrated batches (since train start)
        imgs = imgs.to(device).float() / 255.0 # uint8 to float32, 0 - 255 to 0.0 - 1.0
        targets = targets.to(device)
        batch_size = imgs.shape[0]
        accumulate += batch_size
    # Burn-in
    if ni <= n_burn * 2:
        net.gr = np.interp(ni, [0, n_burn * 2], [0.0, 1.0]) # giou loss ratio (obj_loss = 1.0 or giou)
        for j, x in enumerate(optimizer.param_groups):
            # bias lr falls from 0.1 to lr0, all other lrs rise from 0.0 to lr0
            x['lr'] = np.interp(ni, [0, n_burn], [0.1 if j == 2 else 0.0, x['initial_lr'] * lf(epoch)])
            if 'momentum' in x:
                x['momentum'] = np.interp(ni, [0, n_burn], [0.9, hyp['momentum']])
    # Forward
    pred = net(imgs)
    # Loss
    loss, loss_items = compute_loss(pred, targets, net)

```

Рис.3.25 Код кінцевої функції процесу тренування НМ

### 3.6 Результати роботи та навчання НМ

Оскільки данна НМ вже має завантажені параметри з нейронної мережі, модель якої натренована на датасеті COCO, що представляє собою набір різних об'єктів(80 видів), то для навчання її вихідних шарів було прийнято рішення використовувати 10 епох та ще 20 для тренування всіх шарів НМ.

```

train()

0%|          | 0/650 [00:00<?, ?it/s]
Epoch  gpu_mem    GIoU    obj    cls    total  targets  img_size
/usr/local/lib/python3.6/dist-packages/torch/cuda/memory.py:346: FutureWarning: torch.cuda.memory_cached has been renamed to torch.cuda.memory_reserved. (FutureWarning)
 0/9     2.11G     1.23    0.201    0     1.43     6     448: 100%|██████████| 649/650 [02:00<00:00, 5
0/9     2.11G     1.23    0.201    0     1.43     6     448: 100%|██████████| 650/650 [02:00<00:00, 5
0%|          | 0/650 [00:00<?, ?it/s]
Epoch  gpu_mem    GIoU    obj    cls    total  targets  img_size
 1/9     2.11G     1.22    0.159    0     1.38     2     448: 100%|██████████| 650/650 [01:57<00:00, 5
0%|          | 0/650 [00:00<?, ?it/s]
Epoch  gpu_mem    GIoU    obj    cls    total  targets  img_size
 2/9     2.11G     1.2     0.134    0     1.33     4     448: 100%|██████████| 650/650 [01:54<00:00, 5
0%|          | 0/650 [00:00<?, ?it/s]
Epoch  gpu_mem    GIoU    obj    cls    total  targets  img_size
 3/9     2.11G     1.19    0.119    0     1.31     2     448: 100%|██████████| 650/650 [01:55<00:00, 5
0%|          | 0/650 [00:00<?, ?it/s]
Epoch  gpu_mem    GIoU    obj    cls    total  targets  img_size
 4/9     2.11G     1.24    0.108    0     1.35     2     448: 100%|██████████| 650/650 [02:00<00:00, 5
0%|          | 0/650 [00:00<?, ?it/s]
Epoch  gpu_mem    GIoU    obj    cls    total  targets  img_size
 5/9     2.11G     1.19    0.0992   0     1.29     4     448: 100%|██████████| 650/650 [02:01<00:00, 5

```

Рис.3.26 Процес тренування вихідних шарів нейронної мережі

```

net=net.freeze(False,included=[29,36])
epochs = 20

train()

0%|          | 0/650 [00:00<?, ?it/s]
Epoch  gpu_mem    GIoU    obj    cls    total  targets  img_size
/usr/local/lib/python3.6/dist-packages/torch/cuda/memory.py:346: FutureWarning: torch.cuda.memory_cached has been renamed to torch.cuda.memory_reserved. (FutureWarning)
0/19     2.11G     1.16    0.0925   0     1.25     4     448: 100%|██████████| 650/650 [02:01<00:00, 5
0%|          | 0/650 [00:00<?, ?it/s]
Epoch  gpu_mem    GIoU    obj    cls    total  targets  img_size
 1/19     2.11G     1.2     0.0841   0     1.28     4     448: 100%|██████████| 650/650 [01:58<00:00, 5
0%|          | 0/650 [00:00<?, ?it/s]
Epoch  gpu_mem    GIoU    obj    cls    total  targets  img_size
 2/19     2.11G     1.19    0.0786   0     1.26     2     448: 100%|██████████| 650/650 [01:55<00:00, 5
0%|          | 0/650 [00:00<?, ?it/s]
Epoch  gpu_mem    GIoU    obj    cls    total  targets  img_size
 3/19     2.11G     1.22    0.0737   0     1.3     6     448: 100%|██████████| 650/650 [01:54<00:00, 5
0%|          | 0/650 [00:00<?, ?it/s]
Epoch  gpu_mem    GIoU    obj    cls    total  targets  img_size
 4/19     2.11G     1.24    0.0682   0     1.31     21    448: 100%|██████████| 650/650 [01:53<00:00, 5
0%|          | 0/650 [00:00<?, ?it/s]
Epoch  gpu_mem    GIoU    obj    cls    total  targets  img_size
 5/19     2.11G     1.23    0.0643   0     1.29     4     448: 100%|██████████| 650/650 [01:55<00:00, 5
0%|          | 0/650 [00:00<?, ?it/s]
Epoch  gpu_mem    GIoU    obj    cls    total  targets  img_size
 6/19     2.11G     1.19    0.0608   0     1.25     4     448: 100%|██████████| 650/650 [01:58<00:00, 5
0%|          | 0/650 [00:00<?, ?it/s]
Epoch  gpu_mem    GIoU    obj    cls    total  targets  img_size

```

Рис.3.27 Процес тренування всіх шарів НМ

Використаний у тренуванні нейронної мережі підхід та використані усі вище описані методи, точність класифікації склала 94.5%, а середнє значення mAP(те наскільки чітко рамки виділяють об'єкт) складає 40.2%.

Для перевірки правильності роботи НМ, на вхід до нейронної мережі було подано зображення деталі з тестового датасету та за допомогою matplotlib було виведено передбачену межувальну рамку для даного входу.

```
test_img, _, unnorm = test_ds[0]
img = ToPILImage()(test_img)
fig = plt.figure()
ax = fig.add_subplot(1, 1, 1)
ax.imshow(img)
net.train(False)
pred = net(test_img[None].to(device).float() / 255.0)
y, p = zip(*pred) # inference output, training output
y = torch.cat(y, 1)
pred = non_max_suppression(y, conf_thres=0.1, merge=False, agnostic=True)
print(len(pred))
for pi in pred:
    if pi is not None:
        bbox = pi.tolist()[0]
        ax.add_patch(Rectangle(((bbox[0]-bbox[2])/2, (bbox[1]-bbox[3])/2),bbox[2] - bbox[0],bbox[3] - bbox[1],
        linewidth=3, edgecolor='r', facecolor='none', ls='-'))
plt.show()
```

Рис.3.28 Код виведення обмежувальної рамки

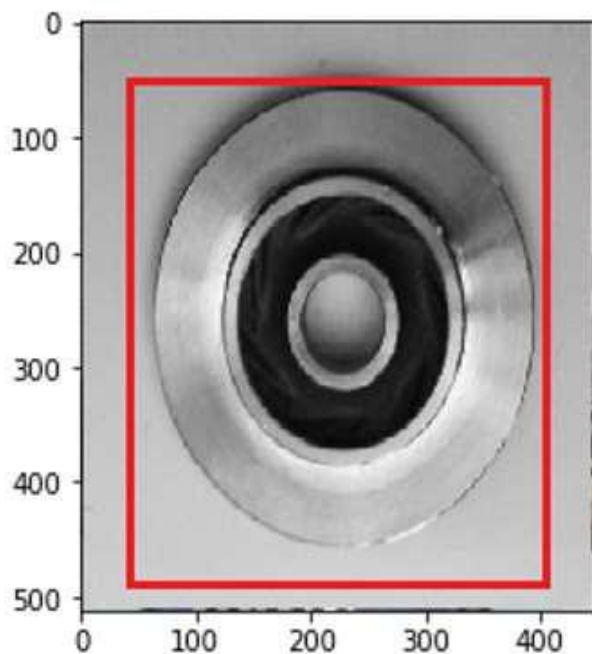


Рис.3.29 Демонстрація роботи НМ

Оскільки існує великий вибір методів, які використовуються для покращення результатів регресії та класифікації моделей КМ, для удосконалення даної НМ було прийнято рішення перевірити методи Cross-Iteration Batch Normalization(CiBN) та Mish та їх вплив на точність роботи та навчання нейронної мережі.

Функція Mish – є функцією активації, яка покращує час навчання, його точність майже у всіх представлених архітектурах нейронних мереж. Cross-Iteration Batch Normalization представляє собою шар НМ, основне завдання якого - вирішення проблем зниження якості навчання при використанні міні батчів з невеликою кількістю прикладів.

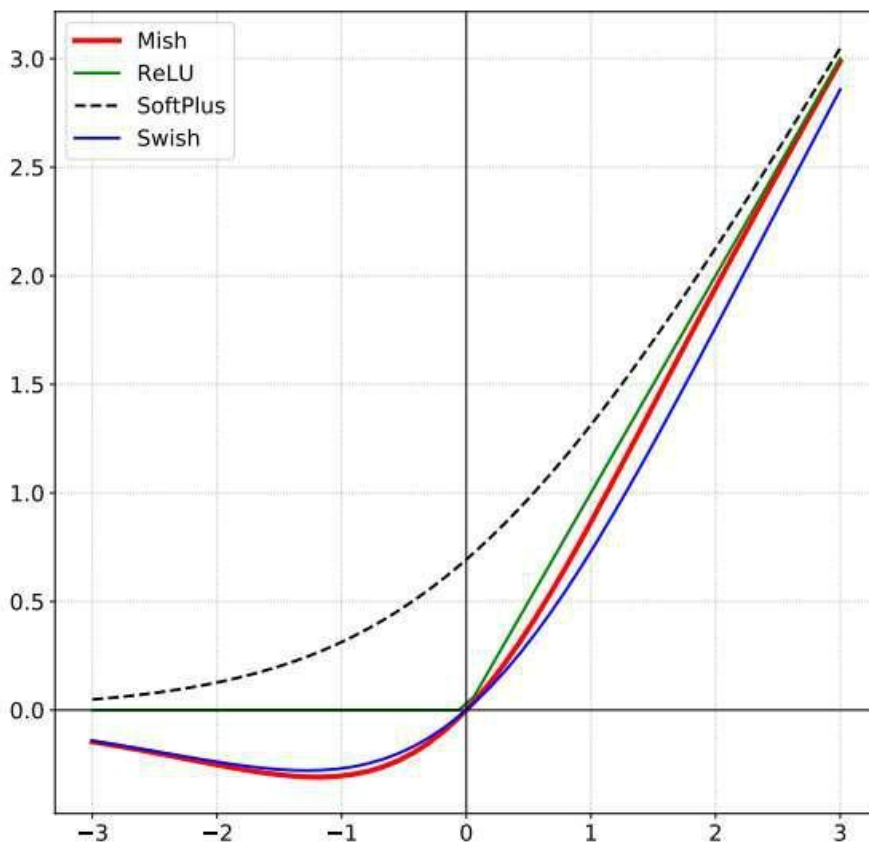


Рис.3.30 Порівняльний графік функції Mish на фоні інших функцій активації

Для того, щоб подивитися, як впливають вище описані методи на роботу НМ було вирішено провести три удосконалення НМ з тестування та тренування. Перше використовуючи Mish. Друге CiBN. Третє – використовуючи ці два методи разом. Отримавши результати, порівняти їх з результатами отриманими у попередньому розділі.



Рис.3.32 Процес тренування з використанням функції Mish

Після тестування нейронної мережі, було отримано результати значеннь mAP у 41.3%, а точність класифікаці у 96.2%, що є кращими показниками ніж базова нейронна мережа.

Другим удосконаленням було застосування шару CmBN до базової нейронної мережі. Основною перевагою при застосуванні данного шару є то, що, стандартні шари Batch Normalization при малій кількості прикладів у міні батчі не можуть коректно скорегувати їх дисперсію та mAP, оскільки вибірка мала і ці значення не відповідають значенням усього набору даних. Як показано у джерелі[17] у більшості випадках це призводить до знижень показників точності роботи НМ. Так як в данній роботі нейронна мережа натренована на зображеннях, розміри яких мають можливість набувати лише 8 пар значень, розмір міні батчу зменшується при застосуванні великих значень. Застосування шару CmBN покращує результати точності роботи нейромережі.

Для додаткового тренування, як і у удосконаленні вище беремо 20 епох для вже раніше використовантй нейронній мережі, поставивши замість шарів BN шари CmBN.

Epoch	gpu_mem	GIoU	obj	cls	total	targets	img_size	Progress	Time
13/19	2.1G	1.18	0.107	0.0269	1.31	3	448: 100%	██████████	593/593 [01:41<00:00,
14/19	2.1G	1.17	0.104	0.0276	1.3	3	448: 100%	██████████	593/593 [01:41<00:00,
15/19	2.1G	1.18	0.102	0.0266	1.31	3	448: 100%	██████████	593/593 [01:43<00:00,
16/19	2.1G	1.12	0.0997	0.0231	1.24	3	448: 100%	██████████	593/593 [01:41<00:00,
17/19	2.1G	1.13	0.0996	0.0224	1.25	1	448: 100%	██████████	593/593 [01:41<00:00,
18/19	2.1G	1.17	0.0975	0.0262	1.29	3	448: 100%	██████████	593/593 [01:41<00:00,
19/19	2.1G	1.16	0.0963	0.0241	1.28	3	448: 100%	██████████	593/593 [01:41<00:00,

Рис.3.33 Процес тренування НМ з використанням функції CmBN

Після завершення тестування поточної версії нейронної мережі, значення mAP склало 41.1%, результатів точності класифікації у 95.9%. При порівнянні з базовою НМ, показники НМ після данного удосконалення виявились кращими.

Третім удосконаленням було використання одночасно методів Mish та CmBN. Як і в попередніх двох удосконаленнях, для додаткового тренування нейронної мережі оберемо 20 епох використовуючи базову нейронну мережу, яка вже була натренована.

Epoch	gpu_mem	GIoU	obj	cls	total	targets	img_size	Progress	Time
9/19	2.1G	1.17	0.133	0.0384	1.34	3	448: 100%	██████████	593/593 [01:42<00:00,
10/19	2.1G	1.2	0.123	0.0396	1.36	3	448: 100%	██████████	593/593 [01:42<00:00,
11/19	2.1G	1.13	0.117	0.0341	1.28	3	448: 100%	██████████	593/593 [01:40<00:00,
12/19	2.1G	1.2	0.111	0.0318	1.34	3	448: 100%	██████████	593/593 [01:42<00:00,
13/19	2.1G	1.18	0.107	0.0269	1.31	3	448: 100%	██████████	593/593 [01:41<00:00,
14/19	2.1G	1.17	0.104	0.0276	1.3	3	448: 100%	██████████	593/593 [01:41<00:00,
15/19	2.1G	1.18	0.103	0.0266	1.34	3	448: 100%	██████████	593/593 [01:43<00:00,

Рис.3.34 Процес тренування з використанням функцій Mish та CmBN

Після тестування НМ з використанням даних двох функцій, значення mAP становило 42.0%, а результати точності класифікації становили 97.2%. Данна НМ з використанням функцій Mish та CmBN володіє кращими показниками ніж три попередні версії НМ розглянутих у вище даній роботі.

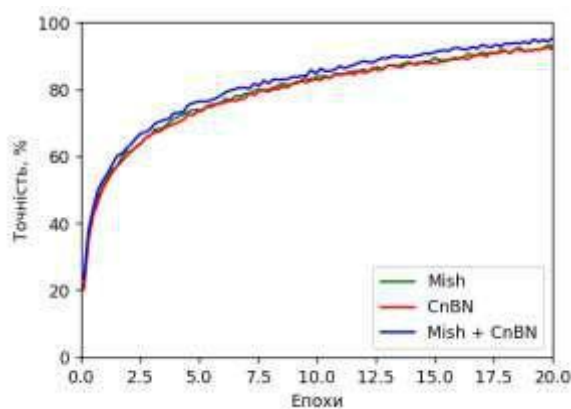


Рис.3.35 Порівняльний графік точності класифікації об'єктів при використанні функцій використаних у роботі.

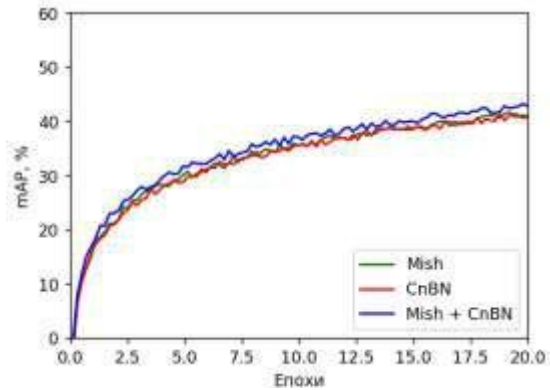


Рис.3.36 Порівняльний графік mAP у різних удосконаленнях **Висновки до розділу**

У данному розділі було обрано архітектуру НМ по детекції об'єктів, наведена реалізація алгоритму навчання та її самої. Була показана демонстрація її роботи та наведені результати її навчання.

Були проведені роботи з удосконалення НМ, за результатами яких точність класифікації нейронної мережі та точність показника mAP була підвищена.

## 4 ТАБЛИЦІ СИНТЕЗУ ДЕТАЛЕЙ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ МОБІЛЬНИХ РОБОТІВ

### 4.1 Поняття синтезу

Процес поєднання різних понять, речей(по класифікації, смислового навантаження і т.д) в один набір або у одне єдине ціле називається синтезом. Синтез являє собою відображення цілісності, у взаємозв'язку різних його частин та вивчення об'єктів у його цілісності. Синтез є нерозривно пов'язаний із аналізом, за допомогою якого, він поєднує різні частини предметів, які були розчленовані у процесі аналізу та допомагає встановити зв'язок і охарактеризувати предмет як єдине ціле.

У даному розділі було створено таблиці апаратних компонентів технічного зору мобільних роботів та таблиці підбору деталей для синтезу мобільних роботів для роботи в екстремальних умовах, які є небезпечними для життів людей, медичних роботів(клінінговий та хірургічний).

### 4.2 Таблиці деталей

Однією з найважливіших та найголовніших деталей технічного зору є камери. Від типу випромінювання та виділення цілей контролю залежить спектр обзору, яким камера буде володіти. Усього є декілька типів камер, які мають основні спектри обзору.

Спектр обзору камери				
Камера, яка чутлива до видимих об'єктів	Інфрачервоні камери	Камери з використанням рентгенівських лучів	Ультрафіолетові камери	Мультиспектральні камери

Таб.4.1 Деталі для мобільного робота(камери)

Датчик зображення представляє собою спеціалізовану цифрову або аналогову інтегральну мікросхему, яка складається з чутливих до світла елементів, які називаються фотодіоди. Інфрачервоні камери допускають можливість мати теплове бачення на борту робота. Камери з використанням рентген технологій, активно використовуються у медичній сфері як і ультрафіолетові. Самими новітніми та сильними по технічним показникам є мультиспектральні камери, однак вони найкоштовніші.

Існує 4 основних типи датчиків зображення.

Датчик зображення			
Датчик CCD	Датчик CMOS	Мікроболометр	Датчик FPA

Таб.4.2 Деталі для мобільного робота(датчики зображення)

Датчик зображення типу CCD найдешевший із 4 типів датчиків, однак при цьому показує нормальний рівень по показнику ціна/якість. Із слабких місць даного типу дачика – це велика чутливість до бліків та вибагливі вимоги до навколишньої температури. Датчик зображення типу CMOS мають кращі показники по всім характеристикам(швидкість зчитування, використання енергії, адаптування до низького рівню освітлюваності) ніж датчики типу CCD, однак вони значно дорожчі ніж перші.

Мікроболометри – в основному використовують інфрочервоне зитування та використовуються у тепловихкамерах. Одним з головних плюсів являється низька вага, що дозволяє вішати його майже на будь-якого мобільного робота з будь-яким рівнем вантажопідйоснті.

Головна особливість датчиків типу FPA це дуже високий рівень якості зображення, що дозволяє його використовувати у медичних цілях. Головними мінусами є великий розмір датчика та ціна.

Далі ідуть 4 основних типи освітлення, які використовуються у ситемах технічного зору робітв

Типи освітлення			
Люмінісцентне	Галогенне	Світлодіоди	УФ

Таб.4.3 Деталі для мобільного робота(типи освітлення)

Більш детально про данні типи освітлення, які використовуються на бортах мобільних роботів було описано у розділі 2.18

Далі наведена таблиця датчиків навколишнього середовища, які використовуються на бортах мобільних роботів

Датчики навколишнього середовища						
Тактильний датчик	Звукові та лазерні датчики(узлі дари, лазери)	Датчик місцера з ашування	Інфрачервоний датчик	Датчик виміру температури	Сенсор метану	Бортовий дозиметр

Таб.4.4 Деталі для моб робота(датчики навк. середовища)

Звуковий датчик основне завдання – безперешконе переміщення та вимірювання відстані до цілей або перешкод. Тактильні датчики(тобто при торкані до об'єкту) використовуються у промислових сферах(заводи, фабрики), а також у медичній сфері при виконанні операцій. Датчики місцерозташування фіксують положення робота. Датчики температури – автоматично вимірює температуру у середовищах. Сенсор метану установлюють у дуже вузькому спектрі виконуваних операцій, як і бортовий дозиметр.

Спосіб переміщення			
	Колеса	Пропелери	Антропоморфні ноги

Таб.4.5 Деталі для моб робота(деталі для переміщення робота)

Усі види мобільних роботів з можливими видами переміщення були описані у

2.2. Далі наведена таблиця допоміжних елементів мобільних роботів

Тип живлення	Робочі елементи	Зв'язок з користувачем	Процесори	Тип двигуна

Блоки живлення	Руки маніпулятори	WI-FI роутер	ROS	Серводвигуни
----------------	-------------------	--------------	-----	--------------

Таб.4.6 Допоміжні елементи мобільних роботів

Продовження таблиці 4.6 Допоміжні елементи мобільних роботів

Тип живлення	Робочі елементи	Зв'язок з користувачем	Процесори	Тип двигуна
Акумулятори	Мелічнеобладнання+ маніпулятори	Система зворотнього зв'язку з користувачем	Серія IntelCore i( )	Двигун постійного струму

Проаналізувавши всі вище описане, було створено таблицю синтезу мобільного робота для роботи у складних кліматичних умовах та умовах, які становлять загрозу для життя людей.

Мобільний робот для роботи в екстримальних умовах, які загрожують життю людини					
Спектр камери	Інфрачервоні камери			Камери, чутливі до видимих об'єктів	
Датчик зображення	Мікроболометр			CMOS	
Датчики навколишнього середовища	Датчик виміру температури	ІЧ-датчик	Бортовий дозиметр	Сенсор(датчик) метану та датчик місця	Звукові та лазерні датчики(ехолокатори, уз, лідари)
Тип освітлення	Люмінісцентне			Світлодіоди	
Спосіб переміщення	Гусениця			Колеса	
Тип живлення	Акумулятор			Адаптер(блок живлення)	
Робочий елемент	Руки маніпулятори				
Зв'язок	Система зворотнього зв'язку з користувачем				

Процесори	Серія IntelCore i( )	ROS(Robot Operating System)
Тип двигуна	Двигуни постійного струму	Серводвигуни

Таб.4.7 Таблиця синтезу деталей МР для роботи в екстримальних умовах

Провівши аналіз вище описаних деталей, таблиць, датчиків, сенсорів, елементів, способів та типів була створена таблиця синтезу мобільного робота-хірурга для роботи у медичних закладах.

Мобільний робот-хірург для роботи у медичних закладах				
Спектр камери	Камери з використанням рентгенівських лучів	Мультиспектральні	УФ-камери	Камери, чутливі до видимих об'єктів
Датчик зображення	Мікроболометр	FPA датчик	CCD датчик	
Датчики навколишнього середовища	Датчик місцерозташування	ІЧ-датчик		Тактильний сенсор(датчик)
Тип освітлення	Галогенне		Світлодіоди	
Спосіб переміщення	Антропоморфні ноги		Колеса	
Тип живлення	Акумулятор		Адаптер(блок живлення)	
Робочий елемент	Руки маніпулятори+медичне обладнання встановлене на борту робота			
Зв'язок	Система зворотнього зв'язку з користувачем			
Процесори	Серія IntelCore i( )	ROS(Robot Operating System)		
Тип двигуна	Двигуни постійного струму			

Таб.4.8 Таблиця синтезу деталей мобільного робота-хірурга для робіт у медичних закладах

Провівши аналіз вище описаних деталей, таблиць, сенсорів, елементів, датчиків, способів та типів була створена таблиця синтезу для мобільного клінічного робота для роботи у медичних закладах

Мобільний робот-клінер для роботи у медичних закладах				
Спектр камери	Камери, які чутливі до видимих об'єктів			
Датчик зображення	Датчик CMOS		CCD датчик	
Датчики навколишнього середовища	Датчик місцезнаходження		ІЧ-датчик	Звукові та лазерні датчики(лазер, лідар)
Тип освітлення	Галогенне	УФ-освітлення	Люмінісцентне	Світлодіоди
Спосіб переміщення	Колеса			
Тип живлення	Акумулятор		Адаптер(блок живлення)	
Робочий елемент	Маніпулятори+обладнання для очистки місцевості			
Зв'язок	Система зворотнього зв'язку з користувачем		Wi-Fi роутер	
Процесори	Серія IntelCore i(_)		ROS(Robot Operating System)	
Тип двигуна	Серводвигуни			

Таб.4.9 Таблиця синтезу деталей мобільного робота-клінера для медичних закладів **Висновки до розділу**

Було проаналізовано складові частини мобільних роботів, та зроблено синтез таблиці деталей для 3 мобільних роботів.

## 5 АЛГОРИТМ СТВОРЕННЯ ТАБЛИЦЬ СИНТЕЗУ ДЕТАЛЕЙ МОБІЛЬНИХ РОБОТІВ

### 5.1 Алгоритм таблиць синтезу деталей та його опис

Для таблиць синтезу деталей мобільних роботів описаних у минулому розділі треба створити алгоритм послідовності. Для цього треба описати принципи взаємодії та роботи деталей при їх синтезуванні.

Через великі габарит алгоритму(інший формат сторінок) та для зручності занесення його у роботу було розділено алгоритм на частини.



Рис.5.1 Алгоритм таблиць синтезу деталей(початкова частина)

Для мобільного робота, який призначений для роботи в екстримальних умовах, які загрожують життю людини було вибрано гусеничне шасі, оскільки екстримальні умови припускають знаходження у тяжкопересічній місцевості такі як: кар'єри, болото, обвали у шахтах та інші. У данній роботі під екстримальними умовами, які загрожують життю людини мається на увазі обвал у шахті по видобутку урану, хоча можливе і використання колісного шасі. Ще однією з переваг використання саме гусеничного шасі є легкий синтез у використанні з сервоприводним двигуном. Оскільки такий тип двигуна встановлюється саме на роботів з мали габаритами до(2.5 кг)[26] та тяжка

сумісність із колісничним шасі робить його гарним варіантом для даного типу робота. У якості освітлення на борту робота краще підійдуть світлодіоди через їх довговічність та стійкість до механічних пошкоджень, хоча це і не відкидає можливість використання люмінесцентних ламп. У якості робочого елемента підійдуть руки маніпулятори, а процесор – ROS або IntelCore i-тої серії. Для зв'язку з користувачем підійде будь-яка система зворотнього зв'язку, використання технології Wi-Fi у екстримальних умовах буде недоцільне. Тип живлення – акумулятор або адаптер. У якості систем технічного зору робота підійдуть датчики зображення CMOS(через їх характеристики) та мікроболемтр для можливості мати на борту тепловий зір. Для спектру зображення підійдуть камери чутливі до видимих об'єктів та інфрачервоні камери. Обов'язковими на борту такого робота є датчики метану, дозиметр, датчик місцезнаходження, датчик температури, ІЧ-датчик та один або декілька звуко-лазерних датчиків(уз, лідар, лазери).

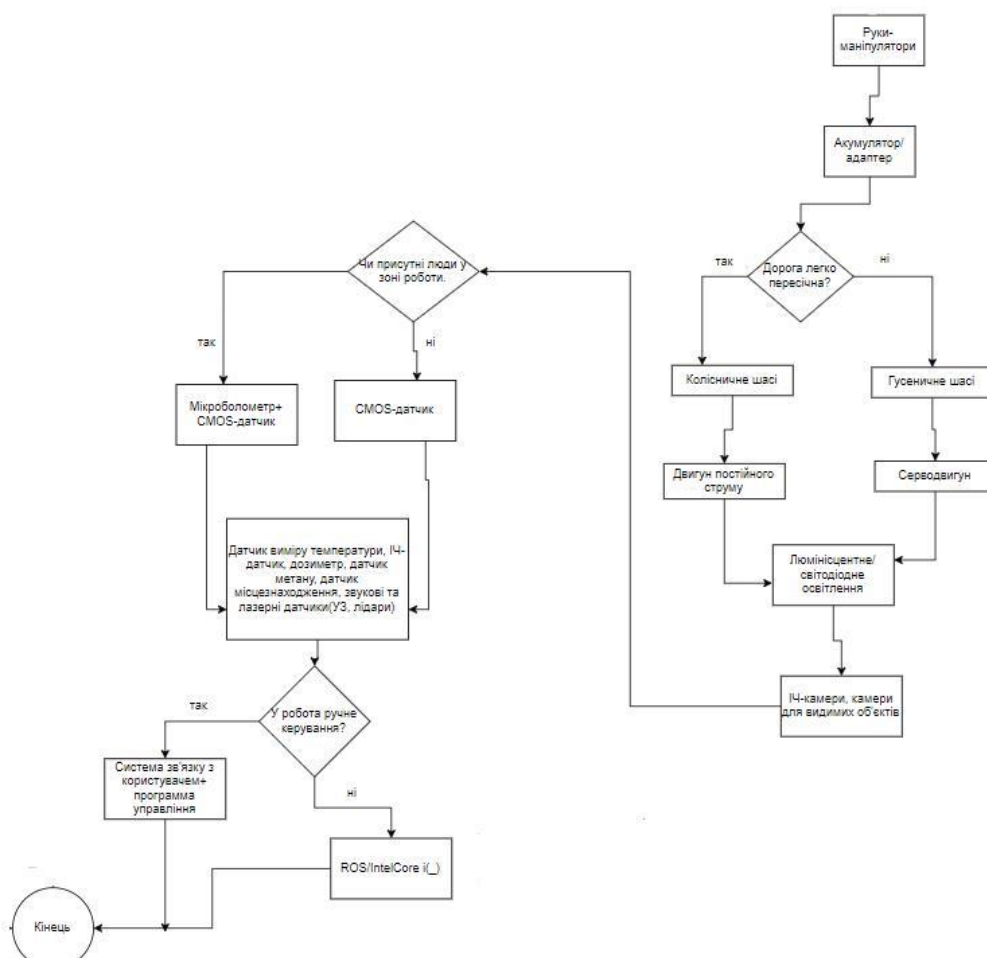


Рис.5.2 Алгоритм таблиць синтезу деталей для роботи МР у екстримальних умовах

Для мобільного робота-клінера основна задача, якого очищення приміщень медичних закладів, було обрано колісне шасі, оскільки переміщуватись він буде по гладкій поверхні та серводвигун(оскільки робот буде малогабаритним)[17]. У якості робочого елемента МР вибрано маніпулятори та обладнання для очистки місцевості. Процесори ROS/IntelCore та система зв'язку з користувачем або Wi-Fi технології. Підійде акумулятор або адаптер. Із спектру зображень камер підійдуть звичайні камери, які чутливі до видимих об'єктів. Із датчиків зображень підійде CMOS або більш дешеві та прості CCD. Із датчиків навколишнього середовища підійдуть датчики місцерозташування, лазерні датчики, ІЧ-датчики. Підійдуть усі типи освітлення, а особливо УФ-освітлення для дезинфекції кімнат медичних закладів.

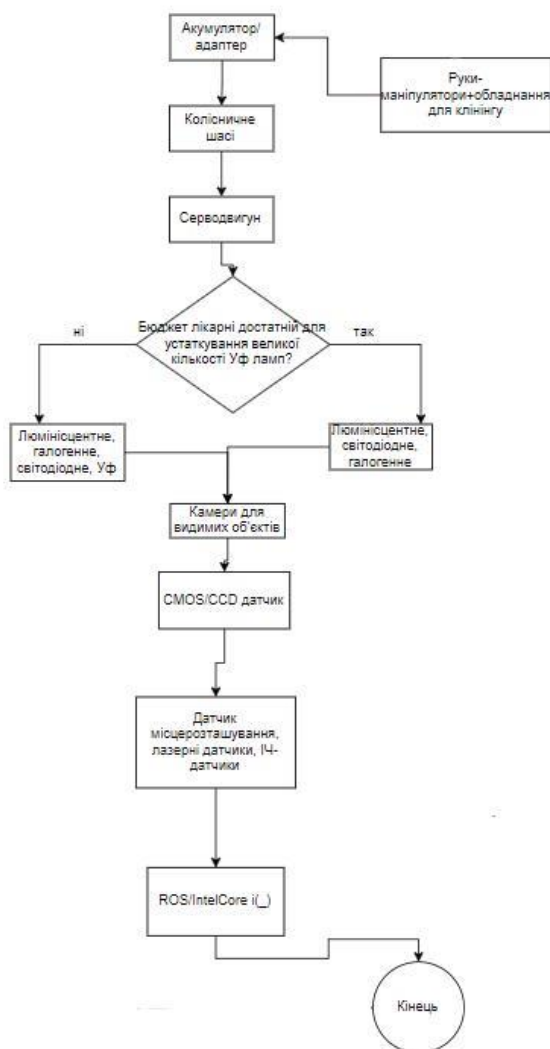


Рис.5.4 Алгоритм таблиць синтезу деталей МР-клінера

Для МР-хірурга підійде двигун постійного струму(через великі габарити об'єкту) та ноги або колеса. У якості живлення підійде акумулятор або адаптер, а робочий елемент представлений у виді рук маніпуляторів та медичних пристроїв хірургічного втручання. Присутній зв'язок з користувачем та процесори типу IntelCore/ROS. Для медичних операцій потрібне яскраве освітлення(галогенне або світлодіодне). Датчик зображення для таких цілей має бути мікроблометр, CCD датчик та дуже дорогий та найсильніший по технічним показникам датчик типу FPA , а спектр камери для медичних цілей має бути з використанням рентгенівських лучів або УФ камери або мультиспектральні.

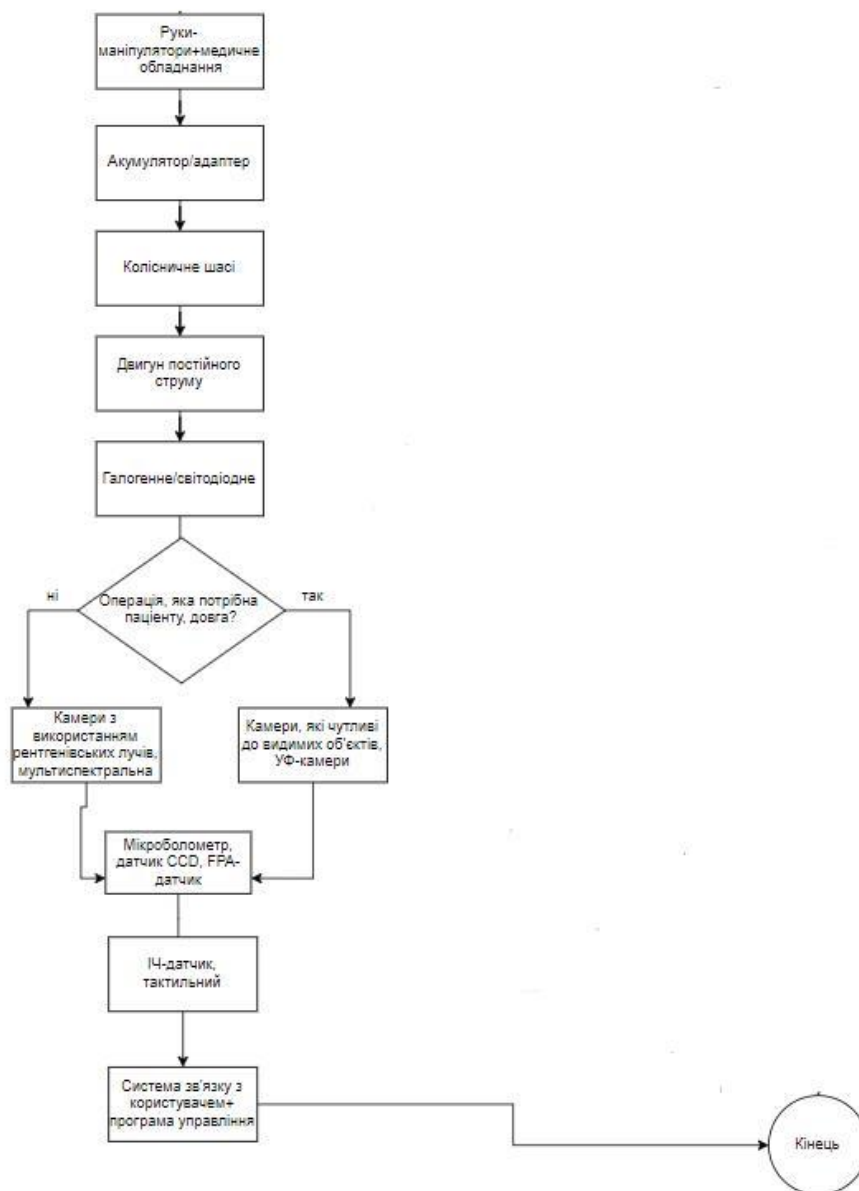


Рис.5.6 Алгоритм таблиць синтезу деталей для МР-хірурга

### **Висновки до розділу**

Було створенно алгоритм побудови таблиць синтезу деталей МР наведений у 4 розділі та приведений опис до них.

## 6 START-UP ПРОЕКТ

## 6.1 Опис проекту

Ідея проекту – у створенні нейронної мережі для детекції дефективних виробів виробництва для системи технічного зору мобільного робота, а також таблиць синтезу деталей мобільних роботів для 3 видів мобільних роботів(робот-хірург, робот-клінер та робот для роботи у екстримальних ситуаціях).

Зміст ідеї	Напрями застосування	Вигода для користувача
НМ для детекції дефективних виробів та таблиці синтезу деталей	Заводи(тяжка промисловість)	Збільшення якості відсіювання браку
	Надання наочного зображення складових частини для мобільних роботів	Ознайомлення кінцевих користувачів із компонентами МР

Таб.6.1 Опис start-up проекту

Звичайно, на ринку існує нормальна кількість конкурентів у яких є велика кількість плюсів у їх системах. Особливістю розробленої і удосконаленої у данній роботі НМ є високі показники точності класифікації при використанні на низькому або обмеженому апаратному забезпеченні. Також плюсом данної НМ є спеціалізація на одному виду деталі

Для таблиць синтезу деталей МР конкуренти не яскраво виражені. Існує безліч інформаційних ресурсів з купую інформації, яка погано або взагалі не класифікована та не синтезована.

Наразі усі існуючі варіанти синтез таблиць які наповнені інформацією про апаратні складові мобільних роботів занадто громіздкі, що погано впливає на їх засвоюваність.

№	Характеристики проекту
1	Детекція дефективних виробів
2	Синтез апаратних компонентів

Таб.6.2 Визначення характеристик проекту

Концепції конкурентів		Слабка сторона	Нейтральна сторона	Сильна сторона
Проект	конкурент	Наявність подібних НМ/таблиць	Простота використання	Конкуренти мають громіздкі, погано класифіковані аналоги
Нейро мережа та синтез таблиці	Інші НМ та баз даних			
		Спеціалізація на одному виді деталей		Високі показники точності детекції на слабких або обмежених апаратних забезпеченнях

Таб.6.3 Конкуренти

Ідея актуальна, через простоту та доступність, а також завдяки нейтральним, слабким та сильним сторонам проекту описаним у таблиці 6.3.

## 6.2 Технологічний аудит проекту

№	Ідея	Технологія	Наявність техн	Доступність техн.
1	НМ з детекції дефектів виробів/таблиці	Технологія реалізації розробк НМ	Наявна	Доступна

Таб.6.4 Технолочно здійсненність проєкту

#### Можлива реалізація проєкту

Для розробки необхідно мати ПК з можливістю виходу у мережу інтернет. Обрана технологія функціональна та не має надобності у доробленні.

#### 6.3 Аналіз ринкових можливостей для запуску start-up проєкту

Для планування напрямків розвитку та виходу на ринок необхідно проаналізувати ринкові можливості та ринкові загрози та ризики для впровадження проєкту на ринок. Також треба проаналізувати потреби клієнтів та пропозиції ринку, детальніше це проаналізовано у таблиці 6.5

№	Показники ринку	Характеристика
1	Кількість гравців	Розробники НМ, користувачі
2	Динаміка	Зростання
3	Стандартизація/сертифікація	Відповідно до вимог користувачів
4	Обмеження на вхід	Конкуренти

Таб.6.5 Попередня характеристика ринку start-up проєкту

Проєкт є привабливим для ринку.

## 6.4 Розробка ринкової стратегії

№	Профіль цільової групи	Готовність сприйняття продукту	Попит у межі сегменту	Рівень конкуренції	Простота входу
1	Продавці	Готові	Присутній	Помірний	Помірна
2	Орендарі	Готові	Присутній	Помірний	Помірна
3	Покупці	Готові	Присутній	Помірний	Складна
4	Орендарі	Готові	Присутній	Помірний	Складна

Таб.6.6 Цільові групи можливих споживачів

№	Альтернатива розвитку для проекту	Стратегія охоплення ринку	Позиції конкурентоспроможні відповідно до обраних альтернатив	Початкова стратегія розвитку
1	Нові ринки	Стратегія спеціалізації	Проект багатомовний	Диференційована стратегія

Таб.6.7 Початкові стратегії розвитку

№	Проект – “першопроходець” ?	Пошук нових споживачів чи переманювання вже існуючих конкурентів	Копіювання основних характеристик товару(продукції) конкурентів чи ні	Стратегія конкурентноспроможної поведінки

1	Ні	Пошук нових	Ні	Певні переваги над існуючими аналогами
---	----	-------------	----	--

Таб.6.8 Початкова(базова) стратегія конкурентної поведінки

№	Вимоги до товару	Початкова стратегія розвитку	Ключ конкурентноспроможності власного проекту	Комплексна позиція(асоціація) власного проекту
1	Зручність Точність, простота	Диференціаль	Висока точність, спеціалізація під певний вид деталей	Стандарт якості деталей - ISO 8402

Таб.6.9 Стратегія позиціонування

### 6.5 Маркетинг программа start-up проекту

Треба сформувавши маркетинг концепцію продукту, який отримає споживач. Наведемо результати аналізу конкурентноспроможності продукту.

Потребність	Вигідність	Переваги над конкурентами
Детекція бракованих деталей	НМ для детекції бракованих деталей з високою точністю	Точність, простота, зручність

Таб.6.10 Ключові переваги потенційного продукту

Особливості поведінки цільові аудиторії	Канали для комунікації з цільовими клієнтами	Ключові позиції	Основні рекламні завдання
Краще за менші гроші	Соціальні мережі, месенжери	Висока точність та демпінгова цінова політика	Залучення якомога більшої кількості користувачів продукту

Таб.6.11 Трьохрівневий опис моделі товару

### Висновки до розділу

В цьому розділі було розглянуто модливості виходу проекту на ринок. Була розроблена маркетингова програма, визначена стратегія конкурентних поведінок, позиціонування, визначена цільова група. Помічені слабкі сильні та нейтральні сторони проекту. Наведена стратегія розвитку.

## ВИСНОВКИ

У данній роботі було наведено світову характеристику сервісних(мобільних роботів). Схематично та за допомогою діаграм показані країни – лідери у робототехнічній сфері малих(мобільних) роботів.

Проаналізовано та графічно зображено усі компоненти, технології, системи, апаратні частини та складові частини технічного(машинного та комп'ютерного зору) мобільних роботів.

На основі проаналізованого матеріалу було розроблено нейронну мережу по детекції дефективних деталей ливарного виробництва для технічного зору мобільних роботів, а також таблиці синтезу деталей для 3 мобільних роботів за їх видом використання.

Було розроблено start-up проект та показана стратегія виходу продуктів на ринок споживачів

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. John M. Holland, *Designing Autonomous Mobile Robots: Inside The Mind of An Intelligent Machine*, 2005. P. 113.
2. Frank L. Lewis, *Autonomous Mobile Robots: Sensing, Control, Decision Making and Applications*, 2006. P. 147-148.
3. H.R. Everett, *Sensors For Mobile Robots*, 1995. P. 203-206.
4. Michael, Gregory, Jenkin, Dudek, *Computational Principles of Mobile Robotics*, 2010. P. 155.
5. Jared Kroff, *Mobile Robot Systems: Advanced Designing and Development*, 2015. P. 177-179.
6. Alonzo Kelly, *Mobile Robotics: Mathematics, Models, and Methods*, 2013. P. 84-86.
7. A Castellanos; Juan D Tardos, *Mobile Robot Localization and Map Building: A Multisensor Fusion Approach*, 2012. P. 325-328.
8. Malik, Sadath, *Virtual Prototyping for Conceptual Design of Tracked Mobile Robots*, 2011. P. 208-217.
9. Ashraf Aboshosha, *Adaptive Navigation and Motion Planning for Autonomous Mobile Robots*, 2011. P. 160-180.
10. Lentin Joseph, *Learning Robotics Using Python*, 2012. P. 110-117.
11. Joseph L. Jones, Bruce A. Seiger, Anita M. Flynn, *Mobile Robots: Inspiration to Implementation, Second Edition*, 1998. P. 433-447.
12. Illah R. Nourbakhsh, Roland Siegwart, Davide Scaramuzza, *Introduction to Autonomous Mobile Robots (Intelligent Robots and Autonomous Agents)*, 2004. P. 138-174.
13. Frank C. Park and Kevin M. Lynch, *Modern Robotics: Mechanics, Planning, and Control*, 2017. P. 65-82.
14. Igor Aleksander, *Computing Techniques for Robots*, 2014. P. 162-173.
15. Ramn Gonzlez, Francisco Rodriguez, Jos Luis Guzmán, *Autonomous Tracked Robots in Planar Off-Road Conditions: Modelling, Localization, and Motion Control*, 2014. P. 125-137.

16. Executive Summary WR 2021 Service Robots // [website]. URL: <https://ifr.org/>. (viewed on: 17.11.2021).
17. Типы двигателей. Моторы для самодельного робота. // [website]. URL: <https://robolive.ru/typy-dvigatlej/> (дата звернения: 17.11.2021).
18. Steven Lindblom, How to Build a Robot, 1985. P. 42-57.
19. Thomas Braunl, Embedded Robotics: Mobile Robot Design and Applications with Embedded Systems, 2008. P.130-172.
20. Lauren Barnett, Modern Robotics, 2021. P. 234-252.
21. Jennifer Ann Fretland VanVoorst, Rise of the Thinking Machines: The Science of Robots, 2008. P. 295-305.
22. Cameron Hughes and Tracey Hughes, Robot Programming: A Guide to Controlling Autonomous Robots, 2016. P. 89-111.
23. Joseph A. Angelo Jr., Robotics: A Reference Guide to the New Technology, 2006. P. 109-122.
24. Wil Mara, Robotics: Science, Technology, Engineering, 2015. P. 117-129.
25. Jalal Lana, Mpso and MGA Approaches for Mobile Robot Navigation, 2013. P. 126-137.
26. Joe Jones, Robot Programming : A Practical Guide To Behavior-Based Robotics, 2004. P. 131-143.

## ПЕРЕЛІК ГРАФІЧНОГО МАТЕРІАЛУ