

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

Приладобудівний факультет

Кафедра автоматизації та систем неруйнівного контролю

«На правах рукопису»
УДК 681.5

До захисту допущено:

Завідувач кафедри

_____ Юрій КИРИЧУК

«__» _____ 2022р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра

**за освітньо-професійною програмою «Комп'ютерно-інтегровані системи та
технології в приладобудуванні»**

**зі спеціальності 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані
технології»**

**на тему: «Система автоматизованого аналізу даних тепловізійного
відеонагляду»**

Виконав:

Студент II курсу, групи ПК-11мп
Складчиков Іван Олександрович _____

Керівник:

Ст.викладач, доктор філософії
Момот Андрій Сергійович _____

Консультант з розробки стартап-проекту:

Завідувач кафедри економічної кібернетики,
доктор економічних наук, професор
Бояринова Катерина Олександрівна _____

Рецензент:

Професор, доктор технічних наук
Защепкіна Наталія Миколаївна _____

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

Київ – 2022 року

**Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»**

Приладобудівний факультет

Кафедра автоматизації та систем неруйнівного контролю

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»

Освітньо-професійна програма «Комп'ютерно-інтегровані системи та технології в приладобудуванні»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Юрій КИРИЧУК

«__» _____ 2022 р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студенту

Складчикову Івану Олександровичу

1. Тема дисертації «Система автоматизованого аналізу даних тепловізійного відеонагляду», керівник дисертації старший викладач кафедри АСНК Момот Андрій Сергійович, затверджені наказом по університету від «09» листопада 2022 р. №4110-с.
2. Термін подання студентом дисертації 15 грудня 2022 р.
3. Об'єкт дослідження: процес аналізу термографічних зображень.
4. Вихідні данні: детектування 4 класів об'єктів з мінімальним mAP 51%. Діапазон відстаней детектування об'єктів 1-50 метрів.
5. Перелік завдань, які потрібно розробити: провести аналітичний огляд, проаналізувати вузли структурної схеми, розробити програмні алгоритми та провести тестування системи, розробити стартап-проекту.
6. Орієнтовний перелік графічного матеріалу (ілюстративного): 3 плакати.
7. Орієнтовний перелік публікацій: 3 публікації.

8. Консультанти розділів дисертації**^{ну} та

| Розділ | Прізвище, ініціали та посада консультанта | Підпис, дата | |
|--------------------------|---|----------------|------------------|
| | | завдання видав | завдання прийняв |
| Розробка стартап-проекту | Бояринова К.О., д.е.н., проф.; завідувач кафедри економічної кібернетики КПІ ім. Ігоря Сікорського | | |

9. Дата видачі завдання: _____

Календарний план

| № з/п | Назва етапів виконання магістерської дисертації | Термін виконання етапів магістерської дисертації | Примітка |
|-------|---|--|----------|
| 1 | Проаналізувати сучасний стан систем тепловізійного відеонагляду та визначити напрямки їх удосконалення. | 11.10.2021 | Виконано |
| 2 | Ознайомитися з існуючими методами автоматизованого виявлення і розпізнавання об'єктів на термографічних зображеннях. | 20.11.2021 | Виконано |
| 3 | Обґрунтувати використання нейронних мереж для покращення якості детектування об'єктів та вибрати необхідний тип мережі. | 18.03.2022 | Виконано |
| 4 | Розробити алгоритмічне та програмне забезпечення запропонованої автоматизованої системи аналізу термографічних даних. | 25.05.2022 | Виконано |
| 5 | Провести тестування на реальних даних та отримати кількісні оцінки якості роботи системи. | 20.07.2022 | Виконано |
| 6 | Розробка стартап-проекту | 30.09.2022 | Виконано |
| 7 | Формулювання висновків | 15.11.2022 | Виконано |

Студент

Іван СКЛАДЧИКОВ

Науковий керівник дисертації

Андрій МОМОТ

* Якщо визначені консультанти. Консультантом не може бути зазначено керівника дипломного проекту

РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація складається з 5 розділів, 95 сторінок, містить 23 ілюстрації, 38 таблиць, було опрацьовано 38 джерел.

Мета роботи: автоматизація процесу аналізу термографічних зображень із застосуванням нейромережових технологій, що забезпечуватиме підвищення інформативності та достовірності роботи систем тепловізійного відеонагляду.

Завдання магістерської роботи:

1. Проаналізувати сучасний стан систем тепловізійного відеонагляду та визначити напрямки їх удосконалення.
2. Ознайомитися з існуючими методами автоматизованого виявлення і розпізнавання об'єктів на термографічних зображеннях.
3. Обґрунтувати використання нейронних мереж для покращення якості детектування об'єктів та вибрати необхідний тип мережі.
4. Розробити алгоритмічне та програмне забезпечення запропонованої автоматизованої системи аналізу термографічних даних.
5. Провести тестування на реальних даних та отримати кількісні оцінки якості роботи системи.

Об'єкт дослідження: процес аналізу термографічних зображень.

Предмет дослідження: методи автоматизованого детектування і розпізнавання об'єктів на термографічних зображеннях.

ABSTRACT

The master's dissertation consists of 5 sections, 95 pages, contains 23 illustrations, 38 tables, was processed 38 sources.

Purpose of the work: automation process of analysis thermographic images using neural network technologies, which will increase the information content and reliability of thermal imaging video surveillance systems.

Tasks of the master's dissertation:

1. Analyze the current state of thermal imaging video surveillance systems and identify areas for their improvement.
2. To get acquainted with the existing methods automated detection and recognition of objects on thermographic images.
3. Justify use of neural networks to improve quality of object detection and select the required type of network.
4. To develop algorithmic and software for the proposed automated system thermographic data analysis.
5. Conduct testing on real data and obtain quantitative estimates of the quality system.

Object of research: the process analysis thermographic images.

Subject of research: methods of automated detection and recognition objects in thermographic images.

ЗМІСТ

| | |
|--|----|
| ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ | 8 |
| ВСТУП | 9 |
| РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД | 10 |
| 1.1. Основи тепlobачення | 10 |
| 1.2. Охоронні тепловізори | 12 |
| 1.2. Обґрунтування вибору методу детектування об'єктів | 15 |
| 1.3. Аналіз існуючих робіт | 19 |
| 1.4. Постановка завдання | 22 |
| Висновки до розділу | 23 |
| РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА ТА ПІДБІР ВУЗЛІВ СТРУКТУРНОЇ СХЕМИ ... | 24 |
| 2.1. Структурна схема | 24 |
| 2.2. Вибір охоронного тепловізора | 25 |
| 2.3. Аналіз моделей автоматизованого детектування об'єктів | 30 |
| Висновки до розділу | 35 |
| РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА ПРОГРАМНИХ АЛГОРИТМІВ | 36 |
| 3.1. Розробка алгоритму роботи системи | 36 |
| 3.2. Вибір модифікації моделі YOLO | 40 |
| 3.3. Реалізація обраної моделі | 43 |
| 3.3.1. Опис навчального набору даних | 43 |
| 3.3.2. Вибір середовища розробки | 44 |
| 3.3.3. Реалізація нейромережевої моделі | 46 |
| Висновки до розділу | 51 |
| РОЗДІЛ 4. ТЕСТУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ | 52 |

| | |
|--|----|
| 4.1. Використання системи для аналізу тестових даних..... | 52 |
| 4.2. Оцінка якості роботи системи | 54 |
| Висновки до розділу | 62 |
| РОЗДІЛ 5. РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЕКТУ «СИСТЕМА АВТОМАТИЗОВАНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ ТЕПЛОВІЗІЙНОГО ВІДЕОНАГЛЯДУ»..... | 63 |
| 5.1. Опис та технологічний аудит ідеї проекту..... | 63 |
| 5.2. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту..... | 67 |
| 5.3. Розроблення ринкової стратегії розвитку | 75 |
| 5.4. Розроблення маркетингової програми стартап-проекту..... | 78 |
| Висновки до стартап-проекту | 88 |
| ВИСНОВКИ..... | 90 |
| СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ..... | 91 |

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

| | | |
|------|---|-----------------------------------|
| ОК | — | об'єкт контролю; |
| НК | — | неруйнівний контроль |
| НМ | — | нейронна мережа |
| ПЗ | — | програмне забезпечення; |
| ПК | — | персональний комп'ютер; |
| ЦОІ | — | цифрове опрацювання інформації; |
| ІЗ | — | інтернет з'єднання; |
| МАГК | — | метод аналізу головних компонент; |
| СКВ | — | середньоквадратичне відхилення; |
| ЗНМ | — | згортова нейронна мережа; |

ВСТУП

На сьогоднішній день, технології відеоспостереження майже всюди використовуються в тій чи іншій формі. Особливо широке застосування вони знаходять в області контролю безпеки. Останніми роками стає все більш поширеною практикою покладатися на тепловізійне обладнання для отримання найкращих результатів щодо захисту периметру, ідентифікації об'єктів та інших подібних безпекових завдань. Інтерпретація теплових зображень не проста, і в результаті людина-оператор стає ще більш критичним елементом ланцюжка визначення загроз. Система людського зору не є досконалою і має обмеження щодо кількості інформації, яку вона може сприймати. Окрім того, людині складно забезпечити якісний безперервний нагляд за територією. Тому завдання автоматизації аналізу даних тепловізійних систем відеонагляду стає все більш актуальним. Аналіз теплових зображень для отримання значущої інформації є складним завданням. Тому цифрова обробка термограм розглядається як дуже важлива область досліджень для їх автоматизованого аналізу та інтерпретації. Існує багато традиційних підходів для виконання обробки зображень, але для забезпечення автоматизації важливу роль відіграє штучний інтелект.

На сьогоднішній день, методи штучного інтелекту використовуються в якості можливих альтернативних математичних інструментів. Вони знайшли широке застосування у багатьох інформаційних системах. Потрібно приділити особливу увагу методам глибинного навчання, які є ефективними в обробці сигналів, автоматичному управлінні та аналізі зображень. Тому використання штучного інтелекту викликає значний інтерес в якості засобу автоматизації розпізнавання об'єктів на термограмах. Зокрема, застосування глибинного навчання дозволить знизити частоту хибних тривог та підвищити загальну достовірність і ефективність систем контролю безпеки, мінімізуючи роль людини в процесі прийняття рішень.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД

1.1. Основи тепlobачення

Інфрачервоні пристрої візуалізації використовують електромагнітне випромінювання в оптичній частині спектра, в основному в середньохвильовому і довгохвильовому інфрачервоному або тепловому діапазонах (рис. 1.1).



Рис. 1.1. Електромагнітний спектр випромінювання.

Ці вікна в атмосфері забезпечують чітку передачу пофарбованого випромінювання. Для систем візуалізації в кожному діапазоні доступно кілька детекторних технологій. Детекторні технології, що працюють в середньохвильовому діапазоні, включають селенід свинцю, телурид ртуті-кадмію, антимонід індію і силіцид платини. У довгохвильовому діапазоні, детекторні технології включають титанат барію-стронцію, мікроболометр і ртуть-кадмій-телурид [1].

Кожен матеріал детектора працює з різною ефективністю перетворення. Деякі вимагають криогенного охолодження, в той час як інші працюють при кімнатній температурі або поблизу неї. Детектори можуть бути індивідуальними, одиничними пристроями, лінійними масивами або двовимірними фокальними площинами.

Відповідно, вартість детектора збільшується зі зміною його геометрії. Як в середньо-частотному, так і в довгохвильовому діапазонах для фокусування падаючого теплового випромінювання на детекторах використовується германієва оптика.

Загалом, одна картинка або одне зображення передає тисячі слів. Було б легко проаналізувати та інтерпретувати дані зображень для отримання додаткової інформації. Зображення доступні в різних режимах, заснованих на смузі частот, використовуваної в спектрі для їх захоплення. Термографія-це метод, в якому тепла енергія використовується для вимірювання тепла, випромінюваного об'єктом. Термографією також називають інфрачервоною візуалізацією, при якій вимірюється температура поверхні об'єктів. Ця технологія використовує псевдо-кольорову обробку зображень для опису розподілу температури поверхні об'єкта з інфрачервоним калібруванням температури. Інфрачервоні термографічні камери створюють зображення невидимого інфрачервоного або теплового випромінювання і забезпечують точні можливості безконтактного вимірювання температури. У реальному житті всі об'єкти нагріваються до того, як вони перестають функціонувати, в цих ситуаціях можна використовувати інструмент діагностики на основі термографії, щоб уникнути збоїв в роботі пристроїв або обладнання. Вимірювання тепла допомагає нам проводити подальший аналіз в залежності від області застосування, для якої воно застосовується.

Метод термографії може бути використаний у багатьох різноманітних сферах завдяки його низькій вартість. У промисловості це допомагає поліпшити якість продукції, безпеку праці, ефективність за рахунок зниження частоти відмов об'єктів через високу температуру. У промислових умовах тепловізійне зображення використовується для пошуку гарячих точок, які можуть привести до відмов в електричних і механічних установках. Електричні шафи і центри управління двигунами регулярно скануються тепловізійною камерою для контролю температури з метою раннього виявлення аномалій, щоб уникнути катастроф. З іншого боку, він відіграє важливу роль у військовій справі та

Міністерстві оборони для виявлення наземних мін, порятунку людей від стихійного лиха. Таким чином, тепловачення широко використовується у військових цілях, промисловості та системах безпеки. Він також використовується в таких областях, як дистанційне зондування, електротехніка, електроніка, нафтохімія, фізіологія рослин, геологія та медицина [2].

Тепловізійні пристрої можуть захоплювати зображення з більш високим просторовим дозволом, що призводить до різноманітності інженерних застосувань, починаючи від фундаментальних наукових досліджень і закінчуючи розробкою передових наукових розробок. Аналогічним чином досягнення в області технологій обробки зображень дозволяють швидко і точно обробляти теплові зображення. Об'єднавши досягнення як в області тепловізійних технологій, так і в області обробки зображень, багато реальних проблем у військовій та промислових областях можна було б вирішити з меншими зусиллями.

1.2. Охоронні тепловізори

Тепловізори можуть вирішити багато проблем оцінки безпеки, пов'язаних із захистом цінних активів на військових базах, захищених об'єктах або комерційних об'єктах. Тепловізори можуть забезпечувати відео спостереження з охоронних зон або периметрів як вдень, так і вночі без дорогого охоронного освітлення. У минулому тепловізори потребували криогенного охолодження для роботи. Висока вартість і вимоги до обслуговування обмежували їх використання. Однак останні розробки в області надійних криогенних охолоджувачів з лінійним приводом і неохолоджуваних інфрачервоних тепловізорів різко зменшили вимоги до обслуговування та призвели до зниження вартості системи. Ці технологічні розробки забезпечують більшу доступність і практичність для військових, а також цивільних додатків безпеки та захисту сил.

Майже в усіх бізнес-приміщеннях сьогодні в тій чи іншій формі використовуються технології відеоспостереження. Останніми роками все більше стає стандартною практикою покладатися на тепловізійне обладнання

спостереження для отримання найкращих результатів щодо захисту, ідентифікації та інше. Теплові камери безпеки надійно дуже добре працюють в місцях із недостатньою освітленістю та видимістю, а також забезпечують здатність видаляти більшу частину візуального камуфляжу, наприклад густе листя, яке часто зустрічається поблизу офісів і складських приміщень. Крім того, тепловізійні камери відеоспостереження зазвичай оснащені інтелектуальними датчиками та передовою технологією аналітики, що допомагає зменшити кількість помилкових тривог. Нарешті, системи на основі теплового виявлення часто дешевші в установці та довгостроковій експлуатації, ніж стандартні установки відеоспостереження, які потрібно розміщувати вздовж кожної доступної лінії видимості, щоб бути повністю ефективними, і які часто потребують дорогого додаткового освітлення. поблизу, щоб забезпечити навіть базові функції. Подібні пристрої незамінні для обходу великих територій, таких як рибальські господарства за рахунок великої дальності дії. Тепловізори допомагають виявити порушника, який причаївся у високій траві, на тлі дерева або іншої перешкоди. Можна зробити висновок, що для забезпечення більш ефективного захисту периметру, ділянки, тощо – є за потрібним використання охоронних тепловізорів. Дані пристрої мають ряд особливостей над звичайними побутовими тепловізорами. Головною специфікою такого тепловізору є отримання якісних та розбірливих зображень на якнайбільшій відстані в максимально робочому діапазоні температур. Обговорюються й інші теми встановлення пристрою, такі як планування майданчика, діапазони оцінки, позиціонування фотокамери, поля зору, системи звітності датчиків і сигналізації, а також канали зв'язку [3].

Традиційні технології захисту, насамперед замкнутого видимого діапазону, хоча й дуже широко використовуються, мають обмеження, і зростає інтерес до нових систем, таких як тепловізори. Донедавна вони використовувалися лише у військовій сфері, але дешевші системи означають, що вони стали життєздатною альтернативою з потенційними перевагами перед системами відеоспостереження для цивільних систем безпеки. Використання

тепловізійних систем стає все популярнішим у сфері безпеки, і хоча реклама тепlobачення є переконливим, зображення рідко бувають такими хорошими, як це передбачає виробник. Системи тепловізорів не надають «знайомого» зображення, яке бачить система людського зору або системи відеоспостереження у видимому діапазоні, і їх може бути важко інтерпретувати. Різницю між «другом» і «ворогом» важко зробити, і хоча аналітика може працювати з меншим розміром зображення (представленого на екрані), коли людина переглядає відзнятий матеріал, мінімальний розмір зображення все одно визначається системою людського зору. Мінімальний розмір зображення все ще можна порівняти з розміром камери видимого діапазону. Коли люди-оператори використовують системи відеоспостереження або тепловізор, мінімальний розмір цілі у відсотках від висоти екрана, який дозволить розпізнати та виявити атаку, має підтримуватися на рівні 10%.

Тепловізори дають «інший» погляд на світ. Інтерпретація зображень не проста, і в результаті людина-оператор стає ще більш критичним елементом ланцюжка управління загрозами. «Людина в циклі» системи спостереження накладає обмеження, які необхідно розуміти. Система людського зору не є досконалою і має обмеження щодо кількості інформації, яку вона може сприймати [4].

Після того як тепловізійна камера зможе створювати якісне високо-контрастне зображення, наступним кроком стане автоматизація виявлення за допомогою відео-аналітичного програмного забезпечення. Відео-аналітика використовується для автоматичного аналізу відео в реальному часі на наявність несанкціонованої активності та сповіщення персоналу служби безпеки про вжиття заходів. Коли зловмисник порушує правило відео-аналітики, програмне забезпечення видає червоне поле з сигналами тривоги в реальному часі, щойно зловмисник входить у несанкціонований простір. Саме це перетворює тепловізійні камери на «розумні» пристрої, які розширюють можливості людей. Розумні камери ніколи не втомлюються, вони можуть бачити в темряві чи на яскравому

сонці, і на них можна покластися, щоб виявити зловмисників за будь-якої погоди та постійно.

Машинна діагностика несправностей, як свого роду напівавтоматичний метод, може замінити частину ручних операцій у попередній обробці зображення та виявленні цілі та значно підвищити точність і швидкість обробки зображення. Як сказано вище, є різні принципи та досягнення попередньої обробки зображення, сегментації зображення, ідентифікації цілі, виділення ознак і оцінка теплового стану. Як зазначають вище, висока якість інфрачервоного зображення є запорукою ефективної ідентифікації цілей і локалізації несправностей. Тому перед виявленням цілі слід виконати попередню обробку зображення, щоб придушити шум, підвищити контраст і покращити якість зображення. Аналіз тепловізійних зображень для отримання значущої інформації-виснажливе завдання. Тому цифрова обробка тепловізійних зображень розглядається як дуже важлива область досліджень у поточному сценарії для їх аналізу та інтерпретації. Існує багато традиційних підходів для виконання обробки зображень, але для забезпечення автоматичного в обробці зображень важливу роль відіграє глибинне навчання. Методи глибинного навчання міцно зарекомендували себе в якості можливих альтернативних математичних інструментів вже більше десяти років. Вони були широко використані у багатьох системах і областях застосування, особливо в обробці сигналів, автоматичному управлінні, промисловій та побутовій електроніці, робототехніці, фінансах, виробничих системах, електроенергетичних системах і силовій електроніці [5, 6].

1.2. Обґрунтування вибору методу детектування об'єктів

Теплові камери безпеки надійно працюють в місцях із недостатньою освітленістю та поганою видимістю. На рисунку 1.2 представлено порівняння зображення видимого спектру та інфрачервоного. Зображення надано компанією FLIR. Аналізуючи зображення можна помітити, що у видимому спектрі не видно важливих деталей. Зокрема, через недостатню освітленість неможливо розпізнати людину. Цього недоліку немає на термограмі.



Рис.1.2. Порівняння зображення в видимому (a) та інфрачервоному (b) спектрах

Ще однією перевагою тепловізійного спостереження є здатність ігнорувати більшу частину візуального камуфляжу. Наприклад, густе листя, яке часто зустрічається поблизу офісів і складських приміщень. Крім того, тепловізійні камери відеоспостереження можна оснастити інтелектуальними датчиками та передовою технологією аналітики, що допоможе зменшити кількість помилкових тривог. Нарешті, системи на основі теплобачення часто дешевші в установці та довгостроковій експлуатації.

У дослідженні [7] автори розглянули історію розвитку та останні досягнення в області діагностики несправностей енергетичного обладнання на основі інфрачервоної термографії. В роботі вказано, що швидке зростання кількості обладнання в електромережах вимагає заміни людської робочої сили автоматичними та інтелектуальними технологіями. З появою глибинних мереж, останніми роками все більш популярною стає саме інтелектуальна ідентифікація дефектів обладнання на теплових зображеннях. На рис.1.3. показано приклад термографічного знімку.

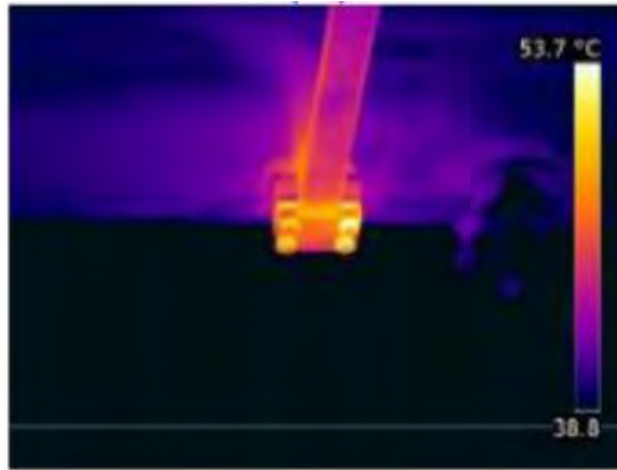


Рис. 1.3. Термографічний знімок затискача для заземлення

Такий метод, використовуючи навчальний набір даних, забезпечує повністю автоматичне виявлення діагностичних ознак, без втручання людини. Малий розмір вибірки інфрачервоних зображень є основним недоліком такої системи. Це перешкоджає широкому використанню інтелектуальної діагностики енергетичного обладнання із використанням тепловізорів. Для вирішення даної проблеми запропоновано створення відкритої бази інфрачервоних зображень, що призведе до покращення ефективності алгоритмів обробки термографічних знімків за допомогою методів штучного інтелекту.

Авторами роботи [8] було проведено експеримент з моделюванням активного теплового поля. Було отримано інфрачервоні знімки об'єкта з високим рівнем завад. В роботі розглядались застосування різних методів для обробки термограм, такі як: Вейвлет-аналізу, аналіз головних компонент та штучні нейронні мережі. Встановлено, що методи цифрової обробки термограми дозволяють підвищити якість зображення порівняно з оптимальною термограмою, підвищити відношення сигнал/шум і, як наслідок, достовірність тестування. На рисунку 1.4 авторами роботи представлено приклад термографічного знімку.



Рис. 1.4. Термограма в оптимальний час тестування (9 с)

Моделювання показало, що головною проблемою більшості методів є низька завадостійкість. Використання нейронних мереж для аналізу даних теплового поля показало вищу ефективність порівняно з методом аналізу головних компонент. Експериментально доведено ефективність глибинного навчання, що підтверджується кількісними характеристиками.

В роботі [9] описано економічно ефективне рішення використання бездротового інфрачервоного сенсорного пристрою, яке можна застосовувати в інтелектуальних системах охорони приватних ділянок. У даному підході використовується новий інфрачервоний датчик із високою роздільною здатністю та реалізована концепція архітектури інтернету речей (IoT), що є ціллю Індустрії 4.0 (рис.1.5). Авторами даної розробки запропоновано створити мережу пристроїв IoT для моніторингу фізичних параметрів у розумному домі та контролю безпеки території. Запропоновано розробити відповідні автоматизовані програми сповіщення та реагування на основі глибинного навчання, оскільки такий підхід зарекомендував себе як ефективний спосіб виявлення об'єктів на зображеннях в автоматичному режимі. Зокрема, дана розробка може бути корисною у випадку необхідності виявляти присутність людини тепловізійними системами.



Рис. 1.5. Сфера використання в житті людей Індустрії 4.0

В науковій статті [10] розглянуто перспективи застосування тепловізійних систем у задачах контролю безпеки. Аналізуються шляхи розвитку та підвищення ефективності тепловізійних систем. Разом з удосконаленням технічних параметрів тепловізійного обладнання перспективним напрямком є автоматизація аналізу теплових даних. Завдяки ряду переваг, використання згорткових нейронних мереж пропонується як метод автоматизації опрацювання теплових зображень. Для покращення результатів роботи системи було вирішено штучно збільшити дані за допомогою аугментації. Описаний авторами підхід дозволив автоматично виявляти і розпізнавати клас об'єкту на термограмах із часткою правильних відповідей 97,92%. Недоліком даної системи є детектування тільки одного об'єкту на зображенні, що є недоцільним для використання в системах тепловізійного відеонагляду. Оскільки на території об'єкту може одночасно перебувати більш ніж один важливий для розпізнавання об'єкт.

1.3. Аналіз існуючих робіт

Проаналізувавши переваги та недоліки приведених вище робіт, можна з впевненістю сказати, що використання глибинних мереж для детектування об'єктів на зображеннях є один з ефективних та перспективних методів. Як

відомо, існує велика кількість моделей глибокого навчання [11]. Шляхи оптимізації нейромережевої архітектури безмежні, що призводить до завдання аналізу можливості використання різних типів моделей глибокого навчання в тепловізійних системах контролю безпеки. Швидкодія та якість моделі глибокого навчання стає все більш важливими для комп'ютерного бачення. У статті [12] представлено різноманітні варіанти архітектур нейронних мереж для виявлення об'єктів під назвою EfficientNet. Пропонується кілька ключових оптимізацій архітектури для підвищення ефективності моделей. По-перше, запропоновано зважену двонаправлену пірамідну мережу ознак (BiFPN), яка дозволяє легко та швидко об'єднати багатомасштабні характеристики. По-друге, створено комплексний метод масштабування, який рівномірно масштабує роздільну здатність, глибину та ширину моделі. Збільшення масштабу моделі в будь-якому одному вимірі (ширина, глибина, роздільна здатність) може підвищити точність, але коли модель стає занадто великою, поліпшення точності не очевидне.

Остання модифікація, названа EfficientDet, призначена для виявлення об'єктів на зображеннях і побудован з EfficientNet як бази, до якої додається функціональний блок виявлення ознак BiFPN. Ця мережа показує mean Average Precision (mAP) до 45% при швидкості обробки даних MS COCO близько 35 кадрів на секунду. Такі характеристики є непоганим поєднанням швидкодії та точності розпізнавання об'єктів. Недоліком даної модифікації - значна кількість функціональних блоків системи, що відповідно призводить до підвищення кількості параметрів. Дана модель потребує значних ресурсів для опрацювання вхідних параметрів, підвищуючи вимоги до обчислювальної потужності та швидкості передачі даних в системі тепловізійного відеонагляду.

Машинам важко розпізнати та ідентифікувати кілька об'єктів на зображенні одночасно. Проте в останні роки було зроблено значні зусилля для виявлення об'єктів за допомогою згорткових нейронних мереж (CNN). У сфері виявлення та розпізнавання об'єктів нейронні мережі використовуються протягом десятиліття, але вони стали помітними завдяки вдосконаленню

апаратних нових методів для навчання цих мереж використовуючи великі набори даних. У виявленні та розпізнаванні об'єктів дослідники використовували глибинне навчання для вивчення функцій безпосередньо з пікселів зображення, які є більш ефективними, ніж ручні функції [13]. Глибинне навчання є переважаючим напрямком у сфері детектування об'єктів. У статті [14], авторами показано, що CNN успадковують переваги глибинного навчання, що значно покращує їхні результати в області виявлення та розпізнавання об'єктів порівняно з традиційними методами. Дослідники доклали багато зусиль для використання стохастичного градієнтного спуску та зворотного поширення навчання глибинних мереж для виявлення об'єктів. Ці мережі були здатні навчатися, але були надто повільними на практиці, щоб бути корисними в програмах реального часу. Стохастичний градієнтний спуск шляхом зворотнього поширення був ефективним у навчанні CNN. Даний метод почали використовувати, але вийшли з моди через впровадження методу опорних векторів та інші простіші методи, такі як лінійні класифікатори. Нові методи, розроблені нещодавно, показують вищу точність класифікації зображень у широкомасштабному візуальному розпізнаванні ImageNet [15].

Авторами роботи [16] стверджено, що однією з основних алгоритмів у сфері поточного виявлення об'єктів вважаються згорткові нейронні мережі (CNN). Однак через складний фон, оклюзію та низьку роздільну здатність зображення, все ще існують проблеми виявлення малих об'єктів. У статті запропоновано покращений алгоритм на основі Faster R-CNN для виявлення малих об'єктів. Використовуючи ідею двоетапного виявлення, на етапі позиціонування запропоновано покращену функцію втрат на основі перетину через IoU для регресії обмежувальної рамки та використовується білінійну інтерполяцію для покращення операції об'єднання областей. Для вирішення проблеми відхилення позиціонування, на етапі розпізнавання, запропоновано використовувати об'єднання функцій багатомасштабної згортки, щоб карта функцій містила більше інформації. Також в роботі вдосконалено алгоритм

немаксимального придушення, для того, щоб уникнути втрати об'єктів, які можуть бути перекриті.

Результати показують, що запропонований алгоритм має хорошу продуктивність щодо дорожніх знаків. Продуктивність виявлення значно краща, ніж у Faster R-CNN. Даний алгоритм є ефективним способом виявлення малих об'єктів, а показник точності досягає 87%. Недоліком даної системи є застаріла модель глибинного навчання, яка не є досконалою та ефективною. На сьогоднішній день, існує велика кількість моделей глибинного навчання, які переважають дану по швидкодії та якості розпізнавання об'єктів. Для вдосконалення нових мереж запропоновано використовувати алгоритми, які приведені в даній роботі, для таких моделей, як: EfficientDet, Yolo та інші.

1.4. Постановка завдання

Спираючись на розглянуті вище дослідження, можна припустити, що розпізнавання об'єктів на в інфрачервоному діапазоні буде більш інформативним, якісним та практичним, ніж у видимому спектрі. Можна зробити висновок, що тепловізійні камери надають нові потужні можливості оцінки для систем відеоспостереження. Самі по собі, або в поєднанні з камерами відеоспостереження, тепловізори дають операторам систем безпеки набагато більше даних для ідентифікації та відстеження зловмисників на захищеному об'єкті. Але, на сьогоднішній день існує проблема у виборі ефективного методу автоматизації процесу аналізу термограм, а особливо детектування об'єктів.

Для вирішення даного завдання запропоновано розробку автоматизованої системи детектування об'єктів за допомогою глибинного навчання. Це має призвести до підвищення інформативності та достовірності роботи систем тепловізійного відеонагляду, а також зменшити вплив оператора системи на прийняття рішення. Метою даної роботи є реалізація моделі глибинного навчання для детектування об'єктів на теплових зображеннях. На основі результатів досліджень планується створити програмне забезпечення для автоматизованого аналізу даних інфрачервоних камер, що використовуються для

контролю безпеки. Щоб зменшити відсоток хибних спрацювань така система повинна виявляти об'єкти на зображеннях із високою достовірністю, мати значну завадостійкість та високу швидкість роботи. Це вимагає підбору оптимальної моделі глибинного навчання та використання репрезентативного набору навчальних даних [17].

Висновки до розділу

В аналітичній частині розглянуто основні теоретичні відомості теплового контролю. Проаналізовано сучасний стан систем тепловізійного відеонагляду та визначено напрямки їх удосконалення; переваги використання тепловізійних систем над відеокамерами видимого спектру в технологіях відеоспостереження. Розглянуто перспективи застосування системи теплобачення для контролю безпеки. З метою підвищення ефективності таких систем пропонується автоматизація процесу обробки тепловізійних зображень за допомогою засобів машинного навчання. Представлено детальний огляд існуючих робіт, їх переваги та недоліки.

Враховуючи технологічний розвиток тепловізійних приладів, перспективним напрямом є автоматизація детектування об'єктів на теплових зображеннях. Запропоновано використання глибинних мереж для автоматизованої системи детектування об'єктів на термографічних зображеннях.

РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА ТА ПІДБІР ВУЗЛІВ СТРУКТУРНОЇ СХЕМИ

2.1. Структурна схема

На рисунку 2.1 представлено структурну схему охоронного тепловізора. Інфрачервоне випромінювання з довжиною хвилі від 7,5 до 14 мкм потрапляє на матеріал детектора теплової камери, спричиняючи його нагрівання та зміну його електричного опору. Ця зміна електричного опору вимірюється та обробляється в температури. Використовуючи співвідношення пікселів камери, кожному пікселю відповідає мікроболометр. І всі ці пікселі допомагають створити візуальне представлення «загального» теплового зображення.

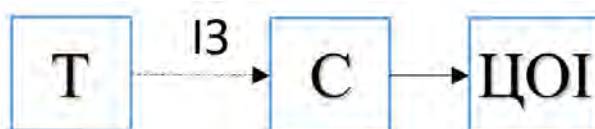


Рис. 2.1. Структурна схема охоронного тепловізора: Т- тепловізор; ІЗ- інтернет з'єднання; С- сервер; ЦОІ- блок цифрового опрацювання інформації

Сервер в даній структурній схемі слугує місцем для зберігання, обробки та виведення термограм. Сервер - відмінний варіант, який допоможе не тільки зберегти бюджет, а й забезпечити високу стабільність і безпеку. В розробці запропоновано використання сервера від компанії AWS, який відомий надійністю та простотою в використанні. Головною перевагою даних серверів є технічна підтримка компанії повсякдень та зручність переносу системи на більш потужні обчислювальні ядра, якщо це є за потрібним. Дані з серверу можна з легкістю переглядати на персональному комп'ютері в будь-якому куточку світу. Блоком цифрового опрацювання інформації може слугувати як персональний комп'ютер, планшет, телефон або інший пристрій, який зможе відтворювати оброблені дані. На даному етапі розробки запропоновано проаналізувати

характеристики розроблених охоронних тепловізійних систем, привести недоліка та переваги кожної із них та підібрати охоронний тепловізор під наше завдання.

2.2. Вибір охоронного тепловізора

Охоронний тепловізор – це складна технологія, яка має багато промислових та інженерних застосувань. Останнім часом використовується в спеціалізованих системах безпеки для виявлення зловмисників. Можливості тепловізорів завжди були ефективними в сферах безпеки: інфрачервоний сигнал людини дуже важко замаскувати, тому теплові камери забезпечують надійне виявлення зловмисників як удень, так і вночі. Тим не менш, вартість тепловізійної камери – у кілька разів вища за звичайну камеру видимого відеоспостереження – протягом багатьох років робила її недоступним вибором для стандартних установок безпеки. Однак технології ніколи не стоять на місці.. Сьогодні охоронні тепловізори з функціями панорамування, нахилу та електронного масштабування можуть коштувати значно менше, порівнюючи з роками раніше. Використовуючи тепловізор ми підвищуємо не тільки продуктивність, а і економічну перевагу порівняно з камерами відеоспостереження в будь-якій установці з використанням аналітики. Переваги продуктивності впливають із основних робочих характеристик тепловізійної камери. Теплова камера виявляє ІЧ-випромінювання всього, що знаходиться в її полі зору. Це вузько-смуговий прилад: він нечутливий до інших типів електромагнітного випромінювання, крім ІЧ. Це означає, що теплові камери «бачать» краще, ніж камери видимого діапазону, при цьому мають менші завади і перешкоди.

Для даної розробки запропоновано використання сучасних тепловізійних систем безпеки. На сьогоднішній день, багато різних компаній, які надають для впровадження свої розроблені охоронні тепловізори. Головними специфікою охоронних тепловізорів є робота в максимально робочому діапазоні температур.

При цьому термограми мають бути максимально чіткими, для зменшення неправдивого спрацювання охоронної системи [18].

Для вибору охоронного тепловізора розумніше консультиватися із незалежними експертами, це забезпечить адекватність параметрів підбору. Це все призвело до того, що було вирішено проконсультиватися з багатьма менеджерами різних європейських компаній, та проаналізувавши нашу поставлену задачу, обрано декілька тепловізійних систем з приведеними нижче характеристиками.

Тепловізійна камера компанії FLIR серії PT

Тепловізійні камери PT-серії дозволяють бачити у повній темряві та за поганої погоди. Похило-поворотний механізм даного тепловізора дозволяє операторам здійснювати точне наведення на ціль, а також організувати спільну роботу тепловізора та радіолокатора, коли камера виконує поворот. На рисунку 2.2 представлено зовнішній вигляд системи.



Рис.2.2 Зовнішній вид охоронного тепловізора PT-серії

Підтримують управління та роботу в цифрових та аналогових мережах тепловізійні камери PT-серії доступні у форматах 160x120, 320x240 та високої роздільної здатності 640x480, забезпечуючи високу чіткість зображення та дальність виявлення загрози в порівнянні з камерами нижчого дозволу. В таблиці

2.1 представлено основні технічні характеристики тепловізора, для формування термограм.

Таблиця 2.1. РТ-серія: Технічні характеристики

| Створення теплового зображення | |
|--------------------------------|---|
| Тип детектора | Матриця у фокальній площині; неохолодний мікроболометр на окису ванадію; |
| Дальність виявлення об'єктів | До 1000 м |
| Спектральний діапазон | 7,5-13 мкм |
| Температурна чутливість | <50mK f/1.0 |
| Частота оновлення зображення | 25 Гц |

Охоронний тепловізор компанії DRS Technologies серії IP Elite

Використовуючи досконалий технологічний прогрес та збільшення обсягу масового низьковитратного виробництва, компанія DRS представляє доступну тепловізійну технологію для промислового спостереження та систем безпеки – тепловізор моделі WatchMaster IP Elite 3000.

Тепловізійна камера IP Elite 3000 використовує технологію формування термограми з ванадій-оксидним мікроболометром, що не охолоджується. Камера має два режими відео: аналоговий та мережевий (IP). Управління тепловізором та обмін з ним інформацією через мережу можуть здійснюватися з центру управління, за допомогою сумісного програмного забезпечення або через веб-інтерфейс компанії DRS. Зовнішній вигляд охоронного тепловізора показано на рисунку 2.3. Енергоспоживання тепловізора становить менше 13 Вт. Тепловізор IP Elite 3000 легко налаштувати і встановити, оскільки він повністю відповідає існуючим промисловим стандартам. В таблиці 2.2 представлено основні технічні характеристики тепловізора.

Таблиця 2.2. IP Elite 3000: Технічні характеристики

| Створення теплового зображення | |
|--------------------------------|--|
| Тип детектора | Неоохолодний ванадій-оксидний мікроболометр; |
| Дальність виявлення об'єктів | До 1000 м |
| Розмір матриці | 320×240 |
| Розмір пікселя | 17 мкм |
| Спектральний діапазон | 8-14 мкм |
| Температурна чутливість | <50mK f/1.0 |
| Частота оновлення зображення | 25 Гц |



Рис.2.3 Зовнішній вид тепловізора IP Elite 3000

Охоронний тепловізор компанії ПЕРГАМ серії РТР

Тепловізійні камери серії РТР призначені для побудови охоронних комплексів та інтеграції до існуючих систем спостереження. Камери РТР є комбінацією тепловізора з детектором, що не охолоджується, і високочутливої відеокамери оптичного діапазону з 30ти кратним збільшенням, встановлених на єдиний поворотний пристрій.

За допомогою поворотного пристрою можна задавати режим автоматичного патрулювання вибраної зони, відстежувати переміщення різних об'єктів. На рисунку 2.4 представлено зовнішній вигляд тепловізійної системи. Дані охоронні тепловізори призначені для стаціонарного та автомобільного

використання. Камери РТР дозволяють отримувати інформацію про навколишнє оточення вдень або вночі, в умовах недостатньої видимості, виявляти потенційні загрози при одночасному переміщенні спостерігача. В таблиці 2.3 представлено технічні характеристики охоронного тепловізора.

Таблиця 2.3. РТР-серія: Технічні характеристики.

| Створення теплового зображення | |
|--------------------------------|---------------|
| Тип детектора | Мікроболометр |
| Дальність виявлення об'єктів | До 1000 м |
| Розмір матриці | 384×288 |
| Розмір пікселя | 17 мкм |
| Спектральний діапазон | 8-14 мкм |
| Температурна чутливість | <45mK f/1.0 |
| Фокусна відстань об'єктива | 75 мм |
| Частота оновлення зображення | 25 Гц |



Рис.2.4. Зовнішній вид тепловізійної системи РТР-серії

Проаналізувавши велику кількість систем, можна зробити висновок, що технічні характеристики кожного з тепловізорів для побудови ІЧ-зображення

майже не змінні. Тому для роботи запропоновано використання один з охоронних тепловізорів, який було детально проаналізовано.

Після вибору одного з найголовніших компонентів системи, подальшою розробкою є аналіз методів детектування об'єктів на термографічній зображень за допомогою використання глибинного навчання [19].

2.3. Аналіз моделей автоматизованого детектування об'єктів

Враховуючи бурхливий розвиток глибинного навчання, важливим питанням є вибір найбільш ефективної моделі для аналізу теплових зображень. На якість автоматизованої класифікації впливають фізичні особливості інфрачервоного випромінювання. Термограми часто мають низьку деталізацію теплових відбитків об'єктів, що робить завдання детектування об'єктів більш ускладненим у порівнянні із зображеннями видимого спектру. Модель глибинного навчання повинна мати високу адаптивність та узагальнюючі властивості. Іншим важливим аспектом є швидкодія роботи системи. Таким чином, нейронна мережа для розпізнавання об'єктів на інфрачервоних зображень має бути не лише точною, а і ефективною.

Однією з перших моделей, успішно застосованих в задачах виявлення об'єктів на зображеннях, була мережа R-CNN (Regions with CNNs) [20]. На рисунку 2.5 представлено узагальнену архітектуру моделі R-CNN.

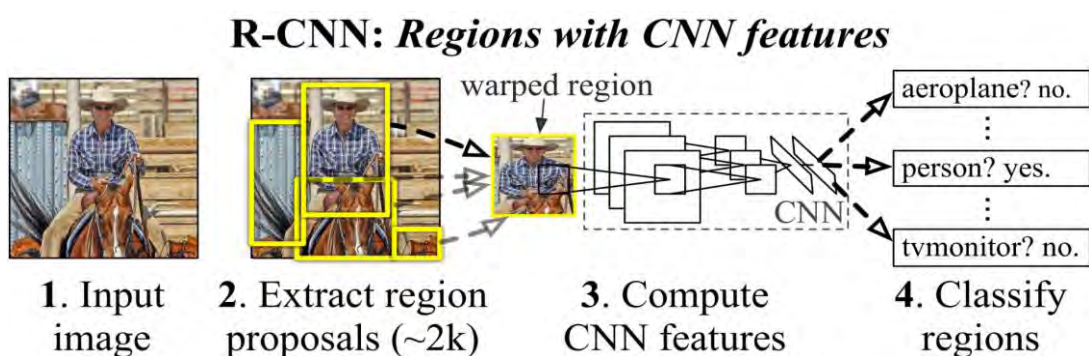


Рис.2.5. Узагальнена архітектура моделі R-CNN

В дані архітектурі на вхід мережі подається тільки регіони зображення. Використовуючи алгоритм вибіркового пошуку обираються регіони зображення

які, ймовірно, містять деякі об'єкти. Для оцінки якості моделей детектування об'єктів використовується метрика mAP – показник середньої коректності розпізнавання різних класів об'єктів. Цей показник обчислює середню достовірність правильних відповідей в діапазоні від 0 до 1 для всіх класів об'єктів, які вміє розпізнавати модель. Для кожного класу середня коректність розпізнавання (Average Precision) визначається як площа області під кривою Precision-Recall. Чим вище значення цього показника, тим менше помилкових розпізнавань модель виконує на тестових даних.

На сьогоднішній день, модифікація архітектури Faster R-CNN показують значення mAP до 35% при швидкості обробки даних 15 кадрів/секунду на наборі даних MS COCO [21]. Використання даної архітектури для детектування об'єктів на інфрачервоних зображеннях недоцільно, через відносно поганий показник швидкодії роботи системи в реальному часі. В даний час є багато модифікацій даної мережі, яка, наприклад, дозволяє не тільки розпізнавати об'єкти, але і вирішувати завдання сегментації зображення.

Великі розміри моделей і дорогі витрати на обчислення стримують їх розгортання в багатьох реальних програмах, таких як робототехніка та безпілотні автомобілі, де розмір моделі та затримка дуже обмежені. Враховуючи ці реальні обмеження ресурсів, ефективність моделі стає все більш важливою для виявлення об'єктів. Було багато попередніх робіт, спрямованих на розробку більш ефективних архітектур моделі. Коли розробляються згорткові нейронні мережі, це робиться з фіксованою чисельністю ресурсів. Ці мережі збільшуються пізніше для досягнення кращої точності, коли доступні додаткові ресурси. Модель ResNet 18 можна збільшити до моделі ResNet 200, додавши більше прошарків до вихідної моделі. У більшості ситуацій ця техніка масштабування допомогла забезпечити кращу точність більшості наборів даних порівняльного аналізу. Але звичайні методи масштабування моделі дуже випадкові. Деякі моделі масштабуються по глибині, а деякі - по ширині. Деякі моделі просто роблять зображення з більшою роздільною здатністю, щоб отримати кращі результати. Ця техніка випадкового масштабування моделей вимагає ручного

налаштування та багато людино-годин, що часто призводить до незначного або повного покращення продуктивності [22].

У статті [23] систематично представлено варіанти проектування архітектури мережі для ефективного виявлення об'єктів. Запропоновано зважену двонаправлену мережу функцій і налаштовано складний метод масштабування, щоб підвищити точність і ефективність. На основі цих оптимізацій було розроблено нове сімейство детекторів під назвою EfficientNet, які постійно удосконалюються. Зокрема, масштабований EfficientNet забезпечує точність розпізнавання об'єктів із значно меншою кількістю параметрів, ніж попередні моделі виявлення об'єктів і семантичної сегментації, ніж наприклад R-CNN. EfficientNet використовує техніку під назвою складний коефіцієнт для масштабування моделей простим, але ефективним способом. Замість випадкового збільшення ширини, глибини чи роздільної здатності складене масштабування рівномірно масштабує кожен вимір із певним фіксованим набором коефіцієнтів масштабування (рис.2.6).

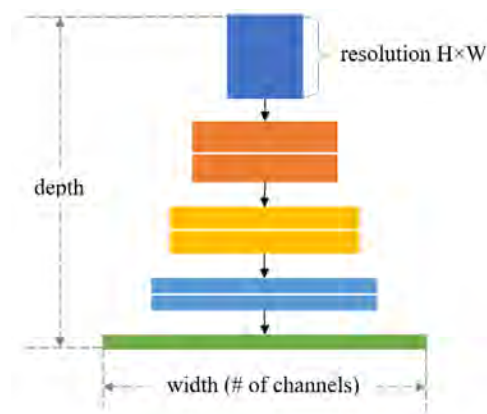


Рис 2.6. Масштабування нейронної мережі EfficientNet

Глибиною називають кількість шарів, шириною – кількість каналів, а роздільною здатністю – кількість пікселів у зображенні. Масштабування кожного параметра дозволяє підвищити з певною мірою підвищує точність згорткової мережі. На наборі даних MS COCO для розпізнавання зображень, сегментації та створення підписів, що складається з понад трьохсот тисяч зображень, які загалом

складаються з 80 класів об'єктів, модель показала досить непогані результати: mAP до 50% при швидкості обробки даних 65 кадрів/секунду. На сьогоднішній день, розроблено сім моделей різної розмірності, які перевершують сучасну точність більшості згорткових нейронних мереж і мають набагато кращу ефективність. До недоліків моделі можна віднести необхідність ретельного вибору гіперпараметрів, крім цього важко знайти відповідну регуляризацию [24].

Двоетапне виявлення об'єкта стосується використання алгоритмів, які розбивають постановку проблеми виявлення об'єкта на наступні два етапи:

1. виявлення можливих областей об'єкта;
2. класифікація зображення в цих областях за класами об'єктів.

Популярні двоетапні алгоритми використовуються в Fast R-CNN і Faster R-CNN, які зазвичай використовують мережу регіональних пропозицій, яка пропонує цікаві регіони, які можуть містити об'єкти. Вихідні дані потім передаються в класифікатор, який класифікує регіони на класи. Хоча це дає точні результати виявлення об'єктів із високою середньою точністю (mAP), це призводить до кількох ітерацій, що відбуваються в тому самому зображенні, що сповільнює швидкість виявлення алгоритму та запобігає виявленню об'єктів в реальному часі.

Порівнюючи з підходом, використаним алгоритмами виявлення об'єктів до моделей YOLO, які перепрофілюють класифікатори для виявлення об'єктів, YOLO пропонує використання наскрізної нейронної мережі, яка робить прогнози обмежувальних рамок і ймовірностей класів одночасно. На рисунку 2.7 представлено архітектуру моделі YOLO. Проаналізувавши архітектуру моделі можна бачити, що вхідне зображення проходить через глибоку мережу CNN, яка являє собою серію шарів Convolution і Maxpool, за якими йдуть два повнозв'язні шари для отримання результату роботи нейромережі.

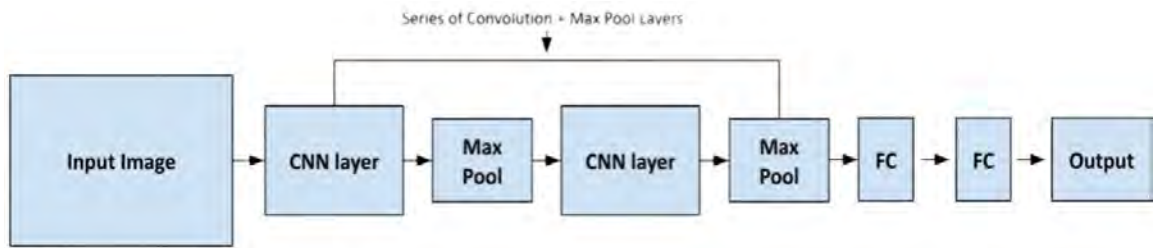


Рис.2.7. Архітектура моделі YOLO

Дотримуючись принципово іншого підходу до виявлення об'єктів, модель досягає найсучасніших результатів, значно перевершуючи інші алгоритми виявлення об'єктів у реальному часі. На сьогоднішній день, модифікація архітектури YOLO показує значення mAP до 51.2% на наборі даних MS COCO. Перевагою до підвищеної точності прогнозів і кращого перетину через об'єднання в обмежувальних прямокутниках (порівняно з детекторами об'єктів у реальному часі), дана модель має невід'ємну перевагу швидкості. YOLO - набагато швидший алгоритм, ніж аналоги, він працює зі швидкістю до 100 FPS. Такі алгоритми, як Fast-RCNN, працюють шляхом виявлення можливих цікавих регіонів за допомогою мережі регіональних пропозицій, а потім виконують розпізнавання цих регіонів окремо, YOLO виконує всі свої прогнози за допомогою єдиного підключеного рівня. Таким чином, методи, які використовують мережі регіональних пропозицій, виконують кілька ітерацій для одного зображення, тоді як YOLO обходиться лише однією ітерацією.

На сьогоднішній день, можна бачити стрімкий розвиток глибинних мереж в сфері детектування об'єктів на зображеннях. Проаналізувавши найпопулярніші моделі сьогодення, запропоновано використання архітектури YOLO для розпізнавання об'єктів на термограмах. Дана модель має одні з найкращих показників якості та швидкості обробки вхідних параметрів на стандартних наборах даних [25].

Висновки до розділу

В другій частині магістерської дисертації представлено структурну схему. Детально описано кожний з блоків розробки системи. В розділі проаналізовано сучасний стан виробництва охоронних тепловізорів та висвітлено основні характеристики таких систем. Приведено їх переваги та недоліки. Для подальшої розробки запропоновано використання одного з трьох охоронних тепловізорів, які підходять характеристиками під наше завдання.

В наступному підрозділі проаналізовано моделі автоматизованого розпізнавання об'єктів на термограмах. Опираючись на схожі розробки, детально вивчено три моделі для детектування об'єктів на зображенні, які були навчені на загальнодоступному наборі даних MS COCO. Проаналізувавши переваги та недоліки кожної з моделей, було вирішено обрати модель YOLO для подальшої розробки системи. На сьогоднішній день, дана нейронна мережа представляє особливий інтерес, що обумовлено якістю детектування об'єктів та швидкістю моделі.

РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА ПРОГРАМНИХ АЛГОРИТМІВ

3.1. Розробка алгоритму роботи системи

Для розробки тепловізійної системи, першочергово було побудовано послідовний алгоритм, який представлено на рис 3.1.



Рис.3.1. Алгоритм роботи тепловізійної системи

В запропонованому алгоритмі тепловізійної системи, на першому етапі відбувається ініціалізація всіх змінних для подальшої роботи з ними. В етапі ініціалізації, ми можемо задати об'єкт, або декілька об'єктів, який нас цікавить, що призведе до подальшого екстреного спрацювання системи при виявленні заданого об'єкта. Тепловізійна системи розділена на два режими:

1. Режим очікування – режим при якому, після завершення обробки даних на сервері, відбувається затримка. Затримку можна встановлювати в залежності від поставленого завдання в блоці ініціалізації. Відповідний режим дозволяє використовувати системи для живлення від портативних батарей, або коли постійний контроль периметру нам не потрібний. Споживання струму при такому режимі значно менший в порівнянні з безперервним режимом.
2. Безперервний режим – режим відеозйомки. Даний режим автоматично перемикається, коли на термографічному знімку було детектовано об'єкт, який нас цікавить, в залежності від поставленого завдання. Перехід до режиму з затримкою відбувається тільки після того, як об'єкт не буде ідентифіковано на зображенні.

Для того, щоб можна було переглядати оброблені дані в будь-який час та будь-якій точці світу, запропоновано використовувати сервер від компанії AWS (Amazon Web Services). Це всеосяжна платформа хмарних обчислень, що розвивається, яку надає Amazon і включає в себе суміш інфраструктури і пакетного програмного забезпечення. Сервіси AWS надають до користування такі інструменти, як обчислювальна потужність, зберігання бази даних, управління інфраструктурою, швидка міграція даних між серверами розробки додатків і безпеки. Після отримання даних відбувається обробка термографічних зображень, їх збереження на хмарному сховищі та, відбувається перевірка умови чи закінчилось дослідження контрольованої зони. Після розробки програмного алгоритму, запропоновано детальний аналіз алгоритму виявлення об'єкту моделі YOLO.

У 2015 році дослідник Джозеф Редмон і його колеги представили систему виявлення об'єктів, яка вперше виконує всі необхідні етапи виявлення об'єкта за допомогою єдиної нейронної мережі, алгоритму YOLO. Він перетворює виявлення об'єкта як єдину задачу регресії, безпосередньо від пікселів зображення до координат обмежувальної рамки та ймовірностей класу. Ця уніфікована модель передбачає одночасно кілька обмежувальних прямокутників і ймовірності класів для об'єктів, охоплених рамками. На момент випуску алгоритм YOLO створив вражаючі специфікації, які перевершують провідні алгоритми з точки зору як швидкості, так і точності для виявлення та визначення координат об'єктів.

Основою алгоритму виявлення об'єкту YOLO є малий розмір моделі та висока швидкість обчислення, а структура моделі доволі проста. В YOLO використовується глобальне зображення для детектування об'єкту, що призводить до кодування інформації та зменшення помилки виявлення фону, як об'єкта. В моделі використовується кілька нижніх рівнів вибірки, і цільові функції, отримані з мережі, тому ефект виявлення буде покращений [26]. Оригінальна архітектура YOLO складається з 24 шарів згортки, за якими йдуть два повністю з'єднані шари. Алгоритм моделі передбачає кілька обмежувальних прямокутників на комірку сітки, але вибираються ті обмежувальні рамки, які мають найвищий перетин через об'єднання (IoU) з об'єктом, який нас цікавить.

Модель YOLO розроблена таким чином, щоб охоплювати архітектуру, яка обробляє всі функції зображення (магістраль Darknet), за якою слідує два повнозв'язних прошарки, які виконують передбачення обмежувальної рамки для об'єктів (рис 3.2). Магістраль - це неспеціалізована структура, через яку спочатку надсилаються дані. Архітектура магістралі використовує згортки 1×1 , залишкові з'єднання та згортки 3×3 , щоб створити дуже потужний екстрактор функцій. Першочергово розробка моделі проводилася на наборі даних Pascal VOC. Даний набір даних, на сьогоднішній день, охоплює 20 класів об'єктів, які поступово доповнюються анотованими зображеннями для завдання детектування.

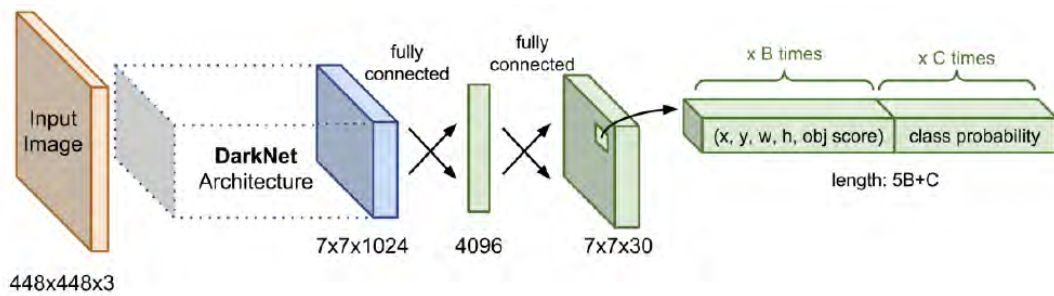


Рис.3.2 Узагальнена архітектура мережі YOLO

Проаналізувавши загальну архітектуру мережі YOLO, можна бачити, що вхідні дані є тензором розміром $448 \times 448 \times 3$. Цей тензор по суті є зображенням із 448 пікселів у ширину і 448 пікселів у висоту. Значення 3 походить від значень RGB. Отже, кольорове зображення можна розбити на 3 тензори, де кожен із цих трьох тензорів представляє значення R, G та B у зображенні. Вихід — тензор $7 \times 7 \times 30$. Автори алгоритму YOLO використовують сітку розмірами $S \times S$, де S дорівнює 7. Результатом роботи мережі є сітка, де кожна частина сітки є передбаченням обмежувальної рамки, що складається з 49 значень для одного шару. Кожна частина сітки має 30 шарів. Модель розділяє зображення на сітку розмірами $S \times S$ і, відповідно, для кожної комірки сітки прогнозує обмежувальні прямокутники B, достовірність для цих прямокутників і ймовірності класу, що позначається значенням C. Ці прогнози закодовані як тензор розміром $S \times S \times (B * 5 + C)$. Таким чином, кожен 30-елементний тензор можна розбити на класи C і обмежувальні рамки B. При розробці моделі YOLO було використано значення $B=2$ і $C=20$ (звідки походить 30: $B * 5 + C = 2 * 5 + 20 = 10 + 20 = 30$). Частина C тензора це ймовірність того, що клас у обмежувальній рамці є і-м класом. Оскільки C має 20 елементів, модель передбачає, що 1 з 20 класів знаходиться в обмежувальній рамці. Для отримання прогнозу класу, береться індекс найвищого значення у векторі та використовується цей індекс як клас. Індекс 1-20 може бути зіставлений з числами фактичних класів [27]. Наприклад, 1 може бути собакою, а 15 - котом. Частина B тензора представляється 5-ма значеннями, а саме:

1. X — розташування центру обмежувальної рамки по осі x;
2. Y — розташування центру обмежувальної рамки по осі y;
3. W — ширина обмежувальної рамки;

4. H — висота обмежувальної рамки;
5. Object score – деяка ймовірність (впевненість) моделі, що в обмежувальній рамці (сітці) є об'єкт. Коли до моделі потрапляє анотоване зображення, алгоритм YOLO видаляє обмежувальні рамки, в яких він не впевнений, і зберігає обмежувальні рамки, в яких він впевнений.

3.2. Вибір модифікації моделі YOLO

Актуальним і важливим завданням є вибір оптимальної моделі мережі, яка дозволить виявити об'єкт з найбільшою достовірністю. Оскільки сучасні інфрачервоні камери не мають високої частоти кадрів, швидкість розрахунків моделі глибинного навчання відходить на другий план. Однак для моніторингу в режимі реального часу частота обробки даних не повинна бути нижче 20-25 Гц. Цей факт необхідно враховувати при виборі відповідної моделі для розпізнавання об'єктів. Крім того, завдання виявлення об'єктів в інфрачервоних зображеннях ускладнюється низькою деталізацією теплових відбитків цих об'єктів, що пов'язано з фізичними особливостями природи інфрачервоного випромінювання. Тому модель глибинного навчання повинна бути в цілому узагальнюючою та мати високу адаптивність.

YOLO має багато різних модифікацій, таких як YOLOv5, YOLOX та інші. YOLOX - це найсучасніша модель виявлення об'єктів, випущена в серпні 2021 року, яка поєднує продуктивність, що перевищує YOLOv5. Дана модель побудована на стандартній архітектурі YOLO без прив'язки та містить розділену головку. Оскільки існуючі модифікації YOLOv4 і YOLOv5 надмірно оптимізовані для використання прив'язок, YOLOX було вдосконалено за допомогою YOLOv3-SPP як базової лінії.

У моделях виявлення об'єктів завдання класифікації та регресії (обчислення положень обмежувальної рамки) виконуються одночасно, що, як відомо, викликає конфлікти та знижує точність. Для вирішення цієї проблеми було введено поняття відокремленої головки. Традиційні серії YOLO все ще

використовують класичну з'єднану головку, але YOLOX було оновлено, щоб використовувати розділену головку та досягти вищої точності. YOLOX навчався на наборі даних, який був значно розширений за допомогою стратегій Mosaic і Міхур. Автори також використовують розширене призначення міток SimOTA, модифіковану версію ОТА, для оптимізації втрат. В роботі [28] детально описана різниця між модифікаціями YOLO, їх переваги, недоліки та основні параметри.

На сьогоднішній день, можна стверджувати, що YOLOX є найсучасніша та найточніша в завданні розпізнавання об'єктів на зображеннях. Дана модифікація має чотири моделі, які побудовані на основі базової архітектури YOLOX, такі як YOLOX-M, YOLOX-L, YOLOX-X та YOLOX-DarkNet53. Моделі відрізняються кількістю вхідних параметрів, швидкістю обробки та іншим. В статті приведено детальний опис експерименту, який базується на детектуванні об'єктів на наборі даних MS COCO. Проаналізувавши всі головні аспекти, було обрано модель YOLOX-M, яка вважається збалансованою за показниками середньої коректності розпізнавання об'єктів, швидкодією та кількістю параметрів моделі. Детектор об'єктів YOLOX є дуже цікавим доповненням до сімейства YOLO. Дана модель включає 25.3 мільйонів параметрів. На тестовому наборі даних показник mAP різних класів об'єктів із набору MS COCO дорівнює 46.4%. YOLOX має перспективу на декілька років вперед, оскільки дозволяє проводити розпізнавання об'єктів на відео з частотою 81 кадр/секунду. Це є навіть надлишком – частота отримання кадрів у найбільш сучасних тепловізійних системах не перевищує за 40 кадрів/секунду, а людському оку для комфортності не потрібно більш ніж 60 кадрів/секунду. На рисунку 3.3 спрощено представлено загальну архітектуру нейронної мережі YOLOX-M.

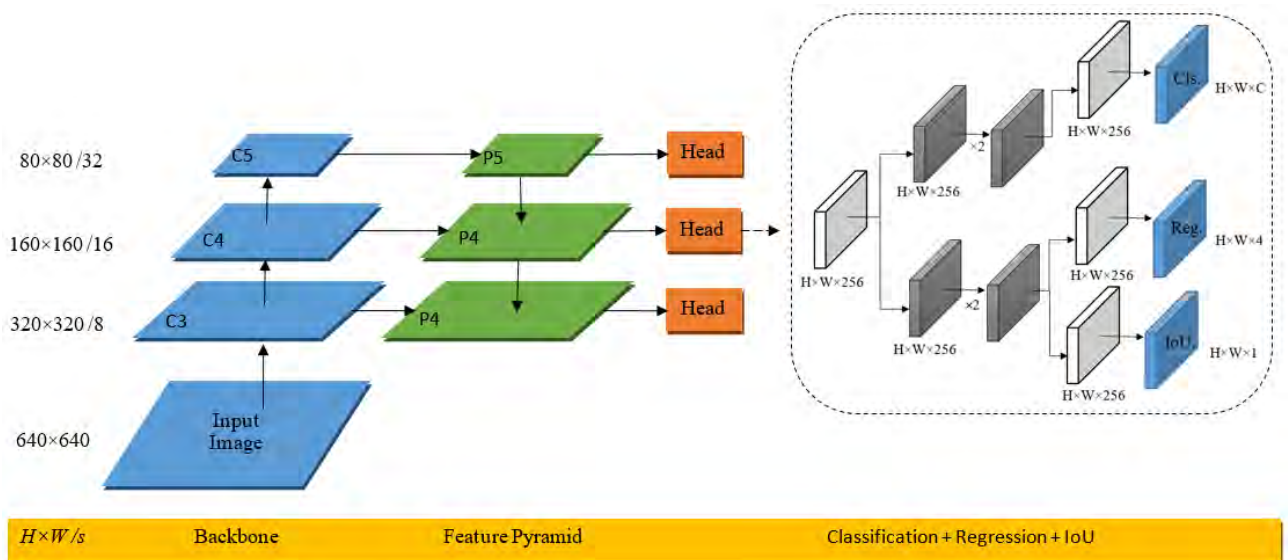


Рис.3.3. Архітектура мережі YOLOX-M

Архітектура нейромережі YOLOX умовно поділена на 3 головні підгрупи:

1. Backbone;
2. Feature Pyramid;
3. Head (Classification + Regression + IoU).

В підгрупі Backbone нейронна мережа визначає карти ознак, змінюючи розмір вхідного зображення (зображення зменшується). Можна бачити пряму залежність, чим більш глибокі карти ознак – тип менше за розміром, але тим більше інформації вони несуть про об’єкт, який розпізнається. Але для задачі детектування вирішується 2 завдання: класифікація та локалізація (регресія). За рахунок зменшення розміру зображення, в нас губиться інформація за локалізацію об’єкту. Для вирішення цього питання використовується Feature Pyramid. В основі такого підходу лежить збільшення зображення, що підвищує інформативність про локалізацію об’єкта. До збільшеного зображення ми додаємо з попередніх шарів карти ознак, вони менш інформативні в задачі локалізації, але на них більше інформації про класифікацію зображення. Як висновок, на виході ми маємо карту ознак, яка включає локалізацію та класифікацію об’єкта. Аналізуючи Head архітектуру можна побачити, що спочатку використовуються повнозв’язна згортка, щоб зменшити ширину

каналу до 256, а потім додається дві гілки з двома повнозв'язними згортками кожна для вирішення завдань класифікації (Cls.) та регресії (Reg.) у вигляді прогнозування обмежуючих рамок навколо об'єктів відповідно. Гілка IoU додається до регресії і використовується для оцінки наявності об'єкта у прогнозованій рамці. Параметр IoU (Intersection-Over-Union) - показник метрики, що використовується для оцінки достовірності детектування рамок об'єктів [29].

3.3. Реалізація обраної моделі

Для реалізації моделі, запропоновано розділити розробку на декілька головних етапів. Це дозволяє більш доцільно поринути у етапи планування розроблення тепловізійної системи та не припуститись помилок. Дана методика відноситься до Agile планування та називається декомпозицією. Реалізацію моделі запропоновано розділити на три етапи, а саме:

1. Опис та підбір навчального набору даних.
2. Вибір середовища розробки нейронної мережі.
3. Реалізація нейромережевої моделі.

3.3.1. Опис навчального набору даних

Для навчання нейромережевої моделі пропонується використовувати набір даних Thermal Starter від компанії FLIR. Це готовий анотований набір теплових зображень для навчання та валідації нейронних мереж для детектування об'єктів. Зображення було отримано за допомогою тепловізійної камери, встановленої на автомобілі. Набір даних містить загалом 14452 анотованих теплових зображення, серед яких 10 228 зображень, взятих з коротких відео, і 4224 зображень з безперервного 144-секундного відео. Роздільна здатність теплових зображень складає 640×640 пікселів. Відео знімалися в умовах звичайного ясного неба, як вдень, так і вночі. Люди-анотатори позначали чотири категорії об'єктів, а саме: person, bicycle, cars and dogs. Для нумерації класів використовувався вектор міток MS COCO.

Анотаторами було зроблено обмежувальні рамки навколо об'єктів якомога щільнішими. Щільним обмежувальним рамкам, які пропускають маленькі частини об'єкта, такі як кінцівки, віддавали перевагу порівняно з більш широкими рамками. Особисті аксесуари не були включені в обмежувальні рамки на людях. Голови та плечі були більш пріоритетними для включення в рамку, ніж інші частини тіла людей і собак. Для всіх зображень було застосовано мінімальне розмиття номерних знаків, щоб зробити їх нерозбірливими.

Отриману базу експериментальних зображень було поділено на дві підмножини, а саме: навчальна (8862 зразків) та валідаційна (1366 зразків). Навчальна множина використовується власне для навчання мережі; валідаційна вибірка у процесі навчання служить для підбору гіперпараметрів мережі [30].

3.3.2. Вибір середовища розробки

Для розробки нейронної мережі, потрібно обрати середовище розробки. На сьогоднішній день, популярним рішенням вважається використання Colaboratory, який є продуктом Google Research. Дана середа розробки дозволяє будь-кому писати та виконувати довільний код Python через браузер і особливо добре підходить для машинного навчання та аналізу даних. Технічно кажучи, Colab - це розміщена служба для ноутбуків Jupyter, яка не потребує налаштування, але забезпечує безкоштовний доступ до обчислювальних ресурсів, включаючи графічні процесори. Щоб динамічно пропонувати потужні графічні процесори в масштабі за низькою ціною, Colab має підтримувати гнучкість, щоб динамічно регулювати обмеження використання та доступність апаратного забезпечення. У безкоштовній версії доступ до дорогих ресурсів, таких як графічні процесори, сильно обмежений. Colab може надавати ресурси безкоштовно, частково встановлюючи динамічні обмеження на використання, які іноді коливаються, і не надаючи гарантованих або необмежених ресурсів. Це означає, що загальні обмеження на використання, а також періоди простою, максимальний термін служби віртуальної машини, доступні типи GPU та інші фактори змінюються з часом. Colab не публікує ці обмеження, частково тому, що

вони можуть швидко змінюватися. Google Colab має попередньо встановлені бібліотеки, які дуже популярні в дослідженнях глибокого навчання, такі як PyTorch, TensorFlow, Keras і OpenCV.

Проаналізувавши детально послуги, які надає компанія, було вирішено обрати платний пакет послуг. Дане доповнення дозволить значно швидше навчити модель та провести декілька експериментів, за відведений час. На повне навчання нейронної мережі на платній підписці використовувалось близько 60-80 обчислювальних машин. При використанні було використано апаратний прискорювач GPU (Graphics Processing Unit) [31]. Розроблений для паралельної обробки, графічний процесор використовується в широкому діапазоні програм, включаючи графіку та рендеринг відео. Хоча вони найбільш відомі своїми можливостями в іграх, графічні процесори стають все більш популярними для використання у творчому виробництві та штучному інтелекті (ШІ). Деякі з найбільш захоплюючих програм для технології GPU включають штучний інтелект і машинне навчання. Оскільки графічні процесори мають надзвичайну кількість обчислювальних можливостей, вони можуть забезпечити неймовірне прискорення робочих навантажень, які використовують переваги високопаралельної природи графічних процесорів, наприклад, розпізнавання зображень. Багато сучасних технологій глибокого навчання покладаються на графічні процесори, які працюють у поєднанні з центральними процесорами. Не оминаючим фактором в преміальній версії, є використання великого об'єму пам'яті оперативного запам'ятовуючого пристрою (ОЗП). Оперативну пам'ять це один із найважливіших елементів обчислювальної техніки. Це тимчасовий банк пам'яті, де комп'ютер зберігає дані, які йому потрібно швидко отримати. Оперативна пам'ять забезпечує легкий доступ до даних, тому процесор може швидко знайти їх без необхідності довгострокового зберігання для виконання негайних завдань обробки. Майже всі комп'ютери також мають спосіб зберігання інформації для довгострокового доступу. Але пам'ять, необхідна для виконання процесу, над чим ви зараз працюєте. Завдяки великого обсягу

оперативної пам'яті ми можемо значно зменшити час навчання нейронної мережі.

3.3.3. Реалізація нейромережевої моделі

Для ефективної роботи з нейронними мережами використана мова програмування Python. Перевагою даної мови є насамперед існування великої кількості бібліотек, які мають широкий набір інструментів для створення моделей штучного інтелекту та аналізу даних. Використовуючи цю мову, можна значно простіше справлятися із завданнями аналізу зображень та візуалізувати проаналізовані дані. Для реалізації нейромережевої моделі було обрано фреймворк PyTorch. Даний фреймворк включає в себе багато різних наборів інструментів для створення нейронних мереж. У порівнянні з іншими інструментами, моделі на основі PyTorch мають більш високу швидкість роботи.

Авторами роботи [32] викладено у вільний доступ прототипи стандартних моделей YOLOX та представлено невеликі аспекти для роботи з нею. Як було вирішено в попередньому пункті, для нашого завдання доцільно використовувати збалансовану модифікацію YOLOX-M. Дана модель має велику кількість внутрішніх параметрів та тренувальних аспектів, які не можна фізично помістити до одного файлу, порівнюючи з невеликими нейронними мережами. Для навчання нейронної мережі, спочатку вирішено клонувати проект розробників моделі YOLOX [32].

Після детального аналізу структури моделі, можна нарахувати 8 папок з файлами, якими потрібно працювати. Для навчання нейронною мережі, набір даних було загружено до відповідної папки під назвою datasets. Набір навчальних даних має бути правильно відформатовано, щоб не було помилок при старті програми. Анотації до відповідних зображень знаходяться в відповідному файлі з розширення json. Детальна структура проекту представлена на рисунку 3.4.

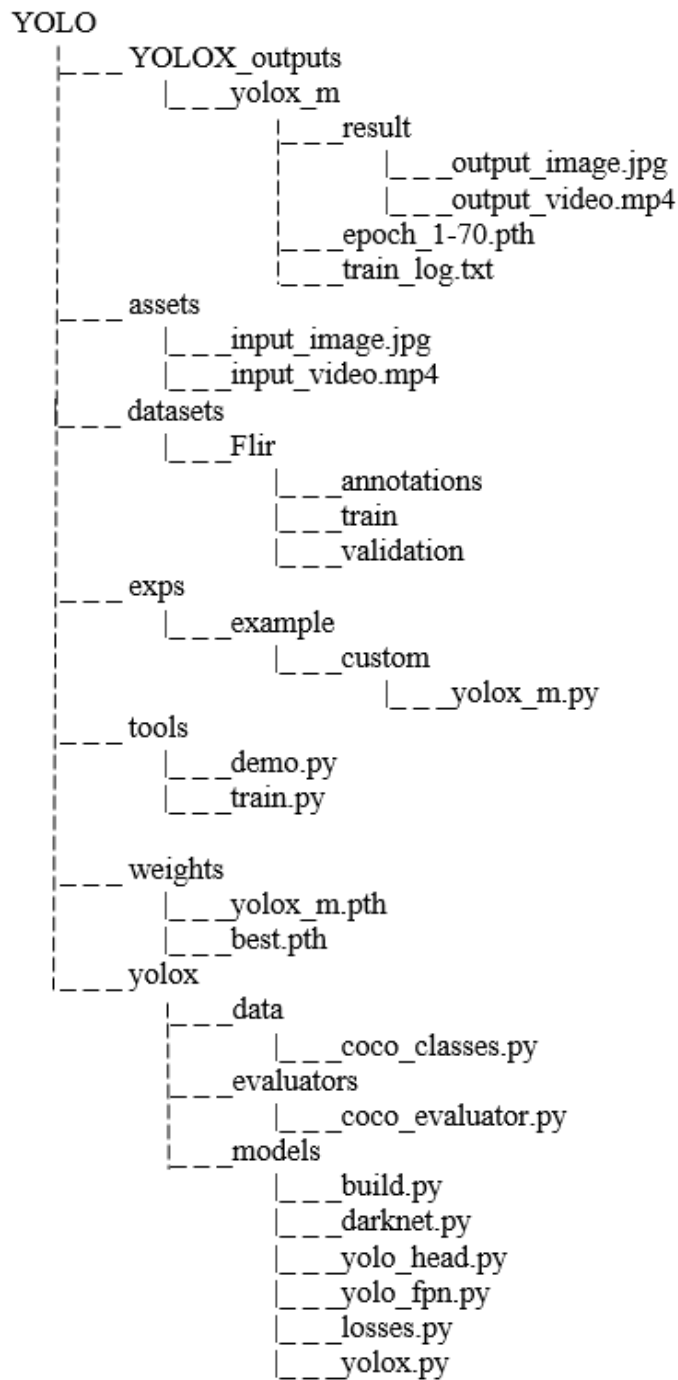


Рис.3.4. Структура проекту

Для роботи з нейронною мережею використовуються внутрішні команди для того аби посилатися на певну папку та запускати відповідну програму. Перед початком навчання потрібно встановити внутрішні параметри системи.

Для встановлення відповідних бібліотек було використано команди :

```

!pip3 install -U pip && pip3 install -r requirements.txt
!pip3 install -v -e

```

За допомогою простого текстового файлу, який зберігає список модулів і пакетів, необхідних для нашого проекту, ми позбавляємо себе від необхідності шукати та встановлювати всі необхідні модулі вручну. За допомогою текстового документу було встановлено наступні бібліотеки та модулі: `numpy`, `torch 1.7`, `opencv_python`, `loguru`, `tqdm`, `torchvision`, `rusocotools 2.0.2`, `onnx 1.8.1`, `onnxruntime 1.8.0`, `onnx-simplifier 0.3.5`. Даний метод в використанні має ряд переваг:

1. Дозволяє відстежувати модулі та пакети Python, які використовуються у проекті. Це спрощує встановлення всіх необхідних модулів на будь-якому комп'ютері без необхідності шукати в онлайн-документації чи архівах пакетів Python. Він використовується для встановлення всіх залежностей на іншому комп'ютері, щоб вони були сумісні одна з одною.
2. При використанні легко поділитися своїм проектом з іншими. Користувач встановлює ті самі модулі Python, які було вказано у файлі вимог, і запускають проект без проблем.
3. Якщо колись знадобиться оновити або додати модуль Python до проекту, можна з легкістю просто оновити файл вимог, замість того, щоб шукати в усьому коді кожне посилання на старий модуль.

Використовуючи командний рядок, модель буде навчено за допомогою файлу компіляції `train.py`, разом з приведеними аргументами нижче.

```
!python train.py -f yolox_m.py -d 1 -b 64 --fp16 -o -c weights/yolox_m.pth
```

Для моделі було вирішено використовувати попередньо підготовлені ваги для економії часу тренувань від авторів розробки YOLOX. В іншому випадку, модель автоматично ініціалізує випадкові ваги для навчання, що призведе до зменшення швидкості навчання моделі. Ми поміщаємо все, що стосується моделі, в одному класі `MyExr`, включаючи налаштування моделі, її навчання та тестування. Повний клас `MyExr` знаходиться в файлі `yolox_base.py`. Через великий об'єм файлу, що відповідно призводить до тривалого налаштування, було вирішено успадкувати базовий клас `MyExr` і переписати під поставлене завдання. Крім того, також було перезаписані класи `dataset` і `evaluator`,

підготовлені під власні дані. Так як наш набір даних має 4 класи об'єктів, ці конфігурації змінюються в `init()` методі:

```
class Exp(MyExp):
    def __init__(self):
        super(Exp, self).__init__()
        self.depth = 0.67
        self.width = 0.75
        self.data_dir = "datasets/Flir_1"
        self.train_ann = "train_thermal_annotations.json"
        self.val_ann = "val_thermal_annotations.json"
        self.num_classes = 4
        self.max_epoch = 70
```

Для даної моделі експериментальним шляхом було підібрано значення ширини 0.75 та глибини 0.67, за яких було досягнуто найбільш оптимальні результати за значенням загального критерію якості. В даній розробці була використана активаційна функція “SiLU”. Сигмоподібні лінійні одиниці або SiLU є функціями активації для нейронних мереж. Активація SiLU обчислюється за допомогою сигмоїдної функції, помноженої на її вхідні дані

$$a_k(s) = z_k \sigma(z_k) \quad (3.1)$$

де z_k – це значення великої величини. Активація SiLU приблизно дорівнює активації ReLU, тобто активація приблизно дорівнює нулю для великих негативних z_k - значень. На відміну від ReLU (та інших часто використовуваних одиниць активації), SiLU не зростає монотонно. Натомість функція має глобальне мінімальне значення приблизно $-0,28$ для $z_k \approx -1.28$. Особливістю функції SiLU є властивість до самостабілізації [33]. На рисунку 3.5 представлено активаційну функцію SiLU та ReLU в порівнянні. Загальна кількість навчальних об'єктів, представлених в одному батчі, дорівнювала 64 та навчання проходило на одному ядрі системи протягом 70 епох. Епоха відповідає за вивчення всіх вхідних зображень, іншими словами, навчання всіх вхідних даних. Оскільки набір даних розділений на кілька пакетів, одна епоха відповідатиме за навчання всіх пакетів.

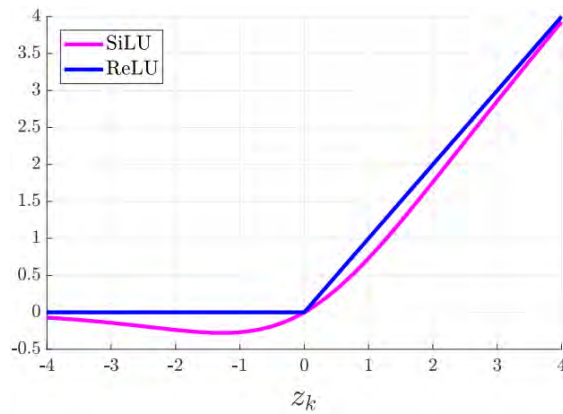


Рис.3.5. Активаційна функція SiLu та ReLu

Кількість епох представляє кількість разів, коли модель тренує всі вхідні дані та оновлює ваги, щоб наблизитися до базових міток істинності. Значення епохи вибирається на основі досвіду та інтуїції, але в нашому випадку ми обирали відштовхуючись від нашої обчислювальної потужності. Одночасне пересилання тисячі зображень у нейронну мережу значно збільшує кількість ваг, які вивчає модель за епоху. Таким чином, набір даних зазвичай ділиться на кілька пакетів зображення та навчання відбувається партія за партією. Для навчання моделі використовувалось 8862 тепловізійних зображення, що при розмірі батчу 64 відповідає 127 партіям. Результати кожної партії потім зберігаються в оперативній пам'яті та агрегуються після завершення навчання для всіх партій. Оскільки ваги, отримані з пакетів, зберігаються в оперативній пам'яті, тож чим більша кількість пакетів, тим більше споживається пам'ять. Для 1 епохи середній час виконання процесу навчання становив 5 хвилин. Загальний час виконання склав 364 хвилин і 25 секунду для 70 епох. В моделі YOLOX-M застосовується методика аугментації даних для покращення результатів навчання. За допомогою аугментації кожне навчальне зображення випадковим чином модифікувалось з метою збільшення репрезентативності набору даних [11]. Параметри аугментації обрано наступні: flip probability = 0.5; degress = 10.0; translate = 0.1; mosaic scale = (0.1, 2); mixup scale = (0.5, 1.5); shear = 2.0.

Висновки до розділу

В програмній частині приведено розробку алгоритмічного та програмного забезпечення запропонованої автоматизованої системи аналізу термографічних даних. Висвітлено основні етапи алгоритмізації програми. Запропоновано використання методів декомпозиції для розбиття завдання на декілька основних етапів, що призводить до поетапності виконання та спрощення структури завдання. В розділі проаналізовано різні модифікації моделі YOLO. Мережі цієї архітектури є одними з найшвидших в завданні детектування об'єктів, що робить їх перспективними для використання у складі термографічних систем реального часу.

В якості моделі глибинного навчання пропонується використовувати YOLOX. Дана модель має одні з найкращих показників якості та швидкості обробки вхідних параметрів на стандартних наборах даних. Для навчання моделі було використано анотований набір теплових зображень Thermal Starter від компанії FLIR. Для даної моделі експериментальним шляхом було підібрано параметри нейронної мережі. З метою покращення результатів роботи було використано штучне збільшення репрезентативності даних (аугментацію).

РОЗДІЛ 4. ТЕСТУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ

4.1. Використання системи для аналізу тестових даних

Для тестування системи було вирішено використовувати зображення, яка система ніколи не «бачила». Запропоновано тестування системи на наборі даних Thermal DatasetV2 від компанії FLIR [34]. Це готовий анотований набір зображень в видимому та інфрачервоному діапазонах. Загалом в наборі 9711 теплових зображень та 9233 зображень видимого спектру. Проаналізувавши набір даних, можна бачити такі аспекти як: видимість під час сильного туману значно погіршується у видимому спектрі; відблиски фар уночі, що часто бувають під час водіння, можуть приховувати небезпечні ситуації та інші. Але порівнюючи зображення в двох діапазонах, наглядно видно усунення даних недоліків в інфрачервоному спектрі, що ще раз підтверджує ефективність використання тепловізійних систем. На рисунку 4.1 представлено приклад зображень від компанії FLIR.



а

б

Рис.4.1. Порівняння зображення в видимому (а) та інфрачервоному (б) спектрах

Дане зображення можна використовувати для тестування системи. Звичайно, модель не навчалась на зображеннях видимого спектру, тому використання таких даних не є доречним. На рисунку 1 представлено термографічний знімок з детектованими об'єктами. Проаналізувавши картинку,

нейронна мережа з доволі високою ймовірністю змогла розпізнати два класи на зображенні: person та car.



Рис.4.2. Термографічний знімок з детектованими об'єктами

На рисунку 4.3 теж можна бачити, що система доволі якісно детектує наявні об'єкти на зображенні. Зокрема, правильно визначено положення та границі присутніх у кадрі автомобілів та людей. Водночас, можна помітити одне хибне спрацювання, оскільки насправді на зображенні лише 3 людини, а не 4. Однак це можна відфільтрувати, видаливши усі рамки з об'єктами, достовірність визначення яких складає нижче деякого порогу.



Рис.4.3. Приклад роботи програми на тестових даних

Варто відмітити, що неозброєному людському оку складно одразу розгледіти деталі на тепловому зображенні. За суб'єктивними оцінками, час розпізнавання усіх об'єктів на даному кадрі склав би більше ніж 22 мс, за які це завдання вирішила модель.

Переваги автоматизованої системи видно одразу. Проаналізувавши термограм, яка представлена на рисунку 4.4, не сконцентрувавши свою увагу, не одразу можна побачити машину на задньому плані, але вона є. Як висновок, це ще раз підтверджує значущість використання автоматизованого аналізу даних для ефективності детектування об'єктів.. Вплив оператора зменшується, а якість моніторингу периметру підвищується.

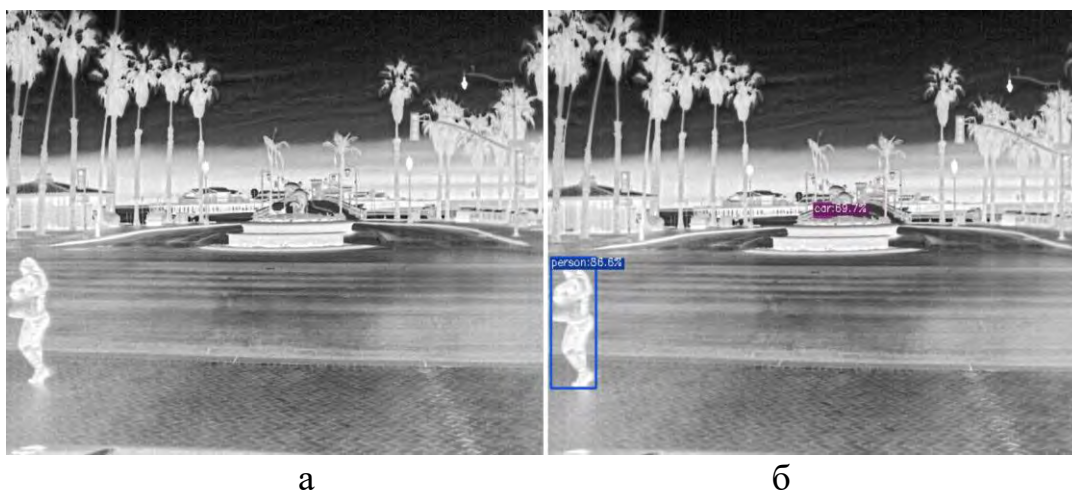


Рис.4.4. Порівняння термограми до тестування (а) системи та після (б) тестування.

4.2. Оцінка якості роботи системи

Після навчання моделі було проведено оцінку якості детектування об'єктів за допомогою різноманітних метрик на валідаційній множині. В нашому випадку, виникає проблема вибору потрібної метрики з зв'язку з тип, що потрібно оцінити, як якість детектування об'єкту з певного нами списку класів так і правильна класифікація даного об'єкту. Для задачі розпізнавання об'єкту використовують середню точність - Average Precision (AP). Даний показник складається з двох складових: точності (precision) та повноти (recall) При розпізнаванні об'єкта, якогось конкретного класу, можна виділити основні події:

1. Істина подія (true positive) – об’єкт відповідного класу було обведено рамкою – знайдено.
2. Хибна подія (false positive) – в обведеній рамці об’єкт не відповідає відповідному класу.

Точність визначає процент вірних передбачень для відповідно вікна (true positive) серед всіх результатів для цього класу. Дану метрику можна представити формулою 4.1.

$$Precision = \frac{true\ positives}{true\ positives + false\ positives} \quad (4.1)$$

В той час, повнота позначає процент знайдених рамок для певного класу, серед всіх, представлених на зображенні об’єктів. Recall можна представити формулою

$$Recall = \frac{true\ positives}{true\ positives + false\ negatives} \quad (4.2)$$

де *false negatives* – кількість незнайдених об’єктів.

В зв’язку з тим, що ми виконуємо оцінку точності для алгоритму детектування та класифікації, ми не можемо обмежитися середньою точністю, тому в розробці було використано Mean Average Precision (mAP). Міра Mean Average Precision (mAP) – значення середньої величини кожного запиту. Для розрахунку використовується формула приведена нижче

$$Mean\ Average\ Precision\ (mAP) = \frac{\sum_{q=1}^Q AP(q)}{Q} \quad (4.3)$$

де Q – кількість запитів. В нашому випадку кількість запитів відповідає кількості класів, на якій навчений алгоритм [29].

Для можливості оцінки наявності об’єкта у прогнозованій рамці використовується метрика IoU (Intersection-Over-Union). На рисунку 4.5 представлено приклад IoU.

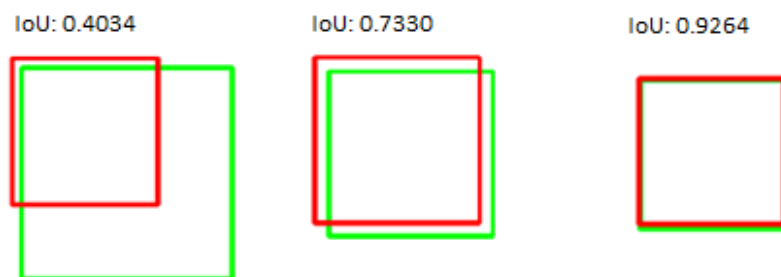


Рис.4.5. Приклад IoU

Значення Intersection-Over-Union розраховується, як відношення площі перетину передбачуваного вікна і правильно прогнозованої рамки. Даний вираз можна представити наступною формулою

$$IoU = \frac{\text{Area of Overlap}}{\text{Area of Union}} \quad (4.4)$$

В таблиці 4.1 наведено значення отриманих показників. Можна зробити висновок, що найкращі результати за показником mean Average Precision досягаються при значенні IoU на рівні 0.50. Середнє значення mAP в діапазоні IoU від 0.50 до 0.95 є нижчим, оскільки підвищення вимог до достовірності визначення рамок навколо об'єктів призводить до пропуску даних. В завданні контролю безпеки пропуск об'єкта має більше негативних наслідків, ніж помилкове виявлення. Це потрібно враховувати при виставленні порогу IoU під час налаштування моделі [35].

Таблиця 4.1. Значення метрик mean Average Precision та Average Recall

| Metric | IoU | Result |
|------------------------|-----------|--------|
| Mean Average Precision | 0.50 | 0.539 |
| | 0.75 | 0.276 |
| | 0.50:0.95 | 0.430 |
| Average Recall | 0.50:0.95 | 0.533 |

Для відтворення результатів було вирішено використовувати безкоштовну платформу Weights & Biases. Це платформа машинного навчання, за допомогою якої розробники можуть швидше створювати моделі. Використовуйте легкі, сумісні інструменти W&B для швидкого відстеження експериментів, версії та ітерації наборів даних, оцінки продуктивності моделі, відтворення моделей, візуалізації результатів і визначення регресій, а також обміну висновками з колегами. Дана платформа сумісна з багатьма хмарними середовищами, такі як AWS, Azure, Google Cloud та інші. В нашому випадку це спрощує задачу візуалізації навчання нейронної мережі, завдяки вбудованим інструментам. Графік результатів навчання на валідаційній вибірці показано на рисунку 4.6. Значення mAP на валідаційній вибірці досягає максимум 0.57 при IoU 50%. Швидкість обробки одного зображення склала 22 мс, що відповідає частоті близько 45 кадрів/секунду.

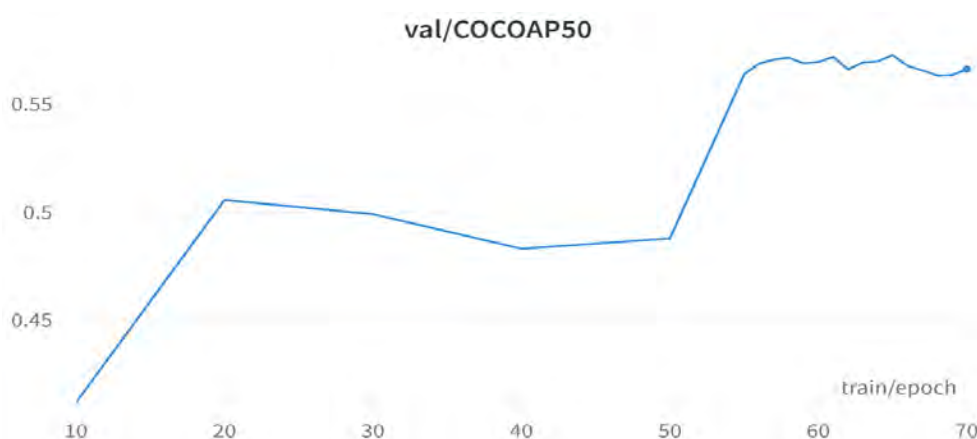


Рис.4.6. Значення mAP на валідаційній вибірці

Під час навчання використовувались функції втрат. В моделі використано похибку суми квадратів, оскільки її легко оптимізувати, однак вона не повністю відповідає мети максимізації середньої точності. Похибка зважає помилку локалізації однаково з помилкою класифікації, що не є ідеальним вирішенням. Крім того, на кожному зображенні багато клітинок сітки не містять жодного об'єкта. Це підштовхує показники «впевненості» цих комірок до нуля, часто

переважаючи градієнт клітинок, які містять об'єкти. Це може призвести до нестабільності моделі, спричиняючи ранню розбіжність у навчанні. Щоб виправити це, розробниками моделі було вирішено збільшувати втрати від передбачень координат обмежувальної рамки та зменшувати втрати від прогнозів достовірності для рамок, які не містять об'єктів. Дана метрика похибок має відображати, що малі відхилення у великих рамках мають менше значення, ніж у менших. Щоб частково вирішити цю проблему, ми прогнозуємо квадратний корінь із ширини та висоти обмежувальної рамки, замість безпосередньо ширини та висоти. YOLO передбачає кілька обмежувальних рамок на клітинку сітки. Під час навчання ми хочемо, щоб за кожен об'єкт відповідав лише один предиктор обмежувальної рамки. Для розрахунку функції втрат використовується формула

$$\begin{aligned}
\mathcal{L} = & \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2] \\
& + \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} \left[(\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i})^2 + (\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i})^2 \right] \\
& + \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} (C_i - \hat{C}_i)^2 + \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{noobj} (C_i - \hat{C}_i)^2 \\
& + \sum_{i=0}^{S^2} 1_{ij}^{noobj} \sum_{c \in classes} (p_i(c) - \hat{p}_i(c))^2 \tag{4.5}
\end{aligned}$$

де 1_i^{obj} – вказує, чи з'являється об'єкт у клітинці i , а 1_{ij}^{obj} – визначає, що j -ий предиктор обмежувальної рамки в комірці «відповідає» за це передбачення. Перша частина рівняння обчислює втрати, пов'язані з прогнозованим положенням обмежувальної рамки та положенням обмежувальної рамки на основі координат (x_{center}, y_{center}) . Значення 1_{ij}^{obj} дорівнює 1, якщо предмет присутній всередині j -ої передбаченої обмежувальної рамки i -ої клітинки та 0 для інших

випадків. Прогнозований обмежувальний прямокутник «відповідатиме» за прогнозування об'єкта на основі прогнозу, який має найвищий поточний IoU.

$$\lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2] \quad (4.6)$$

Друга частина функції втрат YOLO обчислює похибку у передбаченні ширини та висоти обмежувальної рамки подібно до першої частини рівняння. Однак величина похибки у великих прямокутниках менше впливає на рівняння, ніж у малих прямокутниках. Оскільки і ширина, і висота нормалізуються між 0 і 1, їхні квадратні корені збільшують різницю для менших значень - більше, ніж для більших значень. Отже, квадратний корінь із ширини та висоти обмежувальної рамки використовується замість безпосередньо ширини та висоти.

$$\lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} \left[(\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i})^2 + (\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i})^2 \right] \quad (4.7)$$

Оцінка втрати достовірності обчислюється в обох випадках незалежно від того, присутній об'єкт у рамці чи ні. Функція штрафувє лише помилку впевненості об'єкта, якщо цей предиктор відповідає достовірності на зображенні. Значення 1_{ij}^{obj} дорівнює 1, коли в клітинці є об'єкт, а 1_{ij}^{noobj} відповідає значенню 0, в іншому випадку все навпаки.

$$\sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} (C_i - \hat{C}_i)^2 + \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{noobj} (C_i - \hat{C}_i)^2 \quad (4.8)$$

Остання частина функції втрат подібна до звичайної класифікації втрат, яка обчислює втрати ймовірності класу, за винятком 1_{ij}^{obj} [25]. Термін використовується, тому що модель не карає помилки класифікації, навіть якщо в комірці немає об'єктів

$$\sum_{i=0}^{S^2} 1_{ij}^{noobj} \sum_{c \in classes} (p_i(c) - \hat{p}_i(c))^2 \quad (4.9)$$

Функція втрат `cls_loss` (вимірює правильність класифікації кожної передбаченої обмежувальної рамки: кожна рамка може містити клас об'єкта або «фон») та `total_loss` (загальна втрата). Графіки значень функцій втрат представлено на рисунку 4.7.

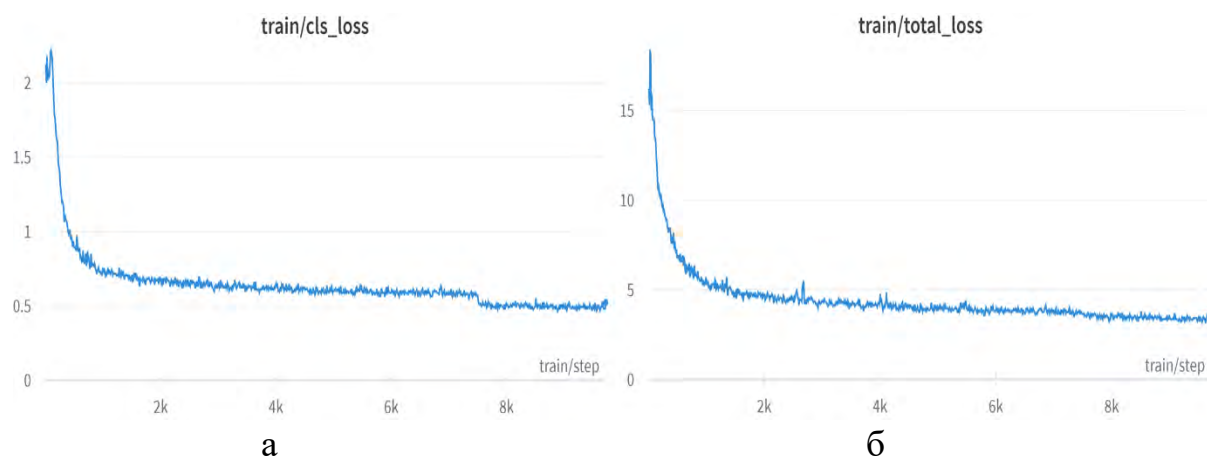


Рис.4.7. Функція втрат по класам (а) та загальна функція втрат (б) на навчальному наборі даних

В таблиці 4.2 приведено значення Mean Average Precision та Average Recall для кожного із класів, для розпізнавання яких була навчена нейронна мережа. Проаналізувавши дані, можна звернути увагу на відносно невеликі значення метрик для класів `dogs` and `bicycle`. Даний недолік пов'язаний з невеликою кількістю теплових зображень цих класів у навчальному наборі даних. Тобто класи не були належним чином збалансовані авторами набору даних. Це можна пояснити тим, що собаки та велосипеди зустрічаються на вулицях міста рідше, ніж автомобілі та пішоходи. При використанні більшого обсягу репрезентативних даних для навчання моделі можна значно підвищити показники якості системи. Це може бути важливим завданням для подальших розробок.

Дана розробка показала кращий результат детектування класів об'єктів, ніж YOLOX-M, яка представлено в роботі [8]. У приведеному дослідженні було використано зображення видимого спектру. Для порівняння, значення mAP у

авторів зазначеної роботи складає 0.464 при IoU = 0.5, тоді як для термограм цей показник складає 0.57.

Таблиця 4.2. Значення Average Precision та Average Recall по класам

| Class | Mean Average Precision, % | Average Recall, % |
|--------------|----------------------------------|--------------------------|
| person | 55.11 | 59.40 |
| bicycle | 27.80 | 46.54 |
| cars | 65.95 | 70.01 |
| dogs | 12.30 | 31.29 |

Як висновок, використання теплових зображень для детектування об'єктів на вулицях міста є більш ефективним. Це пояснюється більшою контрастністю теплових відбитків об'єктів та незалежністю результату від рівня освітлення. Детектування об'єктів у видимому спектрі відбувається швидше, ніж у інфрачервоному (11 мс проти 22 мс відповідно). Однак для сучасних тепловізійних систем така різниця не є суттєвою, особливо враховуючи отриману перевагу в достовірності детектування.

Недоліком системи є довге навчання нейронної мережі під визначення конкретних класів об'єктів, що потребує значних обчислювальних ресурсів. Велика вага моделі не дозволяє використовувати її безпосередньо на базі самого тепловізора. Що призводить до необхідності використання хмарних обчислень або передачі даних на окремий обчислювальний пристрій для подальшого опрацювання.

Невелика база навчальних даних може призводити до неякісного навчання мережі та помилкового спрацювання системи, а також пропущення деяких класів об'єктів на зображенні. Для вирішення цього питання перспективним є створення єдиної бази анотованих теплових зображень в форматі MS COCO або PASCAL VOC.

Висновки до розділу

В даному розділі приведено результати тестування системи. Проаналізовано тепловізійні знімки системи до тестування на нейромережевій моделі та після. Підтверджено значущість використання автоматизованого аналізу даних для ефективності детектування об'єктів.

Отримано кількісні оцінки якості роботи системи. Для оцінки якості системи було використано метрика IoU, Mean Average Precision та Average Recall. Приведено переваги використання системи для розпізнавання об'єктів на теплових зображень, ніж на зображеннях видимого спектру. Проаналізовано недоліки автоматизованої системи детектування об'єктів на термограмах та запропоновано шляхи вдосконалення.

РОЗДІЛ 5. РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЕКТУ «СИСТЕМА АВТОМАТИЗОВАНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ ТЕПЛОВІЗІЙНОГО ВІДЕОНАГЛЯДУ»

В цьому розділі буде проведено маркетинговий аналіз проекту магістерської дисертації для визначення можливості його ринкового впровадження. Для аналізу використаний алгоритм наведений в [36].

5.1. Опис та технологічний аудит ідеї проекту

На сьогоднішній день тепловізійні камери міцно зайняли своє місце серед засобів комп'ютерного бачення. Вони відмінно вирішують поставлені перед ними завдання і дозволяють створювати технічно і економічно ефективні системи. Спектр застосування тепловізійних систем досить різноманітний: діагностика та ремонт друкованих плат, енергетична галузь, неруйнівний контроль композиційних матеріалів, технічні засоби контролю безпеки, медицина, мисливська та військова промисловості, автоматизоване управління. Системи, призначені для контролю безпеки, застосовуються для захисту периметра аеропортів, залізниць, кордонів, будинків, агрокомплексів та інших об'єктів. Аналіз отриманої інформації може бути автоматизований за допомогою технологій штучного інтелекту. Використання тепловізійного обладнання в охоронних системах дозволяє значно підвищити рівень безпеки. Можливі напрямки використання, зміст ідеї та вигоди для користувача наведені в таблиці 5.1.

Таблиця 5.1. Опис ідеї стартап-проекту [36]

| Зміст ідеї | Напрямки застосування | Вигоди для користувача |
|--|-----------------------|---|
| Тепловізор аналізує певну площу (парк, кімната і т.д.) і нейронна мережа визначає, який об'єкт знаходиться на даній ділянці та відправляє сигнал на пульт управління | Системи безпеки | Автоматизована система забезпечує підвищення інформативності та достовірності роботи систем тепловізійного відеонагляду |

В таблиці 1 наведено головний напрямок використання автоматизованої системи, основними користувачами є військові організації та підприємства, що займаються системами захисту.

Інформаційна карта стартап проекту наведена в таблиці 5.2, вона включає в себе назву та авторів проекту, термін реалізації, необхідні ресурси, описує проблематику та основні цілі.

Таблиця 5.2. Інформаційна картка стартап-проекту [37]

| | |
|---|--|
| Назва проекту | Система автоматизованого аналізу даних тепловізійного відеонагляду |
| Автори | Складчиков І.О., Момот А.С. |
| Анотація | Автоматизація процесу аналізу термографічних зображень із застосуванням нейромережових технологій, що забезпечуватиме підвищення інформативності та достовірності роботи систем тепловізійного відеонагляду. |
| Термін реалізації | 1 рік |
| Необхідні ресурси | Людські, фінансові. |
| Опис проблеми, яку вирішує стартап - проект | За допомогою навчання нейронних мереж збільшується швидкість, інформативності та достовірності роботи систем тепловізійного відеонагляду. |
| Ціль | Створити автоматизований процес аналізу термографічних зображень із застосуванням нейромережових технологій. |
| Очікуваний результат | Навчання нейронної мережі для швидкої обробки термограм. |

За допомогою застосування морфологічних карт слід згенерувати ідею автоматизованої системи аналізу даних тепловізійного відеонагляду, яка б забезпечувала підвищену інформативність та достовірність роботи, ніж існуючі, була б зручною у використанні.

Ідея проекту генерується відповідно до такого алгоритму (табл. 5.3):

- визначити функції, які повинен виконувати проект;
- подання на карті декількох варіантів елементарних рішень, тобто засобів за допомогою яких можна реалізувати кожен функцію;

- вибір по одному елементарному рішенню для кожної функції.

Таблиця 5.3. Морфологічна карта [37]

| Функції | Проміжні рішення | | | | |
|--|------------------|------------------------------|--------------------|----------------|--------------|
| | 1-ше | 2-ге | 3-тє | 4-тє | 5-тє |
| Методи обробки термограм | Нейронні мережі | Динамічна теплова томографія | Головних компонент | Вейвлет-аналіз | Фур'є-аналіз |
| Нейронні мережі для виявлення об'єктів на теплових зображеннях | EfficientDet | VGG16 | YOLOv3 | R-CNN | Інше |

Отже ідею стартап-проєкту можна сформулювати так: : автоматизація процесу аналізу термографічних зображень із застосуванням нейромережових технологій, що забезпечуватиме підвищення інформативності та достовірності роботи систем тепловізійного відеонагляду.

Визначимо попереднє коло конкурентів, товарів-аналогів або товарів-замінників, що вже впроваджені на ринок. Дослідимо техніко-економічні властивості та характеристики ідеї. Проведемо порівняльний аналіз показників (табл.5.4).

Таблиця 5.4. Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проєкту [36]

| № п/п | Техніко-економічні характеристик и ідеї | (потенційні) товари/концепції конкурентів | | | W (слабка сторона) | N (нейтральна сторона) | S (сильна сторона) |
|-------|---|---|------|------|--------------------|------------------------|--------------------|
| | | Мій проєкт | АКСР | NEOS | | | |
| 1. | Критерій Танімото, % | 98 | 95 | 92 | | | + |

| | | | | | | | |
|----|--|--------|--------|---------|--|---|---|
| 2. | Помилка класифікації температурних профілів, % | 2 | 5 | 8 | | | + |
| 3. | Кількість виявлених об'єктів (з 100) | 100 | 99 | 95 | | + | |
| 4. | Надійність | Висока | Висока | Висока | | + | |
| 5. | Ціна | Низька | Висока | Середня | | | + |

З таблиці 5.4 можемо зробити висновок, що порівняно із головними конкурентами, перевагою проекту є результати критерію Танімото, відсоток помилки класифікації температурних профілів та низька ціна. Ці переваги є підґрунтям для формування його конкурентоспроможності.

Далі необхідно дослідити аудит технології, за допомогою якої можна реалізувати ідею проекту, для цього визначаємо всі ідеї проекту, за якими технологіями вони будуть реалізовуватись, чи наявні та доступні ці технології (табл. 5.5) [36].

Таблиця 5.5. Технологічна здійсненність ідеї проекту [36]

| Ідея проекту | Технології її реалізації | Наявність технологій | Доступність технологій |
|--|---|----------------------|------------------------|
| Виявлення об'єктів на температурних профілях зразків | Розробка нейронної мережі в середовищі Anaconda | Наявні | Технологія доступна |
| Визначення характеристик об'єктів | Розробка нейронної мережі в середовищі Anaconda | Наявні | Технологія доступна |

Методика реалізації ідеї проекту базується на розробці нейронних мереж для розпізнавання та визначення характеристик об'єктів. При цьому це не потребує вагомих ресурсів і дає змогу проводити дослідження у широкому спектрі вхідних даних. За даними наведеними в таблиці 5.5 можемо зробити

висновок, що всі ідеї проєкту можна технологічно реалізувати оскільки технології наявні на ринку та доступна для авторів.

5.2. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проєкту

В цьому підрозділі досліджується можливості та загрози під час виходу на ринок, стан ринкового середовища і потреби цільової аудиторії.

Проведемо попередній аналіз на наявність попиту та динаміку розвитку ринку (табл. 5.6).

Таблиця 5.6. Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проєкту [36]

| № п/п | Показники стану ринку (найменування) | Характеристика |
|-------|--|-------------------------------|
| 1 | Кількість головних гравців, од | 3 |
| 2 | Загальний обсяг продаж, грн | 5000000 |
| 3 | Динаміка ринку (якісна оцінка) | Зростає |
| 4 | Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень) | Конкуренція існуючих компаній |
| 5 | Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації | Загальні технічні умови |
| 6 | Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), % | 30% |

За попереднім оцінюванням та даними занесеними до таблиці 5 робимо висновок, що ринок є привабливим для входження, оскільки динаміка ринку зростає.

Далі визначимо потенційні групи клієнтів, сформуємо вимоги до товару для кожної цільової групи (табл.5.7). Кожен товар має свого потенційного клієнта. Він є представником цільової аудиторії компанії, якими є люди певної статі, віку, зі схожими потребами, інтересами та фінансовими можливостями.

Параметри, які описують потенційного покупця:

- є потреба та бажання придбати товар;
- є фінансова можливість придбання;
- має право приймати рішення щодо покупки.

Таблиця 5.7. Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту [36]

| Потреба, що формує ринок | Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку) | Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів | Вимоги споживачів до товару |
|---|--|---|--|
| Збільшення інформативності та достовірності роботи систем тепловізійного відеонагляду | Системи безпеки | Особливості, викликані зі специфікою проведення дослідів | Точність, висока чутливість, швидкодія, надійність |

Портрет цільової аудиторії - це сукупність різних характеристик потенційних клієнтів. Для того, щоб скласти якісний портрет необхідно більш детально визначити параметри кожної групи споживачів. Дані занесено до таблиці 5.8.

Таблиця 5.8. Портрет цільового покупця

| | |
|------------------------------------|---|
| Що хочуть купити | Комп'ютерну програму |
| Хто покупець | Компанії, що надають системи захисту, державні та військові організації |
| Мета купівлі | Автоматизований аналіз даних тепловізійного відеонагляду |
| Коли покупець купує продукт | Коли з'являється необхідність у автоматизованій високоточній системі захисту, якість розпізнавання якої не залежить від часу доби |
| Де покупець бажає придбати продукт | Онлайн |
| Мета стартапера | Задовольнити потребу клієнта в більш якісному продукті. |

З таблиці 5.8 робимо висновок, що основними клієнтами для нас є компанії, що надають системи захисту, державні та військові організації у яких є потреба у автоматизованій високоточній системі захисту, якість розпізнавання якої не залежить від часу доби.

Визначимо можливості та загрози, які можуть виникнути під час входу на ринок (табл. 5.9, 5.10).

Ринкові можливості - це сприятливі обставини, які підприємство може використовувати для отримання переваг. Як приклад ринкових можливостей можна привести погіршення позицій конкурентів, різке зростання попиту, появу нових технологій виробництва продукції, зростання рівня доходів населення і т. п. Слід зазначити, що можливостями з погляду SWOT-аналізу є не всі можливості, які існують на ринку, а тільки ті, які можна використовувати.

Ринкові загрози - події, настання яких може несприятливо вплинути на підприємство. Приклади ринкових загроз: вихід на ринок нових конкурентів, зростання податків, зміна смаків покупців, зниження народжуваності й т. п.

Таблиця 5.9. Фактори загроз [36]

| № п/п | Фактор | Зміст загрози | Можлива реакція компанії |
|-------|------------------------|---|---|
| 1 | Зріст конкуренції | Конкуренти мають нижчі цінами | Покращення конкурентоспроможності продукту |
| 2 | Відсутність попиту | У клієнтів немає потреби в покупці товару | Визначення потреб клієнтів |
| 3 | Зміни в стандартизації | Зміни в ДСТУ | Модернізація системи відповідно до нових стандартів |
| 4 | Вартість досліджень | Висока вартість проведення нових досліджень | Додаткові витрати на проведення дослідження |
| 5 | Якість | Не задоволення очікувань клієнтів | Покращення конкурентоспроможності продукту |

Основними загрозами є зріст конкуренції та відсутність попиту, адже для проведення нових досліджень необхідні додаткові витрати, щоб уникнути таких наслідків потрібно покращити маркетинг, для того щоб більше потенційних клієнтів дізнались про переваги проєкту.

Таблиця 5.10. Фактори можливостей [36]

| № п/п | Фактор | Зміст можливості | Можлива реакція компанії |
|-------|-------------------------------|---|---|
| 1 | Збільшення попиту | Збільшення зацікавлення клієнтів дослідженнями | Можливість отримання інвестицій |
| 2 | Обслуговування | Потреба в обслуговуванні | Повірка та встановлення обладнання |
| 3 | Освоєння нових сфер | Використання системи в нових сферах, що не розглядались раніше | Модернізація системи для покращення її основних параметрів та виконання поставлених вимог |
| 4 | Впровадження нових технологій | Якісне покращення основних параметрів продукту та модернізація раніше існуючих рішень | Підвищення попиту та ціни |
| 5 | Інвестиції | Залучення нових інвестицій | Збільшення витрат на дослідження та маркетинг |

Фактор збільшення попиту є найбільш реальним, оскільки система задовольняє вимоги потенційних клієнтів, а саме має високу точність та швидкість. Інвестиції в значній мірі допомагають вивести бізнес на новий рівень, тому важливо залучати до співпраці нових інвесторів.

Після аналізу загроз та можливостей можемо зробити висновок, що ринок автоматизованих систем аналізу даних тепловізійного відеонагляду є перспективним для входу нових компаній.

Далі проведемо аналіз пропозиції та визначимо основні риси конкуренції на ринку (табл. 5.11).

Конкуренція – це суперництво між суб'єктами ринкової економіки за найкращі умови виробництва, вигідну позицію на ринку тощо.

Конкуренти – це компанії, які працюють на тому ж ринку, з тієї ж цільовою аудиторією і надають аналогічний продукт або послугу.

Таблиця 5.11. Ступеневий аналіз конкуренції на ринку [36]

| № п/п | Особливості конкурентного середовища | В чому проявляється дана характеристика | Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною) |
|-------|---|---|---|
| 1 | Чиста конкуренція | Окремі компанії не можуть вплинути на ціну | Концентрації діяльності підприємства на якість товару |
| 2 | За рівнем конкурентної боротьби - міжнародний | Наявність клієнтів із інших держав | Вихід на міжнародний ринок |
| 3 | Конкуренція за галузевою ознакою - внутрішньогалузева | Використовується в одній галузі | Покращення реклами та залучення нових клієнтів |
| 4 | Конкуренція за видами товарів - товарно-видова | Конкуренція, що виникає між товарами одного виду | Клієнтоорієнтовність та адаптивність до вимог ринку |
| 5 | За характером конкурентних переваг - нецінова | Ціна залежить від функціоналу та методу дослідження | Пошук можливостей збільшення якості товару |
| 6 | За інтенсивністю - марочна | Конкурентні компанії пропонують подібні продукти | Покращувати якість товару, знижувати ціну. Створення фірмового стилю компанії та реклама. |

Проаналізувавши таблицю 5.11 робимо висновок, що через малу кількість конкурентів на ринку спостерігається чиста конкуренція. Всі конкуренти мають різні методики досліджень. Конкурентна боротьба є міжнародною та внутрішньогалузевою.

Далі проводиться більш детальний аналіз конкуренції в даній галузі за моделлю М. Портера (табл. 5.12) та обґрунтування факторів конкурентоспроможності (табл. 5.13) [1].

М. Портер вирізняє п'ять основних факторів, що впливають на привабливість вибору ринку з огляду на характер конкуренції:

- конкурент, що вже є у галузі;
- потенційні конкуренти;
- наявність товарів-замінників;
- постачальники, що конкурують за ринкову владу;
- споживачі.

Таблиця 5.12. Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером [36]

| Складові аналізу | Прямі конкуренти в галузі | Потенційні конкуренти | Постачальники | Товари-замінники |
|------------------|---------------------------|--|---|---|
| | | NEOS | Невисокий бар'єр входження на ринок | Наявність ліцензії на програмне забезпечення |
| Висновки: | Невелика конкуренція | Є можливості виходу на ринок. Є великі конкуренти. Строк виходу на ринок 1 рік | Умови роботи на ринку постачальники не диктують | Обмежень для роботи практично немає, оскільки товари-замінники використовують інші методи діагностики |

Таблиця 5.13. Обґрунтування факторів конкурентоспроможності [36]

| № п/п | Фактор конкурентоспроможності | Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проєктів значущим) |
|-------|-------------------------------|---|
| 1 | Ціна | Оптимальна ціна при високій якості |
| 2 | Точність | Необхідна найменш можлива похибка діагностики |
| 3 | Інформативність | Висока інформативність |
| 4 | Якість | Висока якість |

Після оцінки конкуренції та основних факторів конкурентоспроможності, дані про які наведені в таблицях 5.12-5.13, можна сказати, що всі вищезгадані фактори досягаються проведенням додаткових досліджень та розрахунків. За цими факторами будуємо таблицю слабких та сильних сторін стартап-проєкту (табл. 5.14).

Таблиця 5.14. Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін [36]

| № п/п | Фактор конкурентоспроможності | Бали 1-20 | Рейтинг товарів-конкурентів у порівнянні з СРДК | | | | | | |
|-------|-------------------------------|-----------|---|----|----|---|----|----|----|
| | | | -3 | -2 | -1 | 0 | +1 | +2 | +3 |
| 1 | Ціна | 15 | | | | 0 | | | |
| 2 | Точність | 20 | | | | | | 2 | |
| 3 | Інформативність | 19 | | | | | | | 3 |
| 4 | Якість | 19 | | | | | 1 | | |

Проаналізувавши таблицю 5.14 робимо висновок, що стартап-проєкт в підсумку має вищий рейтинг ніж його прямий конкурент. Дана таблиця показує переваги проєкту над конкурентами.

На основі виділених раніше сильних та слабких сторін, а також ринкових можливостей та загроз, складемо таблицю SWOT- аналізу (табл. 5.15).

Таблиця 5.15. SWOT- аналіз стартап-проєкту [36]

| | |
|--|--|
| <p>Сильні сторони:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Ширший діапазон визначення об'єктів 2. Висока точність 3. Зростання попиту 4. Обслуговування 5. Модифікація | <p>Слабкі сторони:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Поява нових технологій 2. Збільшення конкуренції на ринку 3. Початківець на ринку |
| <p>Можливості:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Збільшення кількості клієнтів 2. Закріпитись на ринку 3. Збільшення обсягу продажів 4. Можливість проведення перевірок 5. Покращення характеристик приладу | <p>Загрози:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Кращі умови та якість від конкурентів 2. Відсутність клієнтів 3. Зниження доходів потенційних споживачів. |

Потрібно звернути увагу на можливість появи загроз, таких як відсутність клієнтів та покращення якості продукції конкурентів. Необхідно утримати клієнтів за рахунок надання безкоштовних додаткових модифікацій. На основі SWOT-аналізу описаного в таблиці 5.15 розробляємо альтернативи для виходу стартап-проєкту на ринок та орієнтовні терміни для їх реалізації (табл. 5.16).

Таблиця 2.16 Альтернативи ринкового впровадження стартап-проєкту [36]

| <i>№ n/n</i> | <i>Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки</i> | <i>Ймовірність отримання ресурсів</i> | <i>Строки реалізації</i> |
|------------------|---|---|--------------------------|
| 1 | Покращення розпізнавання об'єктів | Середня | 6 місяців |
| 2 | Покращення надійності | Висока | 6 місяців |

Проаналізувавши дані наведені в таблиці 5.16 робимо висновок, що найкращою альтернативою є збільшення надійності приладу оскільки така альтернатива має високу ймовірність отримання додаткових ресурсів.

Далі опрацюємо питання для удосконалення продукту (табл. 5.17).

Таблиця 5.17. Опрацювання питань для удосконалення продукту

| <i>№ n/n</i> | <i>Запитання</i> | <i>Відповідь</i> |
|------------------|---------------------------------|--|
| 1 | Частиною яких систем є продукт? | Систем аналізу даних тепловізійного відеонагляду |

| | | |
|---|---|--|
| 2 | Чи можна розділити продукт на частини? | Так, можна окремо використовувати програмне забезпечення без тепловізора, що передає автоматично дані. |
| 3 | Чи можна об'єднати (агрегувати) кілька елементів продукту в один? | Ні, продукт є завершеним |
| 4 | Чи можна нерухомі частини продукту зробити рухомими і навпаки? | Ні, тепловізор виставлений та налаштований для отримання чітких зображень. |
| 5 | Яким має бути ідеальний продукт? | Високоточним, якісним, довговічним. |
| 6 | Що відбудеться, якщо вилучити цей продукт? Чим його можна замінити? | Його не можна замінити |
| 7 | Яким цей продукт був у минулому? | Мав меншу точність та швидкість розпізнавання об'єктів |
| 8 | На розвиток яких функцій було спрямоване удосконалення продукту? | На покращення точності та швидкості визначення об'єктів. |

Можемо зробити висновок, що продукт є високотехнологічним і покращити його можна змінивши тепловізор з більшою роздільною здатністю який надає зображення, ці досліді дозволять покращити розпізнавання об'єктів та їх характеристик.

5.3. Розроблення ринкової стратегії розвитку

Для розроблення ринкової стратегії необхідно почати з визначення цільових груп потенційних споживачів (табл.5.18)

Таблиця 5.18 Вибір цільових груп потенційних споживачів [36]

| <i>№ n/n</i> | <i>Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів</i> | <i>Готовність споживачів сприйняти продукт</i> | <i>Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)</i> | <i>Інтенсивні сть конкуренції і в сегменті</i> | <i>Простота входу у сегмент</i> |
|------------------|---|--|--|--|---|
| 1 | Компанії, які надають системи захисту | + | + | Висока | + |
| 2 | Військові організації | + | + | Висока | - |

Після опису цільових груп потенційних клієнтів можна обрати ту яка найбільше підходить. В першу чергу до уваги приймається готовність цільової групи сприйняти продукт, тому основними є компанії, які надають системи захисту.

Для подальшої роботи з цільовими групами потрібно визначитись з базовою стратегією розвитку (табл. 5.19)

Таблиця 5.19 Визначення базової стратегії розвитку [36]

| <i>Обрана альтернатива розвитку проекту</i> | <i>Стратегія охоплення ринку</i> | <i>Ключові конкурентоспро- мні позиції відповідно до обраної альтернативи</i> | <i>Базова стратегія розвитку*</i> |
|---|--|---|---|
| Концентрація на потребах цільового сегменту ринку. | Стратегія недиференційованого маркетингу | Використання інновацій та адаптація до вимог ринку | Стратегія спеціалізації |

Проаналізувавши таблицю 5.19 можна зробити висновок, що через існування на ринку сильних гравців обираємо стратегію спеціалізації. Необхідно використовувати інновації для забезпечення високої якості продукції.

Далі потрібно визначитись із базовою стратегією конкурентної поведінки (табл. 5.20).

Таблиця 5.20. Визначення базової стратегії конкурентної поведінки [36]

| | | | |
|---|---|--|--|
| <i>Чи є проєкт «першопрохідцем» на ринку?</i> | <i>Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?</i> | <i>Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?</i> | <i>Стратегія конкурентної поведінки*</i> |
| Ні | Шукати нових споживачів та забирати існуючих у конкурентів. | Ні | Стратегія лідера |

Проаналізувавши таблицю 5.20 можемо зробити висновок, що оскільки проєкт не є першопрохідцем, але має суттєві переваги над продуктом-аналогом, можна обрати стратегію лідера. Це можливо оскільки використовується дешевша технологія при кращій якості.

Наступним кроком потрібно визначитись із стратегією позиціонування, яка формується на основі вимог клієнтів (табл. 5.21).

Таблиця 5.21. Визначення стратегії позиціонування [36]

| <i>n/n</i> | Вимоги до товару цільової аудиторії | Базова стратегія розвитку | Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проєкту | Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проєкту (три ключових) |
|------------|-------------------------------------|---------------------------|--|--|
| 1 | Точність | Стратегія спеціалізації | Система з високою точністю | Високоточна |
| 2 | Швидкодія | Стратегія спеціалізації | Система з високою швидкістю | Здатність швидко визначати об'єкти на термографічних зображеннях |
| 3 | Висока якість | Стратегія спеціалізації | Якість | Надійна |

Висновок: стартап-проект буде працювати за стратегією спеціалізації, оскільки його основною метою є підвищення точності та швидкодії автоматичного визначення об'єктів та їх характеристик на термографічних зображеннях.

5.4. Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

При розробці маркетингової програми слід почати із визначення ключових переваг концепції товару (табл. 5.22).

Таблиця 5.22. Визначення ключових переваг концепції потенційного товару [36]

| <i>№ n/n</i> | <i>Потреба</i> | <i>Вигода, яку пропонує товар</i> | <i>Ключові переваги перед конкурентами</i> |
|------------------|--|---|---|
| 1 | Необхідність підвищення швидкості контролю | Відносно дешева методика досліджень, яка дозволить досягти збільшення швидкості | Висока точність та швидкість контролю, можливість розпізнавання об'єктів та їх параметрів |
| 2 | Необхідність підвищення точності контролю | Надійна технологія, яка дозволить підвищити точність | |
| 3 | Необхідність підвищення точності розпізнавання видів та характеристик об'єктів | Можливість розпізнавання об'єктів та їх параметрів | |

З даних наведених в таблиці 5.22 можна зробити висновок, що перевагами проекту є точність, швидкість діагностики та можливість розпізнавання об'єктів та їх параметрів.

Наступним кроком необхідно визначити цінові межі, якими необхідно керуватися при встановленні ціни на потенційний товар (табл. 5.23).

Таблиця 5.23. Визначення меж встановлення ціни [36]

| Рівень цін на товари-замінники | Рівень цін на товари-аналоги | Рівень доходів цільової групи споживачів | Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу |
|--------------------------------|------------------------------|--|---|
| 150000-200000 | 150000-200000 | 100000-1000000 | 100000-150000 |

Для стартап-проекту було обрано середню цінову категорію, оскільки висока ціна може не задовольнити клієнтів.

Важливу роль у реалізації стартапу відіграє ефективна команда. Команда (від лат. *Commando* – «доручаю», «наказую») – це об'єднання однодумців, які керуються спільною метою. Відомості, які необхідно прояснити, отримуючи завдання на формування проектної команди для стартапу наведено в таблиці 5.24 [38, 39, 40].

Опис команди стартапу представлено в таблиці 5.25.

Таблиця 5.24. Питання, що потребують відповідей до початку формування команди стартапу [37]

| Питання | Пояснення |
|--|---|
| В які терміни команда повинна бути сформована? | Команду потрібно сформувати за два місяці |
| Хто ключові люди в створюваній команді (тобто співробітники, без яких робота неможлива або неефективна)? | Інженер-технолог, маркетолог, ІТ-спеціаліст, інженер-конструктор |
| Чи є можливість використовувати для пошуку персоналу додаткові джерела? | Так, можна звертатись в кадрове агентство або до рекрутера-фрілансера |
| Яка роль у кожного члена команди? | Маркетолог повинен займатись просуванням продукту, інженери – проводити досліди та розрахунки, ІТ-спеціаліст – алгоритм розпізнавання об'єктів та ін. |
| Як мотивувати членів команди? | Можливість отримання щомісячної премії за виконання поставлених завдань |

Таблиця 5.25. Початкові вкладення у стартап проект

| <i>Стадія стартапу</i> | <i>Завдання</i> | <i>Члени команди</i> | <i>Освіта</i> | <i>Досвід роботи</i> | <i>Спеціалізовані знання</i> | <i>Витрати, тис. грн</i> |
|------------------------|---|---|---|----------------------|--|--------------------------|
| Передпосівна | Розробка ідеї без розробленого механізму її реалізації Перевірка чи подобається розроблена ідея майбутнім споживачам | Складчиков Іван, Момот Сергій | ІТ-спеціаліст, інженер | 5 років | Знання в сфері аналізу даних тепловізійного відеонагляду | - |
| Посівна | Дослідження ринку, опитування потенційних покупців та клієнтів, пошук інвесторів | Складчиков Іван, Момот Сергій | ІТ-спеціаліст, інженер | 20 років | Знання в сфері аналізу даних тепловізійного відеонагляду | 10000 |
| Створення прототипу | Провести нові дослідження для виявлення можливості покращення точності та швидкості визначення об'єктів, розробка програми | Складчиков Іван, Момот Сергій, Мельник Андрій | ІТ-спеціаліст, інженер, Інженер-технолог | 20 років, 2 роки | Знання в сфері аналізу даних тепловізійного відеонагляду ; Знання в сфері розробки програмного забезпечення ; | 10000 0 |

| | | | | | | |
|---------------------|--|---|--|---------------------------------|---|--------|
| Закрита бета-версія | Створити готовий, життєздатний продукт, перевірити його якісні показники | Іванченко Іван | Маркетолог | 5 років | Знання в сфері маркетингу | 120000 |
| Ведення бізнесу | Збільшити кількість реклами та продажів, залучення нових клієнтів | Складчиков Іван, Момот Сергій, Мельник Андрій, Іванченко Іван | ІТ-спеціаліст інженер з неруйнівного контролю Інженер-технолог, маркетолог | 20 років, 2 роки, 5 років | Знання в сфері неруйнівного контролю, Знання в сфері розробки програмного забезпечення ; Знання в сфері маркетингу. Знання в сфері менеджменту | 100000 |

Отже, загальному команду складається з інженера-технолога, інженера з неруйнівного контролю, ІТ-спеціаліста та маркетолога. Більшість членів команди компетентні та мають великий досвід роботи.

Складемо календарний план-графік підготовки стартапу (таблиця 5.26).

Таблиця 5.26. Календарний план-графік підготовки стартапу

| Стадія стартапу | Період запуску (за місяцями з початку підготовки проєкту) | | | | | Вартість стадії, грн |
|-----------------|---|---|---|---|---|----------------------|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | |
| Передпосівна | 01.01.22 01.02.22 | | | | | - |

| | | | | | | |
|---------------------|--|----------------------|----------------------|----------------------|------------|--------|
| Посівна | | 01.02.22 01.03.22 | | | | 10000 |
| Прототипування | | | 01.03.22 10.06.22 | | | 100000 |
| Закрита бета-версія | | | | 20.06.22 01.08.22 | | 120000 |
| Ведення бізнесу | | | | | 3 01.08.22 | 200000 |
| Разом | | | | | | 430000 |

Отже, з таблиці 5.26 можемо зробити висновок, що на реалізацію проєкту знадобиться 8 місяців та 430 тис. грн. Найбільш дорогим етапом є введення бізнесу через його довготривалість.

Розподілимо частки між авторами стартапу на основі запропонованого методу Frank Demmler, професором підприємництва в бізнес-школі при Carnegie Mellon University [3]. Визначимо важливість кожного фактора та внесок кожного з авторів (табл. 5.27).

Таблиця 5.27. Оцінювання важливості кожного фактора і внеску кожного учасника [38]

| Фактор | Вага | Автор 1 | Автор 2 |
|--|------|---------|---------|
| Участь у розробленні ідеї | 9 | 10 | 6 |
| Участь у підготовці бізнес-плану | 7 | 7 | 8 |
| Компетентність. учасника | 10 | 10 | 10 |
| Залученість і ризику учасника | 7 | 8 | 9 |
| Обов'язки та відповідальність учасника | 10 | 9 | 10 |
| Разом (вага * внесок автора) | | 385 | 764 |
| Відсоток | | 50,4 % | 49,6 % |

Можемо зробити висновок що обоє авторів компетентними і приймали активну участь у створенні проєкту. Частка стартапу першого автора складає

50,4 %, частка другого – 49,6 %. Отже, автори приблизно однаково впливали на створення продукту.

Далі слід визначити оптимальну систему збуту (табл. 5.28), це необхідно для того, щоб підвищити ефективність збуту. Канали збуту, виконують ряд функцій, зокрема:

- підвищують ступінь поінформованості споживача про товари і послуги компанії;
- допомагають оцінити ціннісні пропозиції компанії;
- дозволяють споживачеві купувати певні товари та послуги;
- знайомлять споживача з ціннісними пропозиціями;
- забезпечують після-продажне обслуговування.

Таблиця 5.28. Формування системи збуту [36]

| № п/п | Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів | Функції збуту, які має виконувати постачальник товару | Глибина каналу збуту | Оптимальна система збуту |
|-------|---|---|----------------------|--------------------------|
| 1 | Замовлення заздалегідь | Налагоджування та тестування | Нульового рівня | Пряма |
| 2 | Регулярні поставки | Налагоджування та встановлення, перевірка наявного обладнання, тестування | Нульового рівня | Пряма |

За даними наведені в таблиці 28 робимо висновок, що виробник буде продавати товар безпосередньо кінцевому споживачеві, оскільки глибина каналу збуту нульового рівня. Виробник буде контролювати регулярність поставок та контроль обладнання.

Останньою складовою маркетингової програми стартап-проекту є розроблення концепції маркетингових комунікацій, що спирається на попередньо визначену специфіку поведінки клієнтів та обрану основу для позиціонування (табл.5.29) [1].

Маркетингові комунікації – це одна з основних і складних елементів комплексу маркетингу організації. Маркетинговими комунікаціями можна назвати повідомлення і засоби масової інформації, спрямовані на передачу інформації про продукт і встановлення зв'язку з цільовою аудиторією, ринком.

Таблиця 5.29. Концепція маркетингових комунікацій [37]

| <i>Специфіка поведінки цільових клієнтів</i> | <i>Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти</i> | <i>Ключові позиції, обрані для позиціонування</i> | <i>Завдання рекламного повідомлення</i> | <i>Концепція рекламного звернення</i> |
|---|---|--|--|--|
| Потребують автоматизованого процесу аналізу термографічних зображень при оптимальній ціні, тому порівнюють конкурентні пропозиції | Інтернет, журнали, фахові видання, соціальні мережі, месенджери | Висока якість, точність та швидкість, відносно низька вартість | Показати покупцю перевагу над конкурентами та можливість економії після придбання продукту | Реклама функцій системи та її основних характеристик |

Дані занесені до таблиці 5.29 - це ринкова програма, що складається із концепції товару, просування, збуту та аналіз ціноутворення, базується на цінностях та потребах клієнтів, конкурентних перевагах ідеї, стані ринкового середовища та на відповідній альтернативі ринкової поведінки [1].

Необхідно визначити початкові вкладення для розвитку стартап-проєкту (табл. 5.30). Початкові інвестиції – це реальна вартість проєкту з урахуванням результатів від продажу старого обладнання та сплати податків.

Таблиця 5.30. Початкові вкладення на запуск стартап-проєкту [38]

| Види витрат | Вартість |
|--|----------|
| НДДКР | 5000 |
| Захист прав на об'єкти інтелектуальної власності | 10 000 |
| Створення прототипу, дослідження | 70 000 |
| Просування | 100 000 |
| Витрати на команду | 30 000 |
| Закупівля обладнання | 51 000 |

| | |
|---|---------|
| Орієнтована собівартість першого продукту | 100000 |
| РАЗОМ | 216 000 |
| Витрати, що бере на себе стартапер | 66 000 |
| Необхідні інвестиції для запуску стартапу | 300 000 |

Проаналізувавши таблицю 5.30 робимо висновок, що необхідно отримати інвестиції у розмірі 300 000 грн для створення прототипу, просування та оплати роботи працівників.

Планові фінансово-економічні показники проєкту наведені в таблиці 5.31, вони потрібні для приблизної оцінки прибутків за рік.

Таблиця 5.31. Планові фінансово-економічні показники

| | Показник | Періоди (по місяцях) | | | | | | | | | | | Всього за рік | |
|---|---|----------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|---------------|-------|
| | | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | | 12 |
| 1 | Обсяг продажу продукції натуральних показниках | 5 | 5 | 6 | 7 | 7 | 7 | 8 | 8 | 8 | 9 | 9 | 10 | 89 |
| 2 | Собівартість одиниці продукції, тис. грн. | 70 | 70 | 70 | 70 | 70 | 70 | 70 | 70 | 70 | 70 | 70 | 70 | 840 |
| 3 | Собівартість виробництва продукції, тис. грн. (3 = 1 · 2) | 350 | 350 | 420 | 490 | 490 | 560 | 560 | 560 | 630 | 630 | 700 | 6230 | |
| 4 | Обсяг реалізації продукції натуральних показниках | 5 | 5 | 6 | 7 | 7 | 7 | 8 | 8 | 8 | 9 | 9 | 10 | 89 |
| 5 | Ціна реалізації продукції без ПДВ, тис. грн. | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 12000 |
| 6 | Виручка від реалізації продукції без ПДВ, тис. грн. (6 = 4 · 5) | 500 | 500 | 600 | 700 | 700 | 700 | 800 | 800 | 800 | 900 | 900 | 1000 | 8900 |
| 7 | Податок на додану вартість (ПДВ), тис. грн. (7=6/5) | 5 | 5 | 6 | 7 | 7 | 7 | 8 | 8 | 8 | 9 | 9 | 10 | 89 |

| | | | | | | | | | | | | | | |
|----|--|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|------|
| 8 | Валовий прибуток (8 = 6 – 3) | 1 5 0 | 1 5 0 | 1 8 0 | 2 1 0 | 2 1 0 | 2 1 0 | 2 4 0 | 2 4 0 | 2 4 0 | 2 7 0 | 2 7 0 | 3 0 0 | 2670 |
| 9 | Податок на прибуток (9=8*0,20 (20 %)) | 3 0 | 3 0 | 3 6 | 4 2 | 4 2 | 4 2 | 4 8 | 4 8 | 4 8 | 5 4 | 5 4 | 6 0 | 534 |
| 10 | Чистий прибуток (10 = 8 – 9) | 1 2 0 | 1 2 0 | 1 4 4 | 1 6 8 | 1 6 8 | 1 6 8 | 1 9 2 | 1 9 2 | 1 9 2 | 2 1 6 | 2 1 6 | 2 4 0 | 2136 |

З таблиці 5.32 можемо зробити висновок, що при продажі 89 систем діагностики за рік з собівартістю 70 тис. грн. податки на їх продаж складуть 534 тис. грн., а орієнтовний чистий прибуток при цьому складе 2136 тис. грн., що задовольняє потреби стартапу.

Для узгодження кошторису витрат на виробництво за економічними елементами з кошторисом витрат за калькуляційними статтями складається зведений план витрат на виробництво. Він також дозволяє перевірити правильність розрахунків собівартості продукції (робіт, послуг).

Розглянемо зведений план витрат на запуск виробництва продукції (табл. 32).

Таблиця 5.32. Зведений план витрат на запуск виробництва продукції

| Найменування | Пояснення | Вартість тис. грн. |
|---|--|--------------------|
| Витрати на придбання обладнання та устаткування | Витрати на придбання обладнання | 200 |
| Сировина, основні матеріали | Вартість сировини та матеріалів для забезпечення технологічного процесу | 100 |
| Комплектуючі | Витрати на комплектуючі продукту | 10 |
| Паливо та електроенергія на технологічні цілі | Витрати на електроенергію, а також на паливо, необхідні для запуску проектної потужності виробництва | 30 |
| Оплата праці промислово-виробничого персоналу | Витрати на заробітну плату та соціальні відрахування | 60 |
| Освоєння та запуск виробництва | Витрати на пусконаладжувальні роботи, запуск виробництва | 30 |
| Разом: | | 430 |

Отже, зведений план витрат на запуск виробництва продукції показує, що для реалізації та випуску продукції необхідно 430 тис. грн.

Далі складемо план маркетингу (табл. 5.33), він складається з метою опису реальних ринкових можливостей та цілей стартапу, а також для того щоб узгодити варіанти рекламних платформ на яких буде розміщуватись реклама готового продукту. Маркетинг стартапу – це поєднання інструментів та заходів із ознайомлення цільової аудиторії з ідеєю продукту, просування ідеї та безпосередньо товару на ринок з метою збільшення зацікавленості та прихильності потенційних клієнтів, залучення споживачів, інвесторів тощо [2].

Таблиця 5.33. План маркетингу [37]

| <i>№ п/п</i> | <i>Назва розділу</i> | <i>Елементи наповнення розділу (в дану колонку слід записати результат)</i> |
|--------------|-----------------------------------|---|
| 1. | Цілі і завдання на найближчий рік | Просування продукції, збільшення клієнтської бази |
| 2. | Місія та цінності стартапу | Орієнтація на створення якісного продукту |
| 3. | Цільова аудиторія | Підприємці з середнім та високим рівнем доходів, віком 25-60 років. |
| 4. | Аналіз ситуації | Автоматизована система аналізу термографічних зображень із застосуванням нейромережових технологій, що забезпечуватиме підвищення інформативності та достовірності роботи систем тепловізійного відеонагляду. Просування стартапу здійснюється через фахові видання. Проект є прибутковим оскільки задовольняє потребу клієнтів у якості. |
| 5. | Ціни і стратегія позиціонування | Стартап позиціонує себе як доступну та якісну систему для автоматизованого детектування і розпізнавання об'єктів на термографічних зображеннях. |
| 6. | План просування | Запустити таргетенгову рекламу та офлайн рекламу для залучення старших груп споживачів. |
| 7. | Маркетингові активи | Таргет в фейсбук, статті в фахових виданнях |
| 8. | Конверсійна стратегія | Конверсія в рекламі |

| | | |
|-----|--------------------------|---|
| 9. | План збільшення продажів | Збільшити кількість функцій, які пропонуються споживачеві. Створити програму лояльності для збільшення кількості повторних клієнтів |
| 10. | Фінансові прогнози | Потрібні початкові інвестиції в розмірі 300 тис. грн |

Проаналізувавши таблицю 33 можемо зробити висновок, що просування продукції є важливою та однією з основних цілей стартап-проекту, необхідно вкладати кошти в рекламу в усіх можливих джерелах та створити програму лояльності для постійних клієнтів. Необхідно позиціонувати проект як якісну та більш доступну альтернативу наявним на ринку продуктам.

Висновки до стартап-проекту

На сьогоднішній день тепловізійні камери міцно зайняли своє місце серед засобів комп'ютерного бачення. Вони відмінно вирішують поставлені перед ними завдання і дозволяють створювати технічно і економічно ефективні системи. У системах контролю безпеки інфрачервоні камери – це пристрої спостереження, які більш ефективні для розпізнавання об'єктів, ніж традиційні відеокамери. Якість розпізнавання за допомогою тепловізора не залежить від часу доби. Це дає можливість створювати системи цілодобового моніторингу об'єкта, що охороняється. Системи, призначені для контролю безпеки, застосовуються для захисту периметра аеропортів, залізниць, кордонів, будинків, агрокомплексів та інших об'єктів. Аналіз отриманої інформації може бути автоматизований за допомогою технологій штучного інтелекту.

Ефективність реалізації стартапу залежить від трьох компонентів: ідеї, команди та фінансування. Без інноваційної ідеї стартап, перестає бути стартапом, і має характеристики звичайного бізнесу. Відсутність фінансування може значно затримати реалізацію стартапу, що призводить до появи конкурентів та втрати бажаної частки на ринку. Однак, не меш важливу роль у реалізації стартапу відіграє ефективна команда.

Першим кроком до комерційної реалізації є формування ідеї проєкту та інформаційної та морфологічної карти. Правильне формування ідеї проєкту важливе для наступних етапів розробки.

Важливо дослідити можливості стартапу, також було означено основний ризик для стартапу - конкуренція, та визначено допустиму реакцію компанії - підвищення надійності системи неруйнівного контролю багат шарових матеріалів. Основною можливістю є збільшення попиту, що може допомогти збільшити кількість клієнтів, а для забезпечення цього, необхідно покращувати характеристики системи. Оскільки на ринку спостерігається чиста та невелика конкуренція можна зробити висновок щодо хороших можливостей роботи на ринку. Існують виходи на національний ринок, використання стартапу можливе у системах захисту.

Проаналізувавши стартап-проєкт можна зробити висновок про хороші можливості для виходу на ринок через наявність великого попиту на продукцію вітчизняних виробників серед споживачів. Також спостерігається позитивна динаміка росту ринку. Єдиним обмеження для виходу на ринок є наявність сертифікатів та дозвільних документи.

У реалізації даного стартап-проєкту важливу роль виконає маркетингова складова, яка за рахунок концентрації на перевагах стартап-проєкту дає перевагу над продуктами конкурентів. Вся реклама повинна бути спрямована на подачу потенційним клієнтам інформації, необхідні початкові інвестиції у розмірі 300 тис. грн.

Отже проаналізувавши всі аспекти ринку, можемо зробити висновок, що проєкт можливо реалізувати. Але для цього необхідно мати переваги над продуктами прямих конкурентів, та вміло їх подавати у вигляді рекламної інформації.

ВИСНОВКИ

В роботі запропоновано метод автоматизації аналізу даних тепловізійних систем в області контролю безпеки. Встановлено, що на сьогоднішній день технології відеоспостереження мають ряд недоліків, яких можна позбутись, використовуючи тепловізійні камери. З метою зниження відсотків хибних спрацювань та підвищення ефективності тепловізійних систем відеонагляду аналіз інфрачервоних зображень можна автоматизувати. Проблемами в завданні автоматизації процесу детектування об'єктів на термографічних зображеннях є високий рівень завад, нечіткі контури об'єктів, низька роздільна здатність зображень. Розглянуто традиційні та перспективні методи аналізу термограм та підходи до створення автоматизованих систем теплового відеонагляду. Проаналізувавши існуючі робіт, в якості методу автоматизації процесу детектування об'єктів на термограмах запропоновано використовувати глибинне навчання, яке за останні роки зарекомендувало себе як ефективний засіб аналізу зображень. В якості моделі глибинного навчання пропонується використовувати YOLOX. Дана модель має одні з найкращих показників якості та швидкості обробки вхідних параметрів на стандартних наборах даних. Для навчання моделі було використано анотований набір теплових зображень Thermal Starter від компанії FLIR. За результатами навчання моделі для розпізнавання 4 класів об'єктів на термограмах отримано значення mAP на рівні 57%. Проаналізовано переваги та недоліки даної розробки. Визначено шляхи подальшого вдосконалення нейромережевого методу автоматизації тепловізійних систем контролю безпеки.

Проаналізувавши стартап-проект можна зробити висновок про хороші можливості для виходу на ринок через наявність великого попиту на продукцію виробників серед споживачів. У реалізації даного стартап-проекту важливу роль виконує маркетингова складова, яка за рахунок концентрації на перевагах стартап-проекту дає перевагу над продуктами конкурентів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Кучеренко О. К. Ахроматизація та атермалізація об'єктивів інфрачервоної техніки / О. К. Кучеренко, О. В. Муравйов, В. М. Тягур // Наукові вісті НТУУ «КПІ». – 2012. – вип. №5. – С. 114-117.
2. Муравьёв А. В. Композиции атермализованных трехкомпонентных инфракрасных объективов / А. В. Муравьёв, О. К. Кучеренко // Наука и техника. – 2015. – № 4. – С. 32-37.
3. Живкович А. В. Современные технологии бесконтактного измерения температуры / А. В. Живкович, А. В. Муравьёв // Материалы XVI Международной научно-практической конференции «Динамика научных исследований - 2020», 07-15 июля 2020, Пшемысль, Польша. – Przemysł : Nauka i studia, 2020. – Vol. 7. – С. 110-115.
4. Муравйов О. В. Автоматизація методу термографічної діагностики патологій організму людини / О. В. Муравйов, В. Ф. Петрик, Ю. Ю. Лисенко, Г. А. Богдан, А. В. Наконечная // Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки. – 2022. – №1. – С. 47-53.
5. Wong. An effective surveillance system using thermal camera / Wong, K. Wai. // IEEE. – 2009. – С. 13–1.
6. Сторожик Д. В. Комплексування мультиспектральних зображень, як метод підвищення їх інформативності при бінарній сегментації / Д. В. Сторожик, О. В. Муравйов, А. Г. Протасов, В. Г. Баженов, Г. А. Богдан // Наукові вісті КПІ. – 2020. № 2. – С. 82-87.
7. Xia C. Infrared thermography-based diagnostics on power equipment: State-of-the-art / C. Xia, M. Ren. // High Voltage. – 2020. – №6. – С. 387–407.
8. Galagan R. Analysis of application of neural networks to improve the reliability of active thermal NDT / R. Galagan, A. Momot. // Scientific information KPI. – 2019. – №1. – С. 7–14.

9. Складчиков І. Використання датчика MLX90640 у складі смарт-тепловізора / І. Складчиков, А. Момот. // Ефективність та автоматизація інженерних рішень у приладобудуванні. – 2020. – №16. – С. 240–242.
10. Momot A. Deep learning automated data analysis of security infrared cameras / A. Momot, I. Skladchikov. // Slovak international scientific journal. – 2021. – №52. – С. 13–16.
11. Trask A. Grokking Deep Learning / A. Trask. – Manning Publications, 2019. – 335 p.
12. Mingxing T. EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection / T. Mingxing, P. Ruoming. // IEEE Xplore. – 2021. – С. 10781–10790.
13. Viola P. Robust real-time face detection / P. Viola, M. Jones. // International Journal of Computer Vision. – 2004. – №52. – С. 137–154.
14. Tanvir A. Object Detection through Modified YOLO Neural Network / A. Tanvir, M. Yinglong. // Hindawi Scientific Programming. – 2020. – №8403262. – С. 1–10.
15. Krizhevsky A. Imagenet classification with deep CNNs / A. Krizhevsky, I. Sutskever, G. Hinton. // Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems. – 2012. – С. 1097–1105.
16. Changqing C. An Improved Faster R-CNN for Small Object Detection / C. Changqing, Z. Wenrui, Y. Xu. // IEEE Access. – 2019. – №10. – С. 106838–106846.
17. Момот А. Підвищення ефективності автоматизованого розпізнавання об'єктів на термограмах із використанням моделі YOLOX/ А. Момот, І. Складчиков.// Ефективність та автоматизація інженерних рішень у приладобудуванні. – 2022. – С. 222–226.
18. Складчиков І. Смарт тепловізор на основі датчика AMG8833 / І. Складчиков, А. Момот. // Погляд у майбутнє приладобудування. – 2021. – С. 310–312.

19. Момот А. Автоматизований аналіз даних охоронних тепловізорів на основі глибинного навчання / А. Момот, І. Складчиков. // Погляд у майбутнє приладобудування. – 2020. – С. 315–318.
20. Girshick R. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation / R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell. // arXiv:1311.2524v5. – 2014. – С. 1–21.
21. Момот А. Аналіз ефективності моделей глибинного навчання для автоматизованого детектування об'єктів на інфрачервоних зображеннях / А. Момот, І. Складчиков. // Ефективність та автоматизація інженерних рішень у приладобудуванні. – 2021. – С. 281–284.
22. Derakhshani M. Assisted excitation of activations: A learning technique to improve object detectors / M. Derakhshani, S. Masoudnia, A. Shaker. // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2019. – С. 9201–9210.
23. Момот А. The use of efficientnet models in infrared image classification / А. Момот, І. Складчиков. // Приладобудування: стан і перспективи. – 2022. – С. 204–207.
24. Cao; Jingchao. No-reference image quality assessment by using convolutional neural networks via object detection. International Journal of Machine Learning and Cybernetics 2022, 1–12.
25. Du J. Understanding of Object Detection Based on CNN Family and YOLO / Du. // Journal of Physics: Conference Series,. – 2018. – №1004. – С. 12–29.
26. Thuan D. Evolution of yolo algorithm and yolov5: the state-of-the-art object detection algorithm / D. Thuan. // Information Technology Oulu University of Applied Sciences. – 2021. – С. 1–61.
27. Handalage U. Real-Time Object Detection Using YOLO: A Review / U. Handalage, L. Kuganandamurthy. // Information Technology. – 2021. – С. 1–7.
28. Zheng G. Yolox: Exceeding yolo series in 2021 / G. Zheng, L. Songtao. // arXiv preprint arXiv:2107.08430. – 2021.

29. Jianfei Z. Improved YOLOX Fire Scenario Detection Method / Z. Jianfei, K. Sai. // Wireless Communications and Mobile Computing. – 2022. – №9666265. – С. 1–8.
30. FLIR Thermal Images Dataset [Electronic resource]. – 2021. – Resource access mode: <https://www.kaggle.com/datasets/albertofv/flir-thermal-images-dataset-reduced>.
31. Misic M. Evolution and trends in GPU computing / M. Misic, M. Tomasevic, Đ. Đurđević. // MIPRO Proceedings of the International Convention. – 2012. – С. 1–7.
32. Zheng G. Exceeding yolo series in 2021 [Electronic resource] / G. Zheng, L. Songtao. – 2021. – Resource access mode: <https://github.com/Megvii-BaseDetection/YOLOX>.
33. Elfwinga S. Sigmoid-Weighted Linear Units for Neural Network Function Approximation in Reinforcement Learning / S. Elfwinga, E. Uchibe, K. Doyab. // arXiv:1702.03118v3. – 2017. – С. 1–18.
34. FLIR Thermal Images Dataset v2 [Electronic resource]. – 2021. – Resource access mode: <https://www.flir.com/oem/adas/adas-dataset-agree/>.
35. Kanyifeechukwu J. YOLO v3: Visual and Real-Time Object Detection Model for Smart Surveillance Systems(3s) / J. Kanyifeechukwu, C. Ozioma, I. Hashim. // arXiv:2209.12447v1. – 2022. – С. 1–8.
36. Розроблення стартап-проекту [Електронний ресурс] : Методичні рекомендації до виконання розділу магістерських дисертацій для студентів інженерних спеціальностей / За заг. ред. О.А. Гавриша. – Київ : НТУУ «КПІ», 2016. – 28 с.
37. Гавриш, О. А. Розробка стартап-проектів. Конспект лекцій [Електронний ресурс] : навчальний посібник для студентів спеціальностей 151 – «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» та 152 – «Метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка» / О. А. Гавриш, К. О. Бояринова, К. О. Копішинська ; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Електронні

- текстові данні (1 файл: 2,88 Мбайт). – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2019. – 188 с. – Назва з екрана.
38. Гавриш, О. А. Розробка стартап-проектів: практикум [Електронний ресурс] : навчальний посібник для студентів спеціальностей 151 – «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» та 152 – «Метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка» / О. А. Гавриш, К. О. Бояринова, К. О. Копішинська ; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Електронні текстові данні (1 файл: 2,11 Мбайт). – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2019. – 116 с. – Назва з екрана.
39. Протасов А. Г. Технології теплового неруйнівного контролю [Електронний ресурс]: підручник для студ. спеціальності 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» / А. Г. Протасов, Ю. Ю. Лисенко; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Електронні текстові дані (1 файл: 3,6 Мбайт). – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2021. – 133 с.
40. Баженов В.Г. Електроніка. Лабораторний практикум: навчальний посібник / В. Г. Баженов, Є. Ф. Суслов, Ю. Ю. Лисенко, А.С. Момот; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. – 70 с.