

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

**Приладобудівний факультет
Кафедра комп'ютерно-інтегрованих
технологій виробництва приладів**

«На правах рукопису»
УДК 004.42

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри


Михайло БЕЗУГЛИЙ
«21» 12 2023 р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра

**зі спеціальності 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»
на тему: «Розпізнавання осередків пожеж малогабаритними БПЛА»**

Виконала:

Студентка II курсу, групи ПБ-21мп
Мандровська Світлана
Олександрівна



Науковий керівник:

к.т.н., доцент
Стельмах Наталія Володимирівна



Консультант з розробки стартапу:
д.е.н., проф.

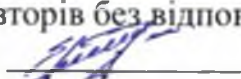
Бояринова Катерина Олександрівна



Рецензент:

д.т.н., проф.
Чиж Ігор Генріхович



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

Київ – 2023 року

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

Приладобудівний факультет

Кафедра комп'ютерно-інтегрованих технологій виробництва приладів

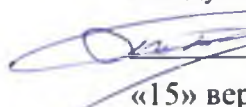
Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

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

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

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

 **Михайло БЕЗУГЛИЙ**
«15» вересня 2023 р.

ЗАВДАННЯ

**на магістерську дисертацію студентці
Мандровській Світлані Олександрівні**

1. Тема дисертації «Розпізнавання осередків пожеж малогабаритних БПЛА» науковий керівник дисертації Стельмах Наталія Володимирівна, кандидат технічних наук, доцент, затверджені наказом по університету від «08» листопада 2023 р. №5188-с
2. Термін подання студентом завершеної дисертації 20 грудня 2023 року
3. **Об'єкт дослідження** – процеси дистанційного виявлення та розпізнавання осередків пожеж
4. Вихідні дані: роздільна здатність камери (4000×3000 пікселів), формат відеозапису (H.265), кут огляду (98°), частота кадрів (30 fps), робочий діапазон температур (-10°C до +50°C), IR фільтр, GPS-датчик, зв'язок (4G).
5. Перелік завдань, які потрібно розробити. 1. Провести аналіз функціональних можливостей малогабаритних БПЛА. 2. Виконати аналіз методів розпізнавання об'єктів з використанням БПЛА та методів виявлення та розпізнавання пожеж технічними засобами. 4. Проаналізувати принципи роботи нейронних мереж для розпізнавання об'єктів та проектування структурної схеми системи розпізнавання об'єктів. 6. Виконати аналіз та вибір технічного забезпечення БПЛА для виявлення пожеж. 7. Проектування архітектури нейронної мережі для виявлення пожеж. 8. Виконати збір та підготовку бази даних для навчання та тестування нейронної мережі. 9. Провести навчання нейронної мережі та валідацію результатів розпізнавання пожеж. 10. Виконати інтеграцію нейронної мережі в систему керування малогабаритними БПЛА. 11. Проаналізувати отримані результати розпізнавання об'єктів. 12. Формулювання рекомендацій для подальших досліджень та вдосконалення системи розпізнавання об'єктів. 13. Розроблення стартап-проекту.
6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу. Функціональні можливості малогабаритних БПЛА. Аналіз методів виявлення та розпізнавання пожеж технічними засобами. Структурна схема нейронної мережі для розпізнавання об'єктів. Структурна схема

системи розпізнавання пожеж. Технічне забезпечення системи розпізнавання пожеж. Моделювання роботи системи розпізнавання пожеж. Аналіз результатів моделювання розпізнавання пожеж.

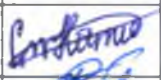
7. Орієнтовний перелік обов'язкових публікацій. Матеріали доповіді конференції «Ефективність та автоматизація інженерних рішень у приладобудуванні 2023», авторське свідоцтво комп'ютерна програма.

8. Консультанти розділів дисертації*

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Стартап-проекти	Завідувач кафедрою економічної кібернетики, д.е.н., проф. Бояринова К.О.		

9. Дата видачі завдання 15 вересня 2023 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Підготовка та затвердження завдання магістерської дисертації	14.09.2023	
2	Аналіз функціональних можливостей малогабаритних БПЛА та методів розпізнавання об'єктів з використанням БПЛА	29.09.2023	
3	Аналіз методів виявлення та розпізнавання пожеж технічними засобами та принципів роботи нейронних мереж для розпізнавання об'єктів.	06.10.2023	
4	Проектування структурної схеми системи розпізнавання об'єктів.	13.10.2023	
5	Виконати аналіз та вибір технічного забезпечення БПЛА для виявлення пожеж.	20. 10.2023	
6	Проектування архітектури нейронної мережі для виявлення пожеж.	27. 10.2023	
7	Виконати збір та підготовку бази даних для навчання та тестування нейронної мережі.	17.11.2023	
8	Провести навчання нейронної мережі та валідацію результатів розпізнавання пожеж засобами малогабаритних БПЛА.	24.11.2023	
9	Виконати інтеграцію нейронної мережі в систему керування малогабаритними БПЛА.	10.12.2023	
10	Розроблення стартап-проекту.	20.12.2023	

Студент



Світлана МАНДРОВСЬКА

Науковий керівник



Наталія СТЕЛЬМАХ

**Пояснювальна записка
до магістерської дисертації
на тему: «Розпізнавання осередків пожеж малогабаритними БПЛА»**

РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація присвячена розробці нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж засобами малогабаритних БПЛА. Магістерська дисертація містить в собі вступ, чотири розділи та висновки, містить 109 сторінок. У вступі магістерської дисертації сформульовано перелік завдань, мету, предмет дослідження, об'єкт дослідження, а також наукову новизну та практичну цінність.

В першому описано класифікацію малогабаритних БПЛА та проведено аналіз їхніх основних функціональних можливостей, проаналізовано методи розпізнавання об'єктів за допомогою БПЛА, аналіз існуючих методів розпізнавання осередків пожеж технічними засобами, описано принципи роботи нейронних мереж для розпізнавання об'єктів та проведено аналіз методів розпізнавання об'єктів засобами БПЛА за об'єктами інтелектуальної власності.

У другому розділі проведено вибір технічних рішень для системи виявлення осередків пожеж: проектування структурної схеми системи розпізнавання об'єктів на базі нейронної мережі, аналіз технічного забезпечення та вибір архітектури нейронної мережі.

В третьому розділі описано процес реалізації нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж: виконано збір та підготовку бази даних для навчання нейронної мережі, описано процес творення програмного коду, проведено тренування та навчання нейронної мережі, тестування на власних даних, проведено аналіз точності роботи, можливість інтеграції в систему керування малогабаритним БПЛА.

В четвертому розділі магістерської дисертації розроблено стартап-проект: описано ідею проекту, проведено аналіз ринкових можливостей, розроблення ринкової та маркетингової стратегії проекту та описано організацію реалізації стартап-проекту «Нейронна мережа для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА»

Ключові слова: БПЛА, мБПЛА, нейронна мережа, комп'ютерний зір

ABSTRACT

The master's thesis is devoted to the development of a neural network for the recognition of fire centers by means of small-sized UAVs. The master's thesis contains an introduction, four chapters and conclusions, contains 109 pages. In the introduction of the master's thesis, the list of tasks, the goal, the subject of research, the object of research, as well as scientific novelty and practical value are formulated.

In the first part, the classification of small-sized UAVs is described and their main functional capabilities are analyzed, object recognition methods using UAVs are analyzed, existing methods of fire detection using technical means are analyzed, the principles of neural networks for object recognition are described, and object recognition methods are analyzed. objects by means of UAVs for objects of intellectual property.

In the second section, the selection of technical solutions for the system for detecting fire foci is carried out: the design of the structure diagram of the system of recognition of objects based on a neural network, the analysis of technical support and the selection of the architecture of the neural network.

The third chapter describes the process of implementing a neural network for recognizing fire sources: the collection and preparation of a database for training a neural network was performed, the process of creating a software code was described, training and training of a neural network was carried out, testing on own data, an analysis of the accuracy of work was carried out, the possibility of integration in control system of a small-sized UAV.

In the fourth chapter of the master's thesis, a start-up project was developed: the idea of the project was described, an analysis of market opportunities was carried out, the development of a market and marketing strategy of the project was carried out, and the organization of the implementation of the start-up project "Neural network for recognizing fire centers from images of small-sized UAVs" was described.

Keywords: UAV, small UAVs, neural network, computer vision

ЗМІСТ

ВСТУП	9
1. ОГЛЯД ТА АНАЛІЗ ФУНКЦІОНАЛЬНИХ МОЖЛИВОСТЕЙ МАЛОГАБАРИТНИХ БЕЗПЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ	11
1.1. Класифікація малогабаритних БПЛА та аналіз їх основних функціональних можливостей	11
1.2. Аналіз методів розпізнавання об'єктів засобами БПЛА.....	17
1.3. Аналіз методів виявлення та розпізнавання пожеж технічними засобами та принципів роботи нейронних мереж для розпізнавання об'єктів.	21
1.4. Огляд та аналіз методів розпізнавання об'єктів засобами БПЛА за об'єктами інтелектуальної власності	25
Висновки до розділу 1	27
2. ВИБІР ТЕХНІЧНИХ РІШЕНЬ ДЛЯ СИСТЕМИ ВИЯВЛЕННЯ ОСЕРЕДКІВ ПОЖЕЖ	28
2.1. Проектування структурної схеми системи розпізнавання об'єктів на базі нейронної мережі.	28
2.2. Виконати аналіз та вибір технічного забезпечення БПЛА для виявлення пожеж.	31
2.3. Вибір архітектури нейронної мережі для виявлення пожеж	35
Висновки до розділу 2	38
3. РЕАЛІЗАЦІЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ОСЕРЕДКІВ ПОЖЕЖ	39
3.1. Виконати збір та підготовку бази даних для навчання та тестування нейронної мережі.....	39
3.2 Загальна підготовка, імпорт необхідних бібліотек та вказання параметрів навчання для створення нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж засобами малогабаритних БПЛА.	42

3.3	Ініціалізація моделі та створення структури нейронної мережі.	44
3.4	Тренування нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж засобами малогабаритних БПЛА та збереження статистики навчання для візуалізації.	47
3.5	Аналіз точності роботи створеної нейронної мережі на основі створених графіків навчання моделі	49
3.6	Тестування нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж засобами малогабаритних БПЛА.....	52
3.7	Можливість інтеграції нейронної мережі в систему керування малогабаритними БПЛА.....	58
	Висновки до розділу 3	60
4.	РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЄКТУ «НЕЙРОННА МЕРЕЖА ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ОСЕРЕДКІВ ПОЖЕЖ ЗІ ЗНІМКІВ МАЛОГАБАРИТНИХ БПЛА»	61
4.1.	Опис ідеї проєкту	61
4.2.	Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проєкту	66
4.3.	Розроблення ринкової стратегії проєкту	76
4.4.	Розробка маркетингової стратегії стартап-проєкту	80
4.5	Організація реалізації стартап-проєкту	84
	Висновки до розділу 4	87
	ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ	89
	СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ.....	91
	ДОДАТКИ.....	100
	ДОДАТОК А.....	101
	ДОДАТОК Б	106
	ДОДАТОК В.....	108

ВСТУП

Розвиток технологій в галузі безпілотних літальних апаратів у сучасному світі забезпечує стрімкий ріст автоматизації в багатьох сферах життєдіяльності. БПЛА застосовуються у цивільній, військовій та науково-дослідницькій галузях.

Розпізнавання та моніторинг осередків пожеж засобами малогабаритних безпілотних літальних апаратів є однією з важливих та актуальних галузей застосування, завдяки якій можна зменшити загрозу для життя людей, майна та навколишнього середовища. Завдяки ефективній системі виявлення осередків пожеж можливо значно швидше локалізувати вогонь та зменшити руйнівні наслідки катастрофи.

Очікується, що використовуючи нейронні мережі в системі розпізнавання осередків пожеж стане можливим значно зменшити витрати на виробництво, оскільки відпаде потреба встановлювати велику кількість датчиків та сенсорів, таких як тепловізори, датчики диму та газу, датчики звуку, що зробить дані безпілотники більш доступними для ширшого кола кінцевих споживачів. Завдяки цьому передбачається зростання ринку БПЛА в майбутньому. Також, зменшивши кількість датчиків, стане нижчою і маса безпілотного літального апарату, що, в свою чергу, збільшить його дальність польоту.

Метою магістерської дисертації є підвищення ефективності процесів розпізнавання та визначення осередків пожеж на основі знімків засобами малогабаритних безпілотних літальних апаратів на базі штучної нейронної мережі.

Об'єктом дослідження є процеси розпізнавання та визначення осередків пожеж на основі знімків засобами малогабаритних безпілотних літальних апаратів.

Предметом дослідження є розробка прототипу системи виявлення осередків пожеж засобами штучного інтелекту на основі згорткових нейронних мереж.

Перелік завдань для магістерської дисертації:

1. Виконати аналіз функціональних можливостей малогабаритних БПЛА та методів розпізнавання об'єктів з використанням БПЛА
2. Провести аналіз методів виявлення та розпізнавання пожеж технічними засобами та принципів роботи нейронних мереж для розпізнавання об'єктів.
3. Спроекувати структурну схему системи розпізнавання об'єктів.
4. Виконати аналіз та вибір технічного забезпечення БПЛА для виявлення пожеж.
5. Спроекувати архітектуру нейронної мережі для виявлення пожеж.
6. Виконати збір та підготовку бази даних для навчання та тестування нейронної мережі.
7. Провести навчання нейронної мережі та валідацію результатів розпізнавання пожеж засобами малогабаритних БПЛА.
8. Виконати інтеграцію нейронної мережі в систему керування малогабаритними БПЛА.
9. Провести розробку стартап-проєкту.

Наукова новизна. Вперше запропоновано систему виявлення осередків пожеж, що поєднує передові технології камер фото- та відео-фіксації і глибинних згорткових нейронних мереж, що дозволить отримувати точні та надійні результати у важких умовах навколишнього середовища.

Практична цінність. Запропонована система розпізнавання осередків пожеж малогабаритними БПЛА засобами нейромереж дозволить оперативніше виявляти місця займання, що в свою чергу пришвидшить реагування на пожежі та зменшить негативні наслідки стихійного лиха для життя та здоров'я людей та навколишнього середовища.

1. ОГЛЯД ТА АНАЛІЗ ФУНКЦІОНАЛЬНИХ МОЖЛИВОСТЕЙ МАЛОГАБАРИТНИХ БЕЗПІЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ

1.1. Класифікація малогабаритних БПЛА та аналіз їх основних функціональних можливостей

Визначення «Безпілотний літальний апарат» (БПЛА) охоплює всі транспортні засоби, які можуть здійснювати політ без фізичної присутності людини-пілота на борту. БПЛА контролюються віддалено з землі або програмуються для автономних польотів взагалі без участі людини. [1]

На відміну від звичайних БПЛА, малогабаритні безпілотні літальні апарати (мБПЛА) відрізняються своєю компактністю та легкістю, завдяки яким вони є ідеальними для використання в аерофотозйомці, а агропромисловій галузі, навколоремному спостереженні, наукових дослідженнях, військовому застосуванні, та інших цивільних та військових завданнях. Ці апарати можуть бути керовані віддалено оператором, або автономно виконувати запрограмовані заздалегідь завдання на заданих маршрутах. Основною перевагою використання малогабаритних БПЛА, в порівнянні з тими літальними апаратами, які потребують для своєї роботи фізичну присутність людини-пілота є повна відсутність загрози під час виконання завдання для фізичного здоров'я оператора, який керує літальним апаратом. [2]

Класифікація БПЛА проводиться за такими критеріями, як розмір, функціональні можливості, дальність польоту, галузь застосування та призначення, маса та інші технічні характеристики [3].

Класифікацію БПЛА зображено на рис. 1.1[4]:

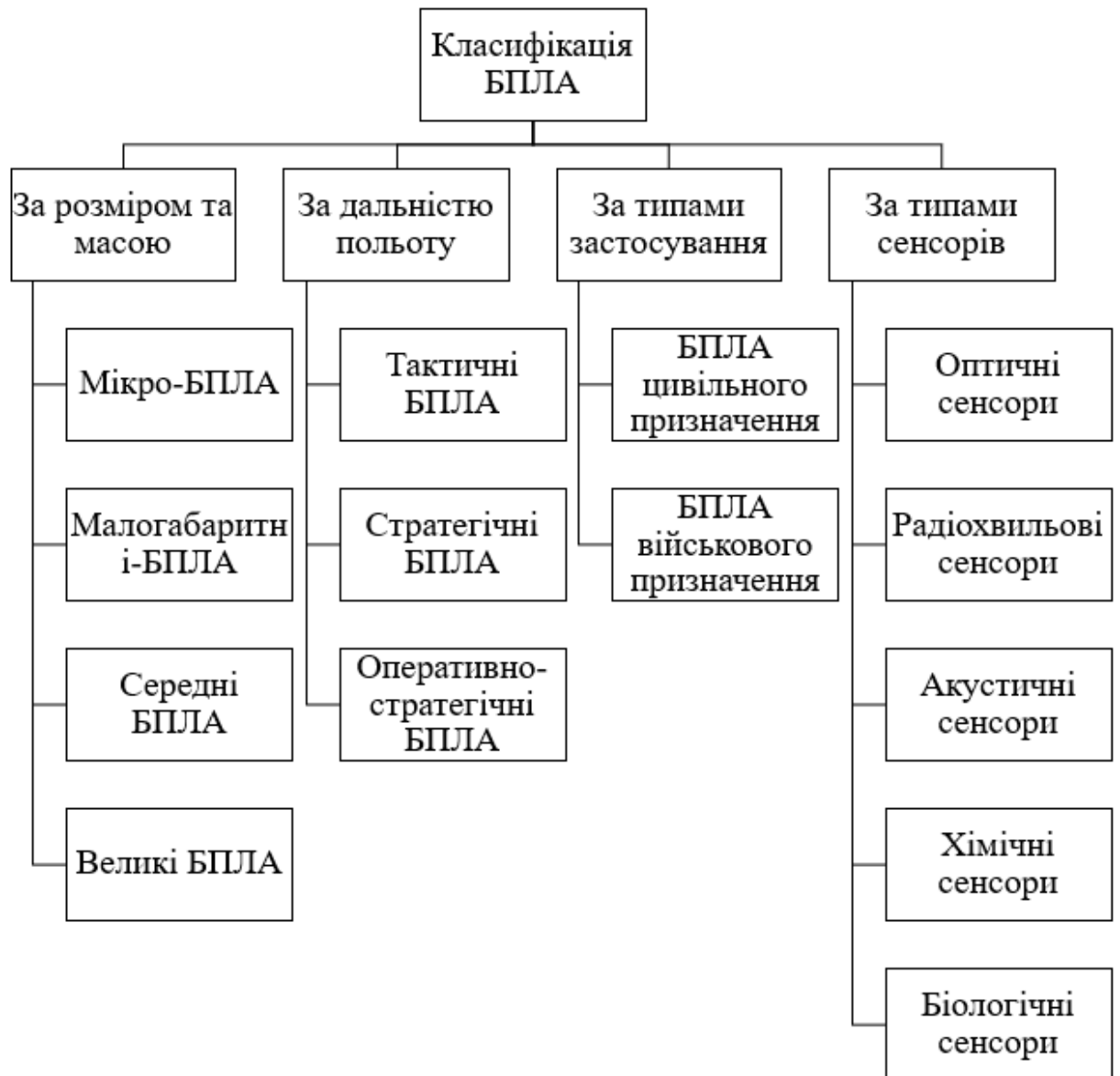


Рис. 1.1. Класифікація БПЛА

1. За розміром та масою:

1.1 Мікро-БПЛА: переважно мають розміри менше одного метру та вагу менше одного кілограму. Використовуються для виконання обмеженого кола завдань, для виконання яких є важливими маневреність та точність, а дальність та автономність не є ключовими факторами. Мікро-БПЛА є ефективними у таких галузях застосування, як: наукові дослідження (спостереження за поведінкою тварин, моніторингу рослинності, спостереження за дикою природою та екологічними змінами); сільське господарство (моніторинг полів, діагностика стану рослин та контроль рослинних захворювань, оцінка врожаю); екологічна

оцінка навколишнього середовища (моніторинг стану забруднення повітря та води, оцінка наслідків стихійних лих); проведення рятувальних операцій (пошук людей та об'єктів в складно доступних місцях, передача локації); медіа-сфера (створення унікальних фото-знімків та відео-записів для телебачення, кіно, реклами, новин і так далі); освіта (зазвичай саме мікро-БПЛА використовуються для навчання основам роботи з літальними апаратами, їхнього програмування та використання у різноманітних сферах); картографія (геологічні дослідження та створення детальних карт місцевості) [5-6].

1.2 Малогабаритні БПЛА: переважно мають розміри від одного до п'яти метрів та масу від 1-го до 150-ти кілограмів, в залежності від комплектації. Їхньою перевагою є невеликий розмір, маневреність, можливість оснащення додатковими датчиками та сенсорами. Малогабаритні БПЛА є ефективними у таких галузях застосування, як: рятувальні операції (пошук постраждалих осіб та передання локації їх місцезнаходження, доставка медичних засобів та препаратів для надання першої медичної допомоги в зоні катастроф чи аварій); сільське господарство та аграрний сектор (аналіз ґрунту, розпорошення пестицидів та добрив, оцінка та моніторинг врожаю та стану рослин, моніторинг шкідників); моніторинг інфраструктури (використовуються для огляду об'єктів, таких як мости, електролінії, труби, споруди, де виконання цих задач людиною може бути небезпечним, недоцільним, або непродуктивним); геодезія та картографія (МБПЛА використовуються в даній галузі для створення аеро-фотознімків); фото- та відео-зйомка (за допомогою МБПЛА створюються унікальні фото- та відео-кадри для кіноіндустрії, телебачення, музичних кліпів, документальних фільмів і так далі); доставка (дані літальні апарати використовують для доставки невеликих вантажів у складно доступні місця, або коли доставка іншим способом займає набагато більше часу); наукові дослідження (збір даних у небезпечних, або важкодоступних місцях, таких як зони радіаційного ураження, бойових дій, дикої природи, зони з високим забрудненням навколишнього середовища, які можуть бути небезпечними для життя та здоров'я людини). Галузі застосування малогабаритних БПЛА можуть

змінюватись від конкретних конструкторських та технічних особливостей які передбачені в різних моделях, в залежності від їхніх розмірів, ваги та автономності. Зазвичай дані БПЛА заточені для виконання однієї чи двох конкретних задач, завдяки чому вони будуть найбільш продуктивними в обраній галузі застосування. [7]

1.3 Середні БПЛА: переважно мають розміри від 5-ти до 20-ти метрів та масу до декількох сотень кілограмів. Завдяки цьому у них значно більший час польоту та є можливість оснащення літального апарату більшою кількістю датчиків та сенсорів. Середні БПЛА є ефективними у таких галузях застосування, як: сільське господарство та аграрний сектор (моніторинг та прогнозування врожаю, картографія сільськогосподарських ділянок, визначати вологість, кислотність ґрунту та інші необхідні параметри; визначення потенційних проблем при вирощуванні рослин та рівномірності їхнього росту, завдяки чому можна коригувати полив, внесення добрив і так далі; діагностика хворіб рослин та появи шкідників на ранніх стадіях, прогнозування врожайності); військове застосування (здійснення розвідки, передача вантажу, моніторинг ворожих переміщень); моніторинг навколишнього середовища (застосовуються для спостереження змін навколишнього середовища в складно доступних для людини місцях, на кшталт пустель, джунглів, морів, океанів, лісових масивів, вивчення тварин, збір необхідних показників навколишнього середовища, таких як вологість, температура, тиск, солоність води та рівень забрудненості); патрулювання (середні БПЛА використовуються для патрулювання державних, національних, морських кордонів); рятувальні та пошукові операції (використовуються для пошуку постраждалих після катастроф чи аварій, загублених людей в горах та у відкритих водоймах, скиданню вантажу з першою медичною допомогою та припасами); доставка (використовуються для доставки медичного вантажу та життєво необхідних припасів у складно доступні місця); наукові дослідження (моніторинг навколишнього середовища та збір ряду показників, необхідних для проведення різноманітних досліджень).

1.4 Великі БПЛА: переважно мають розмах крил від двадцяти метрів та більше, здатні підіймати великі навантаження. Великі БПЛА є ефективними у таких галузях застосування, як: військова (розвідка та довгострокові спостереження, перенесення боєприпасів та атаки з повітря, перехоплення ворожих сигналів, їхня обробка та аналіз); транспортування (використовуються для доставки великих вантажів, доставки у зони, де відбулись катастрофи, комерційні швидкісні доставки); моніторинг навколишнього середовища (спостереження за великими земельними ділянками, лісами, полями, виявлення небезпечних ситуацій); картографія (використовуються для побудови карт за допомогою відеозйомки на великих територіях); рятувальні операції (великі безпілотні літальні апарати можуть використовуватись для пошуку, виявлення ознак життя та порятунку груп людей, які постраждали внаслідок катастроф); медицина (доставка медикаментів, крові, необхідного обладнання набагато швидше, ніж засобами наземного транспорту); сільське господарство та аграрний сектор (моніторинг сільськогосподарських угідь, полив полів, внесення добрив, транспортування, аналіз стану рослин та шкідників, аналіз фінального врожаю та потенційних проблем); наукові дослідження (саме завдяки великим БПЛА є можливість отримувати дані стану та складу атмосфери на великих висотах. Загалом рівень висоти, на якій можуть працювати великі БПЛА залежить від їхніх технічних характеристик, які впливають на висоту польоту та типи розташованих датчиків. Низькими висотами вважається можливість літального апарату піднятися на відстань до п'ятисота метрів, середніми висотами є відстань від п'ятисота до трьох тисяч метрів, а деякі великі БПЛА можуть підійматися на висоту понад три кілометри, що дозволяє вивчати навіть стратосферу. В залежності від наукових потреб, літальні апарати оснащують спеціальними сенсорами, які дозволяють виміряти конкретні показники, такі як рівень радіації, хімічний склад атмосфери і так далі [8]).

2. За дальністю польоту [9]:

2.1 Коротко-діючі БПЛА (або тактичні): можуть здійснювати польоти на відстань 80-ти кілометрів від оператора.

2.2 Середньо-діючі БПЛА (або оперативно-тактичні): мають дальність польоту до 300 кілометрів.

2.3 Довго-діючі БПЛА (або оперативно-стратегічні): мають дальність польоту на відстань від 300 до 700 кілометрів.

3. За типами застосування:

3.1 БПЛА цивільного призначення: застосовуються для аерофотозйомки, моніторингу довкілля, проведення наукових досліджень, пошукових і рятувальних операцій, сільського господарства та аграрного сектору, доставки вантажів та інших завдань.

3.2 БПЛА військового призначення: застосовуються для військової розвідки, стратегічного нагляду, артилерійської розвідки, перенесення боєприпасів тощо.

4. За типами сенсорів [10]:

4.1 Оптичні сенсори: візуальні камери (застосовуються для фото- та відеозйомки); інфрачервоні камери (IR-камери) (застосовуються для виявлення теплового випромінювання); гіперспектральні камери (використовуються в наукових дослідженнях в галузях екології, астрономії, сільського господарства, геологічних досліджень, адже вони здатні реєструвати світло в декількох тисячах вузьких спектральних каналів, а не лише в трьох основних кольорах (червоному, зеленому та синьому), як звичайні кольорові камери [11])

4.2 Радіохвильові сенсори: радары: (створюють зображення об'єктів навіть через перешкоди, за допомогою радіосигналів); лідари (створюють точні 3D-моделі поверхонь, вимірюючи відстані до об'єктів, за допомогою використання лазерних променів). [12]

4.3 Акустичні сенсори: гідрофони (застосовуються переважно в морському середовищі для виявлення звукових сигналів).

4.4 Хімічні сенсори: сенсори газів: (використовуються для виявлення конкретних газів у повітрі, для дослідження стану атмосфери, забруднення навколишнього середовища, виявлення небезпечних витоків газів тощо) [13];

4.6 Біологічні сенсори: датчики біологічних молекул (використовуються для наукових та медичних досліджень).

Завдяки розвитку технологій, сфери застосування БПЛА розширюються з кожним днем, що несе за собою збільшення можливих галузей використання та збільшення можливості виконання ширшого кола завдань.

З описаної вище класифікації безпілотних літальних апаратів, можна зробити висновок, що вони широко використовуються для розпізнавання об'єктів в різних галузях життєдіяльності людства.

1.2. Аналіз методів розпізнавання об'єктів засобами БПЛА

Для оптимізації процесів класифікації та ідентифікації отриманих зображень з безпілотних літальних апаратів ключовим завданням є розпізнавання об'єктів. Розглянемо найпоширеніші методи розпізнавання об'єктів засобами БПЛА.

1. Візуальне розпізнавання об'єктів. Даний метод є найбільш простим та поширеним. За допомогою камер, ведеться фото- та відео-зйомка, яка передається людині-оператору для аналізу. В даному методі можна також виключити участь людини, використавши машинне навчання, штучний інтелект та комп'ютерний зір.

Звідси випливає наступний метод.

2. Машинне навчання та штучний інтелект використовується для розпізнавання об'єктів на знімках та відео та аналізу будь-яких інших даних, зібраних відповідними датчиками, в залежності від того, під яку задачу запрограмований ШІ. [14]

3. Тепловізори (теплові камери) використовуються для вимірювання теплового випромінювання об'єктів. Використовуються для виявлення пожеж, пошуку людей в умовах, де звичайні камери не ефективні, виявлення теплових слідів тварин і інших теплових аномалій.

4. Лідари застосовуються для створення 3D-моделей об'єктів за допомогою використання лазерного випромінювання. Даний метод дозволяє розпізнавати об'єкти за допомогою точного відтворення їхньої форми.

5. Гіперспектральні та мультиспектральні камери. Перші застосовуються для реєстрації широкого спектрального діапазону, що дозволяє аналізувати та розпізнавати рослинність, матеріали, забруднення тощо. [11] Мультиспектральні камери, в свою чергу, здатні реєструвати лише певні спектральні діапазони. Найпоширеніша галузь використання мультиспектральних камер – це сільське господарство, а саме: проведення геологічних досліджень, аналіз стану здоров'я рослин та дослідження водних резервуарів.

Машинне навчання має великий потенціал в сфері розпізнавання об'єктів засобами безпілотних літальних апаратів на основі аерофотозйомки, адже основною перевагою застосування машинного навчання в даній сфері є гнучкість та адаптивність, завдяки яким можливо виявити ті ознаки, які проблематично розпізнати за допомогою інших методів.

Важливою умовою розпізнавання осередків пожеж є можливість розпізнавати об'єкти в режимі реального часу з мінімальною затримкою.

Порівняльний аналіз методів розпізнавання об'єктів засобами БПЛА з використанням нейронних мереж наведено в таблиці 1.1. [15]

Таблиця 1.1 Порівняльний аналіз методів розпізнавання об'єктів засобами безпілотних літальних апаратів з використанням нейронних мереж

Назва методу	Опис методу	Переваги методу	Недоліки методу
Порівняння за шаблоном	Суть даного методу полягає в тому, що створені зображення засобами БПЛА порівнюються з вже існуючими еталонними зображеннями	Даний метод є дієвим для розпізнавання фіксованих об'єктів, та має відносно просту реалізацію.	Даний метод дає сильні похибки при зміні освітлення, куту нахилу, розташування об'єкту та його масштабу, а отже він не адаптований до змін, через що часто може

Продовження таблиці 1.1

			давати хибні результати у не статичних умовах.
Порівняння на основі ознак	Суть даного методу полягає в знаходженні спільних ознак заданих об'єктів на знімках	В порівнянні з попереднім методом, є дієвим в умовах зміни освітлення, розташування об'єкту та його масштабу, а отже даний метод є більш адаптованим до змін.	Даний метод дає похибки та хибні результати при зміні куту нахилу та вимагає громіздких обчислень.
Характеристичні ознаки	Розпізнає об'єкти за допомогою визначення характеристик об'єктів, які сприяють їхньому визначенню або класифікації на основі їхніх розмірів, форми, пропорцій та інших геометричних параметрів, таких як довжина, ширина, площа, відношення сторін.	Широко застосовується при розпізнавання обличч. Основною перевагою даного методу є те, що його можна застосовувати для розпізнавання об'єктів в реальному часі, завдяки проведенню швидких розрахунків.	Основним недоліком даного методу є чутливість до низького освітлення та контрасту зображення.
Розпізнавання об'єктів в реальному часі	Миттєва ідентифікація та класифікація об'єктів на основі вхідних даних, що поєднують в собі використання ефективних алгоритмів, глибоких нейромереж і спеціалізованих обчислювальних пристроїв задля	Даний метод підходить для динамічних сцен та в умовах, коли необхідна ефективна та швидка обробка результатів розпізнавання об'єктів, стійка до зміни зовнішніх умов.	Не стійка до затемнень на знімках, частіше за все використовується для рішення конкретної задачі та може давати похибку, через високу швидкість обчислень.

Продовження таблиці 1.1

	забезпечення швидкості й точності розпізнавання об'єктів у реальному часі.		
Faster R-CNN (Faster Region-CNN)	Це вдосконалена модель глибокого навчання для виявлення об'єктів на зображеннях.	Даний метод є популярним у галузі комп'ютерного зору та використовується у відеоспостереженні, автономному керуванню автомобілями, медичній сфері тощо. Швидкість та точність даного методу роблять його одним із найефективніших методів виявлення об'єктів в реальному часі. Ефективний у розпізнаванні декількох категорій об'єктів	Основними недоліками даного методу є похибки у виявленні об'єктів маленького розміру, для навчання нейронної мережі потрібен дуже великий обсяг даних, має багатоступеневу обробку, що сповільнює швидкість отримання результатів
You Only Look Once	Даний метод може одночасно розпізнавати об'єкти на зображенні в реальному часі, проводячи всі розрахунки лише один раз. Суть даного методу полягає у розділенні зображення на сітку та проведенні розпізнавання об'єктів в кожній комірці даної сітки.	Основними перевагами даного методу є швидкість та здатність працювати в режимі реального часу, здатність розпізнавати об'єкти складної форми та будь-яких розмірів, адже даний метод чудово справляється з розпізнаванням малих об'єктів.	Має меншу точність в порівнянні з іншими методами та чутливий до низького контрасту зображень.

Враховуючи специфіку поставленої задачі, а саме розпізнавання осередків пожеж необхідно обрати той метод розпізнавання об'єктів, якій здатний працювати в режимі реального часу, стійкий до зміни форми та розмірів об'єкту.

1.3. Аналіз методів виявлення та розпізнавання пожеж технічними засобами та принципів роботи нейронних мереж для розпізнавання об'єктів.

Існує декілька методів розпізнавання осередків пожеж засобами БПЛА за допомогою технічних засобів [16]:

За допомогою використання тепловізорів (теплових камер), що фіксують теплове випромінювання об'єктів. Принцип виявлення осередків пожеж за допомогою теплових камер наступний: тепловізори фіксують значне підвищення температури (теплого випромінювання), яким супроводжується полум'я.

За допомогою детекторів диму та газу можливо виявляти конкретні хімічні сполуки, які виникають під час пожеж. За допомогою таких датчиків, наприклад, можна легко розрізнити дим від пожежі від інших видів задимлень, туману, тощо.

Для розпізнавання осередків пожеж також можна використовувати звичайні камери фото- та відео-фіксації (візуальні камери). За допомогою них можна фіксувати візуальні ознаки виникнення пожежі, такі як вогонь та дим. Основною проблемою даного методу є те, що можна легко сплутати задимленість від пожежі з туманом.

Також одним з методом виявлення пожеж є використання акустичних датчиків, за допомогою яких можливо виявити характерні звуки для пожеж, такі як тріск та шум.

Проаналізувавши кожен з технічних методів виявлення пожеж, можна зробити висновок, що для кращого результату, буде більш доцільно користуватись не тільки одним засобом, а використовувати декілька з них одночасно для того, щоб в результаті отримувати якнайменше похибок.

Наприклад, якщо використовувати звичайні камери разом з детекторами диму, зникне проблема виникнення хибної тривоги, коли камера зафіксує туман.

Звісно, використання більшої кількості технічних засобів забезпечить кращі результати вирішення поставленої задачі, але, в свою чергу, це значно підвищить собівартість таких БПЛА та витрати на виробництво, а отже, вони стануть менш доступними для кінцевого користувача. Отже, доцільним рішенням буде оптимізувати один з найдоступніших методів, а саме метод фото- та відео-фіксації, засобами штучного інтелекту. [17]

Штучні нейромережі – це сукупність взаємопов’язаних штучних нейронів, що створені на основі математичних моделей та імітують роботу людського мозку. Вони створені та призначені для розв’язання різноманітних задач машинного навчання та ШІ (штучного інтелекту). [18]

Основні компоненти нейронних мереж можна побачити на рисунку 1.2.

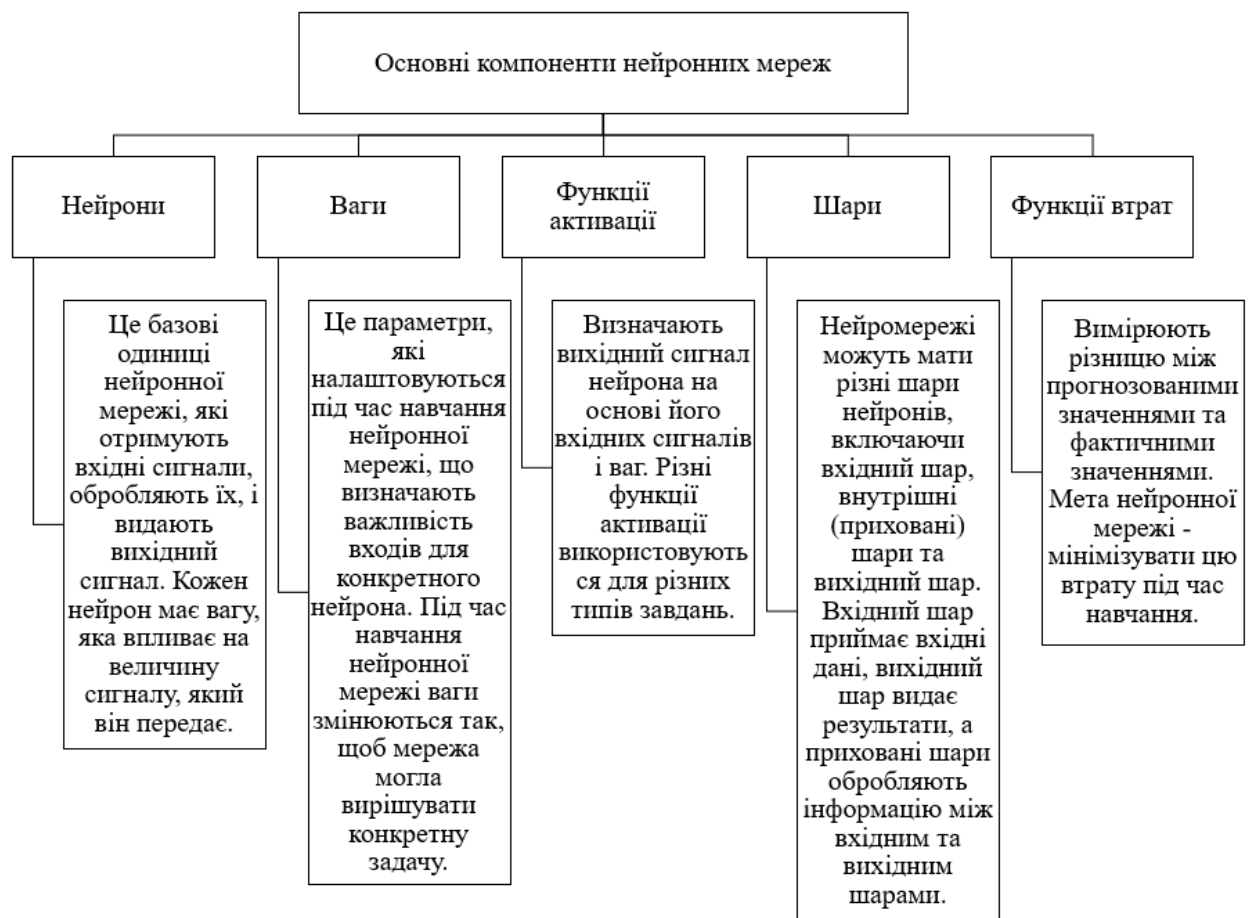


Рис. 1.2 Основні компоненти нейронних мереж

Загалом нейронні мережі застосовуються для таких задач, як розпізнавання об'єктів та образів, сортування, класифікація, регресія, генерація тексту, машинний переклад тощо.

Принцип роботи нейронних мереж для розпізнавання об'єктів можна описати наступним алгоритмом [19]:

Етап №1: Збір та підготовка даних. На даному етапі необхідно ретельно підготувати базу даних, що складається з великого обсягу фотографій з пожежними та непожежними ситуаціями.

Етап №2: Вибір архітектури нейромережі. Архітектура нейронної мережі обирається в залежності від складності поставленої задачі. Згорткові нейронні мережі поширені для виконання задач аналізу та обробки візуальних зображень.

Етап №3: Навчання нейронної мережі. Потрібно заздалегідь підготувати базу навчальних даних, оптимізувавши параметри навчання таким чином, щоб нейромережа могла розпізнавати пожежі на вихідних зображеннях з максимальною точністю.

Етап №4: Тестування та валідація. Після проведення навчання нейронної мережі необхідно перевірити її на множині тестових даних для оцінки точності роботи мережі. Валідація проводиться також для оцінки точності створеної моделі розпізнавати пожежі.

Етап 5: Інтеграція нейронної мережі в систему розпізнавання осередків пожеж задля автоматичного виявлення осередків пожеж на основі зображень з БПЛА.

Розпізнавання осередків пожеж засобами БПЛА необхідно виконувати, притримуючись комплексного алгоритму. Варіант комплексного алгоритму розпізнавання об'єктів за допомогою фото- та відео-зйомки представлено на рисунку 1.3. [20]

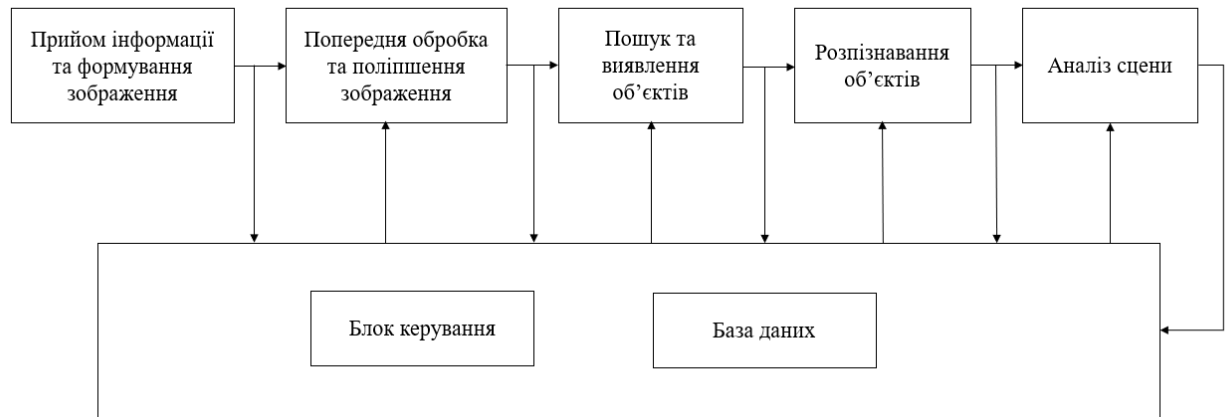


Рис. 1.3. Структурна схема комплексного алгоритму обробки та аналізу фото-та відео-матеріалів

На етапі прийому та формуванні зображень проводиться збір інформації засобами БПЛА з камер.

На другому етапі проводиться обробка створених зображень. В залежності від алгоритму обробки зображень для поставленої цілі, проводиться обробка зображень з метою покращення якості картинки, чіткості, контрасту, зниження шуму, інтерполяція зображення, масштабування, інверсія і так далі. Завершується даний етап на визначені основних ознак, які необхідні для того, щоб провести успішне розпізнавання об'єктів. [20]

Наступним етапом є безпосередньо пошук та розпізнавання об'єктів. На даному в останні роки набуло широкого поширення використання згорткових нейронних мереж.

1.4. Огляд та аналіз методів розпізнавання об'єктів засобами БПЛА за об'єктами інтелектуальної власності

Існує багато напрацювань в галузі розпізнавання об'єктів на сьогоднішній день. В роботі розглянуто результати роботи Українських та закордонних розробників.

Патент на корисну модель 153313. Пристрій для тепловізійного розпізнавання форми об'єктів. Використовується для оснащення малогабаритних носіїв, виконує функцію виявлення і розпізнавання об'єктів, що випромінюють тепло. [21]

В основу корисної моделі пристрою для тепловізійного розпізнавання форми об'єктів поставлена задача зменшити розмір самого пристрою задля його подальшого розміщення на малогабаритних БПЛА і наземних роботизованих комплексів за допомогою введення комірки Фарадея на вході конденсора та її з'єднання з виходом на блоці електроніки та шляхом нерухомого розміщення лінійного ІФ-поляризатора між телескопічною оптичною системою та коміркою Фарадея. [21]

В порівняльному аналізі з найближчим аналогом можна зробити висновок, що новий пристрій для тепловізійного розпізнавання форми об'єктів відрізняється тим, що в ньому використана комірка Фарадея, яка розташована на вході конденсора та пов'язана з виходом блока електроніки. Також, лінійний інфрачервоний поляризатор залишається нерухомим між телескопічною оптичною системою і коміркою Фарадея. [21]

Патент на корисну модель 152506. Пристрій розпізнавання об'єктів на зображеннях з використанням згорткової нейронної мережі. [22]

В основу корисної моделі пристрою розпізнавання об'єктів на зображеннях з використанням згорткової нейронної мережі було поставлено задачу створення пристрою, за допомогою якого буде можливість розпізнавати об'єкти на фото за допомогою використання згорткової нейронної мережі. В даному пристрої за рахунок вдосконалення архітектури нейромережі та вибору параметрів її

навчання, підвищується точність розпізнавання об'єктів на реальних цифрових кольорових фотографіях. [22]

Для вирішення даної задачі було створено пристрій, який складається зі з'єднаних між собою компонентів: блок обробки даних, що, в свою чергу, включає в собі блоки прийому й передачі даних і блок зберігання даних, підсистему розпізнавання зображень, яка пов'язана з блоком прийому та передачі даних і з базою зображень. Також у системі є пристрій навчання згорткової нейронної мережі, який пов'язаний з блоком зберігання даних та базою зображень. Згідно з корисною моделлю, до цієї системи додали пристрій донавчання згорткової нейронної мережі. Цей пристрій пов'язаний з блоком зберігання даних і базою зображень для донавчання. Також у системі є блок оцінки згорткової нейронної мережі, який з'єднаний з пристроєм навчання згорткової нейронної мережі та пристроєм донавчання згорткової нейронної мережі та пов'язаний з підсистемою розпізнавання зображень. [22]

Патент на корисну модель US20210406604. Навчання нейронної мережі розпізнавання об'єктів.

В основу корисної моделі покладено метод навчання нейронної мережі розпізнавання об'єктів складається з наступних кроків: спочатку отримується набір зображень, потім застосовується перший алгоритм розпізнавання об'єктів, що за допомогою нейромережі до заданого набору зображень розпізнає об'єкти. Після цього інший алгоритм розпізнавання об'єктів проводить оцінку цих розпізнавань об'єктів. Якщо об'єкт розпізнаний позитивно в цій оцінці, він вважається перевіреним розпізнаванням. Потім на основі цих перевірених розпізнавань формується навчальний набір з анотованими зображеннями, який включає в себе зображення, пов'язані з перевіреними розпізнаваннями об'єктів. Навчання нейронної мережі розпізнавання об'єктів за допомогою цього навчального набору здійснюється за допомогою методу передаваного навчання. [23]

Висновки до розділу 1

1.1 У першому розділі було проведено аналіз функціональних можливостей безпілотних літальних апаратів, визначено їхні основні характеристики, класифікацію за такими основними показниками, як розмір, дальність польоту, завантаження, галузь використання, призначення та використання різних типів датчиків. Було визначено основні сфери застосування для кожного з типів БПЛА. З проведеного аналізу можна зробити висновок, що БПЛА широко використовуються в різних галузях життєдіяльності людства, включаючи аграрну промисловість та сільське господарство, військове застосування, моніторинг навколишнього середовища, проведення рятувальних та пошукових операцій, науково-дослідній діяльності, медіа-сфері тощо.

1.2 Також було проведено аналіз методів розпізнавання об'єктів засобами безпілотних літальних апаратів, за допомогою технічних засобів, таких як камери для фото- та відео-зйомки, тепловізори, лідари, гіперспектральні та мультиспектральні камери, машинне навчання й штучний інтелект. Також було проведено порівняльний аналіз методів розпізнавання об'єктів засобами БПЛА з використанням нейронних мереж. З проведеного аналізу було визначено критерії методу розпізнавання об'єктів, задля розпізнавання осередків пожеж, а саме здатність оброблювати інформацію в режимі реального часу та стійкість до зміни розмірів і форм об'єктів.

1.3 Було проведено аналіз методів виявлення та розпізнавання пожеж технічними засобами, такими як теплові камери, детектори газу та диму, візуальні камери, акустичні датчики. Також було розглянуто та описано алгоритм принципу роботи нейронних мереж в для розпізнавання об'єктів та розглянуто структурну схему комплексного алгоритму обробки та аналізу фото-та відео-матеріалів. Також було проведено огляд та аналіз вже існуючих методів розпізнавання об'єктів за об'єктами інтелектуальної власності.

2. ВИБІР ТЕХНІЧНИХ РІШЕНЬ ДЛЯ СИСТЕМИ ВИЯВЛЕННЯ ОСЕРЕДКІВ ПОЖЕЖ

2.1. Проектування структурної схеми системи розпізнавання об'єктів на базі нейронної мережі.

Проектування структурної схеми системи розпізнавання об'єктів є важливою частиною розробки системи, що вирішує задачі комп'ютерного зору або обробки зображень, яка передбачає створення оптимальної архітектури для ефективного розпізнавання об'єктів на зображеннях.

Першим кроком необхідно визначити мету системи. В даному випадку система буде створена для вирішення задачі класифікації зображень, а саме на основі наданих фотографій з малогабаритних БПЛА визначати, до якої категорії відноситься зображення: з наявною пожежею, чи без неї.

Наступним кроком створення структурної схеми для розпізнавання об'єктів є вибір архітектури нейронної мережі. Вибір архітектури залежить від попереднього пункту – визначення задачі. В даному випадку, оскільки буде вирішуватись задача класифікації, підходящою архітектурою можуть бути архітектури, які базуються на CNN – глибинні нейронні мережі. [24]

Наступним етапом є попередня обробка вхідних зображень, що включає в себе масштабування, зміну освітлення, чи кадрування для покращення якості зображення.

Після попередньої обробки вхідних зображень необхідно провести навчання нейронної мережі на власних даних, провести тестування роботи нейронної мережі на валідаційному наборі даних та згідно проведеного тестування занести необхідні корективи для покращення результатів та підвищенні точності роботи мережі.

Завершальним, але не менш важливим етапом є забезпечення конфіденційності та безпеки отриманих даних.

Схему, яка реалізує вище описані кроки вирішення завдання, наведено на рисунку 2.1. [25]

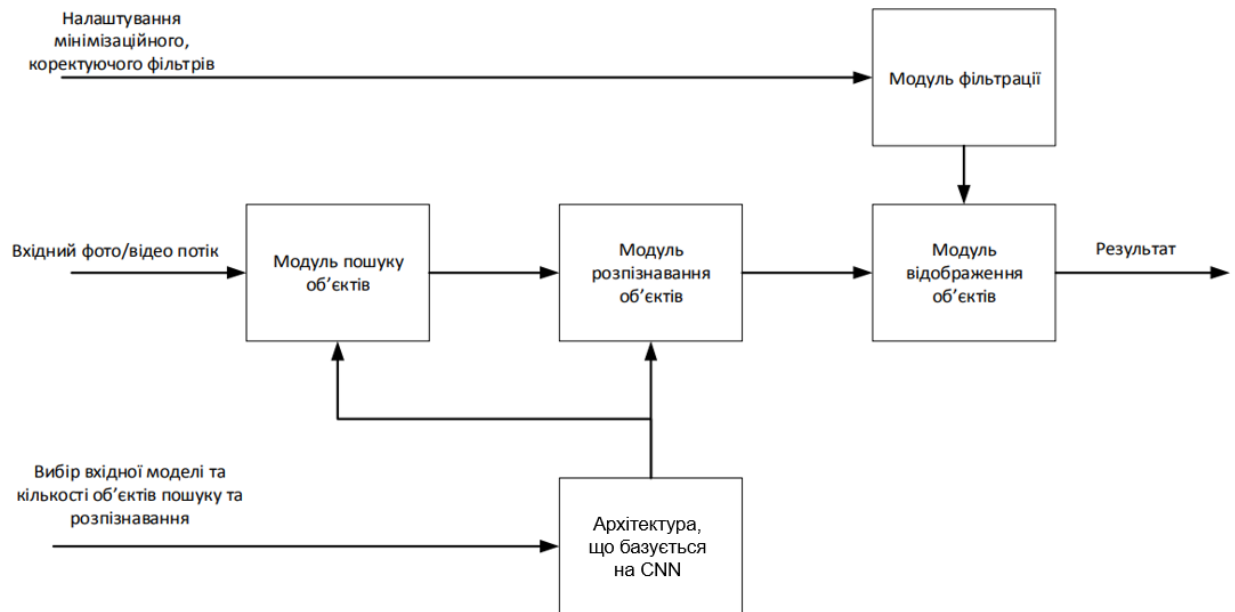


Рис. 2.1. Структурна схема системи пошуку та розпізнавання об'єктів

На рисунку 2.1 запропоновано структурну схему системи пошуку та розпізнавання об'єктів на базі архітектури CNN. Впровадження запропонованої системи пошуку та розпізнавання об'єктів на зображеннях можливо реалізувати на операційній системі мобільних платформ iOS та Android.

Перший крок включає налаштування мінімізаційних та коректувальних фільтрів, які суттєво впливають на якість обробленого відображення моделі.

Вхідне зображення з фото або відео-потіку проходить через модулі пошуку та розпізнавання, і після цього результати обробки передаються до модуля розпізнавання з використанням створеної вагової моделі.

Далі відбувається функціональна адаптація алгоритму за допомогою згаданих фільтрів і результат виводиться на екран.

Перший етап передбачає побудову графічної схеми алгоритму роботи системи, що зображено на рисунку 2.2 [25]

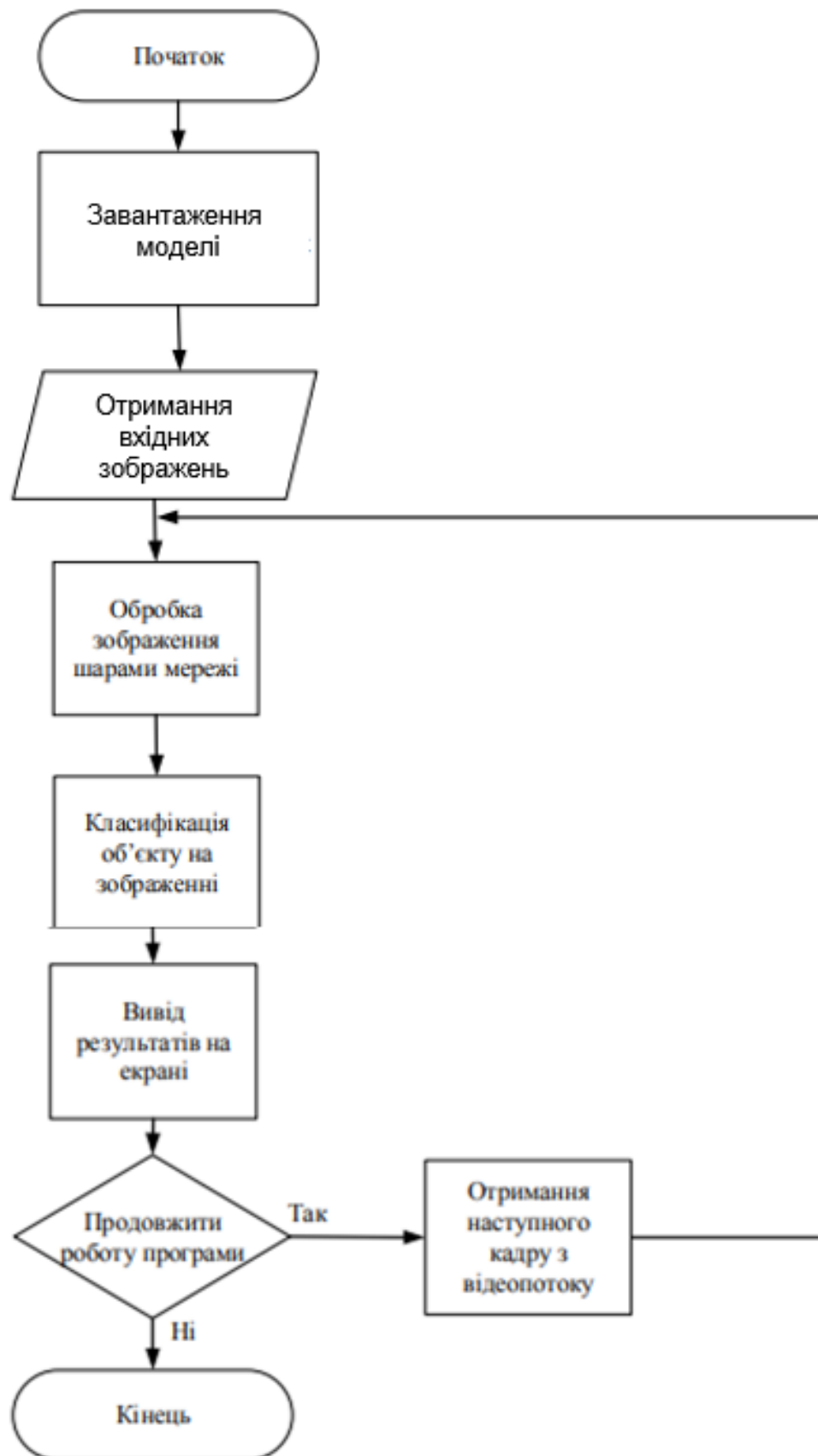


Рис. 2.2 Схема алгоритму роботи системи

2.2. Виконати аналіз та вибір технічного забезпечення БПЛА для виявлення пожеж.

Аналіз та вибір технічного забезпечення для безпілотних літальних апаратів (БПЛА) для виявлення пожеж є ключовим завданням, яке вимагає ретельного підходу. При виборі технічного обладнання для БПЛА для виявлення пожеж важливо враховувати різні аспекти, такі як технічні характеристики, надійність, точність та можливість інтеграції з існуючими системами.

Однією з ключових характеристик є тип сенсорів, які використовуються для виявлення пожеж. Термальні камери є дуже ефективними для виявлення теплових джерел, що можуть свідчити про пожежу, навіть у нічний час або в густо зарослих районах. Ці камери можуть виділяти теплове випромінювання, що допомагає виявляти пожежі навіть у складних умовах.

Додатково до термальних камер, важливо враховувати наявність додаткових сенсорів, таких як газові сенсори для виявлення небезпечних речовин у повітрі, що можуть вказувати на вибухи або інші небезпечні ситуації.

Надійність є ще однією ключовою характеристикою, оскільки БПЛА повинні працювати стабільно навіть у важких умовах, таких як сильний вітер чи погана видимість. Батареї повинні мати достатньою ємність для тривалої роботи, а система керування повинна бути надійною та ефективною.

Інтеграція з існуючими системами також є важливою, оскільки дані, зібрані від БПЛА, повинні легко інтегруватися з системами моніторингу та управління пожежами для швидкого реагування на виявлені загрози.

Узагальнюючи, вибір технічного забезпечення БПЛА для виявлення пожеж повинен бути здійснений на основі ретельного аналізу технічних характеристик, надійності, можливостей інтеграції та здатності пристрою працювати в різних умовах.

Крім того, при виборі технічного забезпечення для БПЛА для виявлення пожеж важливо враховувати масу та розміри обладнання, оскільки це може вплинути на автономний час польоту та маневреність БПЛА. Легкі та компактні

сенсори можуть сприяти підвищенню продуктивності та забезпечити більш тривалий час польоту.

Технічне забезпечення повинно також мати високу роздільну здатність та швидкість передачі даних. Висока роздільна здатність забезпечить отримання деталізованих даних для аналізу, тоді як велика швидкість передачі даних забезпечить оперативний обмін інформацією з центром управління пожежами.

Також слід звернути увагу на можливості обробки та аналізу даних безпосередньо на борту БПЛА. Інтегровані системи обробки даних можуть дозволити виявляти пожежі та вчасно передавати інформацію без затримок через зовнішні системи зв'язку.

Усі ці аспекти мають бути ретельно враховані під час аналізу та вибору технічного забезпечення БПЛА для виявлення пожеж. Важливо обрати найбільш оптимальні технічні рішення, які відповідають специфіці завдань та забезпечать ефективне та надійне функціонування системи виявлення пожеж у реальному часі.

Аналіз та вибір технічного забезпечення для безпілотних літальних апаратів (БПЛА) для виявлення пожеж вимагає уважності до ряду ключових факторів та параметрів. Нижче подано докладний аналіз та поради щодо вибору технічного забезпечення [26]:

1. Сенсори та камери:

Термальні камери: ці сенсори спроможні виявляти теплові сліди пожеж та допомагати у виявленні пожеж, навіть якщо її не видно за димом, чи, наприклад, в нічний час.

Візуальні камери: Забезпечують зображення видимого спектра, допомагаючи в ранньому виявленні пожежі.

2. Резервуари та матеріали:

Паливні резервуари: резервуари з вогнестійкого матеріалу можуть уникнути розповсюдження вогню.

Захисні матеріали: використання вогнезахисних матеріалів для корпусу БПЛА може збільшити його стійкість та неушкодженість в разі пожежі.

3. Автономність та дистанційне управління:

Автономність: БПЛА з тривалим часом польоту можуть проводити довготривалі моніторингові операції, виявляючи пожежі віддалено від базової станції.

Дистанційне управління: можливість віддаленого управління БПЛА за допомогою супутникового або радіо-зв'язку забезпечує ефективність та точність вибору місця для моніторингу.

4. Засоби зв'язку та дані:

Live Streaming: можливість відтворювати відео з БПЛА в реальному часі до контрольного центру може забезпечити реакцію оператора з мінімальною затримкою в часі.

Системи збору та аналізу даних: забезпечують можливість автоматичного аналізу та інтерпретації даних для швидкого реагування.

5. Живлення та автономність:

Акумулятори та енергозберігаючі технології: використання високопродуктивних акумуляторів та технологій для зменшення енергоспоживання збільшення часу польоту.

6. Мобільність та маневреність:

Розмір та вага: легкі та компактні БПЛА можуть легше проникати в складні місця для моніторингу пожежі.

7. Вартість та безпека:

Вартість: важливо враховувати вартість як базового БПЛА, так і вартість встановленого обладнання.

Безпека: при виборі технічного забезпечення слід враховувати найновіші стандарти безпеки для уникнення аварій та падінь.

Отже, при виборі технічного забезпечення БПЛА для виявлення пожеж важливо збалансувати всі ці фактори. Найкращий вибір буде той, що враховує специфіку конкретної задачі та забезпечить ефективний, точний та надійний моніторинг пожеж у реальному часі.

Для виявлення пожеж та моніторингу важко доступних місць, можна використовувати безпілотний літальний апарат (БПЛА) DJI Matrice 300 RTK. Цей апарат має вражаючі технічні характеристики, що роблять його ідеальним вибором для подібних завдань.



Рис. 2.3 DJI Matrice 300 RTK

Технічні Характеристики [27]:

Час польоту: До 55 хвилин - забезпечує тривалий час в повітрі для докладного моніторингу.

Максимальна дальність польоту: До 15 км - дозволяє охопити велику територію під час моніторингу.

Термальна камера: можливість підключення термальних камер для виявлення теплових слідів пожеж.

Візуальна камера: 20-мегапіксельна візуальна камера з 1-дюймовим сенсором для детального видимого зображення.

Гімбал: триступінчастий гімбал дозволяє камері обертатися на 360 градусів, що забезпечує повний обхват навколишнього простору.

Автономність: додаткові сенсори для уникнення перешкод та автоматичний повернення до позначки дому в разі втрати зв'язку.

Датчики: вбудовані датчики для вимірювання температури, вологості, газів і тиску, що можуть бути корисні для визначення потенційно небезпечних умов.

Можливості підключення: дозволяє підключати додаткові сенсори та обладнання для розширення можливостей моніторингу.

Дистанційне управління: дистанційне управління з можливістю використання додатків на смартфонах і планшетах для зручності операторів.

Інтеграція та SDK: можливість інтеграції з різноманітними додатковими програмними засобами за допомогою SDK для адаптації до конкретних потреб.

Цей БПЛА надає можливість здійснювати високоефективний моніторинг пожеж, використовуючи передові технології та надійність від виробника. [27]

2.3. Вибір архітектури нейронної мережі для виявлення пожеж

Першим кроком необхідно вибрати архітектуру нейронної мережі.

1. YOLO (You Only Look Once): Архітектура YOLO дозволяє виявляти об'єкти в реальному часі на основі одного «погляду» на зображення. Це швидка та ефективна архітектура для великих наборів даних. [28]

2. SSD (Single Shot MultiBox Detector): SSD також працює в реальному часі та забезпечує високу точність. Вона використовує мережі з різною роздільною здатністю для виявлення об'єктів різних розмірів на зображенні. [29]

3. Faster R-CNN: Це більш складна архітектура, але вона може бути використана, якщо точність є пріоритетною. [30]

4. ResNet-152: Це глибинна нейронна мережа, яка є варіацією архітектури ResNet (Residual Network), розробленої для завдань комп'ютерного зору. Вона представляє собою глибоку конволюційну нейронну мережу (CNN), яка

визначається своєю особливою будовою з блоків зі зрушенням (residual blocks) [31].

Проведемо порівняльний аналіз запропонованих архітектур нейронних мереж для виявлення пожеж: YOLO (You Only Look Once), SSD (Single Shot MultiBox Detector), Faster R-CNN та ResNet-152.

1. YOLO (You Only Look Once): [28]

Переваги:

- Швидка та ефективна. Робить прогнози обробивши фотографію лише один раз, що значно прискорює роботу.
- Здатна виявляти об'єкти в реальному часі.

Недоліки:

- Може бути менш точною порівняно з іншими складнішими архітектурами.

2. SSD (Single Shot MultiBox Detector): [29]

Переваги:

- Добре справляється з об'єктами різних розмірів, оскільки використовує шари з різними розмірами боксів.
- Швидка та точна.

Недоліки:

- Може бути менш точною для дуже малих або дуже великих об'єктів порівняно з більш складними архітектурами.

3. Faster R-CNN: [30]

Переваги:

- Дуже точна, оскільки використовує Region Proposal Networks (RPN) для виявлення ознак, які містять об'єкти.

Недоліки:

- Повільніша порівняно з YOLO та SSD через більш складну архітектуру та два окремі етапи - генерація ознак та класифікація об'єктів.

4. ResNet-152: [32]

Переваги:

- Має глибоку структуру з 152 шарами, що дозволяє їй вивчати більш складні та абстрактні функції зображення, завдяки чому можливо досягти високої точності в різних завданнях комп'ютерного зору.
- Можливість масштабування нейронної мережі та її адаптації під різні типи завдань.

Недоліки:

- Потребує великої кількості даних для навчання
- Складність налаштування нейронної мережі

Отже, виходячи з проведеного аналізу можна зробити висновок, що для системи виявлення пожеж засобами малогабаритних БПЛА найбільш підходящою архітектурою є ResNet-152. Адже БПЛА потрібно швидко реагувати на пожежі та передавати дані в реальному часі, адже швидкість виявлення пожеж є критичною. ResNet-152 може працювати в реальному часі, що робить дану архітектуру ідеальним вибором для використання на БПЛА. Та незважаючи на складність налаштування даної нейронної мережі та потреби у підготовці великої кількості даних для навчання, ResNet-152 є найкращим вибором для вирішення поставленої задачі, адже забезпечує надійні результати.

Таким чином, використання архітектури ResNet-152 на БПЛА дозволить ефективно та швидко виявляти пожежі, забезпечуючи відповідність вимогам швидкості та точності у реальному часі.

Висновки до розділу 2

2.1 У другому розділі було описано вимоги до створення структурної схеми системи розпізнавання об'єктів, на основі яких представлено дану схему в графічному вигляді. Також на основі даної структурної схеми було побудовано графічну схему алгоритму роботи даної системи.

2.2 Також було виконано аналіз та вибір технічного забезпечення БПЛА для виявлення пожеж. Було обрано малогабаритний безпілотний літальний апарат (БПЛА) DJI Matrice 300 RTK, що має наступні характеристики: час польоту до 55 хвилин, максимальну дальність польоту до 15 км, можливість підключення термальних камер, 20-мегапіксельна візуальна камера з 1-дюймовим сенсором, триступінчастий гімбал, додаткові сенсори для уникнення перешкод та автоматичний повернення до позначки дому в разі втрати зв'язку, можливість підключення додаткових датчиків та можливість інтеграції додаткового програмного забезпечення.

2.3 Для оперативного та ефективного виявлення осередків пожеж засобами малогабаритних БПЛА було обрано архітектуру нейронної мережі системи. Оскільки полум'я не має чітких меж та обрисів, було прийнято рішення розробляти нейронну мережу на основі вирішення задачі класифікації, тому при виборі архітектури було прийнято рішення надати перевагу ResNet-152, яка незважаючи на свою складність у налаштування та потребу у великій кількості навчальних даних, забезпечить швидке виявлення осередків пожеж у реальному часі та є найбільш оптимальною для вирішення поставленої задачі з усіх розглянутих архітектур.

3. РЕАЛІЗАЦІЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ОСЕРЕДКІВ ПОЖЕЖ

3.1. Виконати збір та підготовку бази даних для навчання та тестування нейронної мережі

Створення та підготовка бази даних є ключовим етапом у навчанні нейронних мереж. Нижче описані кроки для підготовки бази даних для навчання та тестування нейронної мережі для виявлення осередків пожеж. [33]

Першим кроком є збір даних [34]:

- Зібрати зображення пожеж: зібрати різні зображення пожеж з різних джерел, таких як відео, фотографії або навіть знімки з безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Важливо мати різні кути, відстані та умови освітлення.
- Зібрати зображення без пожежі: зібрати зображення, де пожежі відсутні, але можуть бути об'єкти, які схожі на пожежу або можуть спричиняти помилкові спрацювання нейронної мережі, наприклад, туман, що може бути схожим на дим, чи яскравий захід сонця, що може бути схожим на вогонь.

Враховуючи специфіку роботи нейронної мережі та орієнтовну галузь використання (сільське господарство та агробізнес), при пошуку зображень необхідно зібрати якомога більше можливих варіацій зображень: різні пори року, різні стадії росту рослин, врахувати різні культури, що вирощуються на полях, різні погодні умови, час доби і так далі.

Для створення бази даних зображень було зібрано дані в Інтернет-ресурсах, таких як пошук зображень в Google та новинні сайти.

Оскільки архітектура ResNet-152 потребує великої кількості вхідних даних для навчання, було зібрано базу даних, що складається з 1254-х зображень без пожеж та 1482-х зображень з пожежами. В загальній кількості створена база даних складається з 2736-ти зображень.

Приклад зібраних зображень можна побачити на рисунку 3.1.

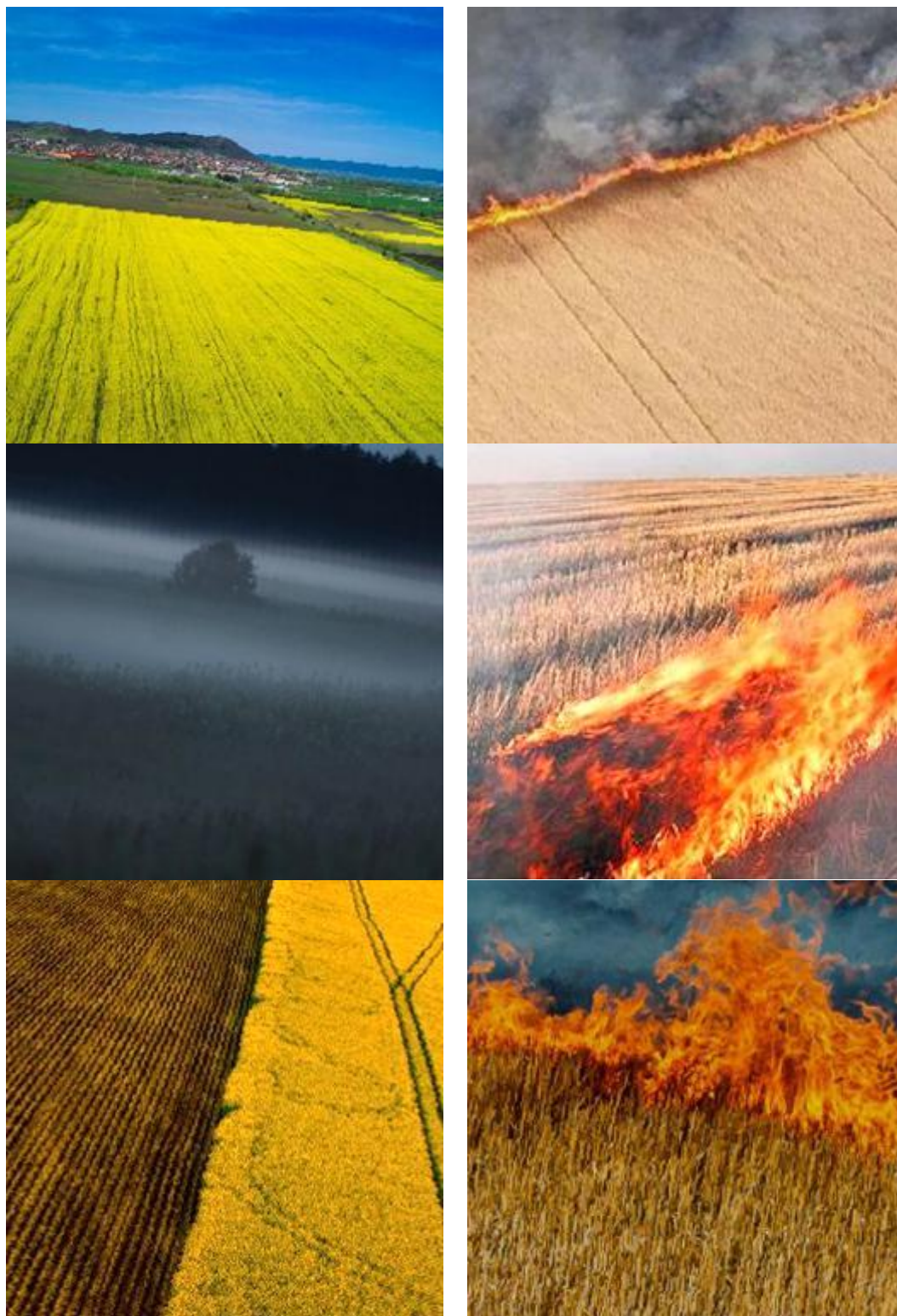


Рисунок 3.1. Приклад підготовки даних для навчання та тестування нейронної мережі

Розширений приклад підготовлених даних для навчання нейронної мережі наведено в додатку А.

Наступним кроком є підготовка бази даних:

- Розділення зображень на 2 папки: зображення з пожежами та без пожеж (рисунок 3.2).



Рисунок 3.2. Розділення бази даних на дві частини

Третім кроком є розділення даних [35]:

- Розділити навчальну базу даних на дані на навчання та тестування в наступному співвідношенні: 80% даних для навчання та 20% для тестування.

Четвертим кроком є підготовка зображень:

- Розмір зображень необхідно змінити до стандартного розміру, який підходить для нейронної мережі. В даному випадку 256x256 пікселів.
- Необхідно зберегти оброблені зображення в форматі, який підтримується фреймворком нейронних мереж.

Завершальним етапом є створення метаданих:

- Класи об'єктів: визначити класи об'єктів, які потрібно розпізнати (наприклад, "пожежа" та "відсутність пожежі").
- Файл конфігурації: створити файл конфігурації, в якому вказати шлях до зображень, кількість класів, розмір зображень, шляхи до файлів навчання та тестування тощо.

3.2 Загальна підготовка, імпорт необхідних бібліотек та вказання параметрів навчання для створення нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж засобами малогабаритних БПЛА.

На початковому етапі розробки нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж необхідно провести загальну підготовку, імпортувати всі необхідні бібліотеки вказати параметри навчання.

Для розробки даної нейронної мережі знадобиться інструментарій для обробки зображень, створення нейронних мереж та їх навчання. В даному випадку буде використовуватись PyTorch.

PyTorch – один з найпопулярніших фреймворків для глибокого навчання, а також torchvision для завдань обробки зображень. [36]

Імпорт всіх необхідних бібліотек показано на рисунку 3.3.

```
import torch
import torch.nn as nn
import torch.optim as optim
from torch.utils.data import DataLoader, Subset
from torchvision import datasets, transforms, models
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.model_selection import train_test_split
```

Рисунок 3.3: Імпорт бібліотек

Наступним кроком визначимо параметри моделі, яку ми будемо навчати, а саме batch size (розмір партії даних, що використовуються для одного оновлення градієнту під час навчання) [37], швидкість навчання (визначає розмір кроку при оновленні ваг моделі) та кількість епох тренування (кількість повних проходів через весь тренувальний набір даних під час навчання) та відсоток тренувальних даних від загальної кількості даних (рисунок 3.4).

```
batch_size = 32
learning_rate = 0.001
num_epochs = 10
train_percentage = 0.8
```

Рисунок 3.4. Параметри моделі для її навчання

Наступним кроком проведемо базову трансформацію зображень з бази даних (датасету), створеному напередодні (рисунок 3.5).

```
transform = transforms.Compose([
    transforms.Resize((256, 256)),
    transforms.ToTensor()
])

full_dataset = datasets.ImageFolder('/kaggle/input/firedataset/dataset_new/dataset', transform=transform)
```

Рисунок 3.5. Проведення базової трансформації зображень

На рисунку 3.5 зображено процес завантаження та підготовки даних для навчання та тестування нейронної мережі. Створений датасет, складається з зображень з вогнем та без нього. Зображення трансформуємо під розмір 256x256 пікселів та перетворюються в тензор.

Далі вказуємо шлях до створеної бази даних.

Наступним кроком проведемо розділення бази даних на тренувальну та тестову вибірки (рисунок 3.6):

```
def split_dataset_by_class(dataset, train_percentage):
    class_indices = {}
    for idx, (_, label) in enumerate(dataset.imgs):
        if label not in class_indices:
            class_indices[label] = []
        class_indices[label].append(idx)

    train_indices = []
    test_indices = []

    for label, indices in class_indices.items():
        train_idx, test_idx = train_test_split(indices, train_size=train_percentage, random_state=42)
        train_indices.extend(train_idx)
        test_indices.extend(test_idx)

    train_subset = Subset(dataset, train_indices)
    test_subset = Subset(dataset, test_indices)

    return train_subset, test_subset
```

Рисунок 3.6. Розділення на тестову та тренувальну вибірки

Як можна побачити з рисунку 3.6, `split_dataset_by_class` – це функція, що розділяє датасет на тренувальну та тестову вибірки. Вона використовує `train_test_split` для кожного класу окремо.

Далі проведемо підготовку даталоадерів (рисунок 2.10):

```
train_dataset, test_dataset = split_dataset_by_class(full_dataset, train_percentage)

train_loader = DataLoader(dataset=train_dataset, batch_size=batch_size, shuffle=True)
test_loader = DataLoader(dataset=test_dataset, batch_size=batch_size, shuffle=False)
```

Рисунок 3.7. Підготовка DATALOADER-ів

На рисунку 3.7 можна побачити `train_loader` і `test_loader` – об’єкти `DataLoader`, які надають можливість інтегрування через тренувальний та тестовий набори даних з використанням батчів.

`Shuffle=True` означає, що дані будуть перемішані під час навантаження для кращого навчання.

3.3 Ініціалізація моделі та створення структури нейронної мережі.

Одним з найважливіших етапів створення нейронної мережі є визначення архітектури моделі та її тренування. Як було зазначено в раніше проведеному аналізі, для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА найбільш підходящою є архітектура ResNet-152.

На рисунку 3.8 зображено процес ініціалізації моделі.

```
#ІНІЦІАЛІЗАЦІЯ МОДЕЛІ
model = models.resnet152(pretrained=True)
num_fts = model.fc.in_features
model.fc = nn.Linear(num_fts, 2) # 2 класи: clear, fire

#Оптимізатор та функція втрат
optimizer = optim.Adam(model.parameters(), lr=learning_rate)
criterion = nn.CrossEntropyLoss()

#Перенесення на GPU
device = torch.device('cuda' if torch.cuda.is_available() else 'cpu')
model.to(device)
```

Рисунок 3.8. Ініціалізація моделі

ResNet-152 має досить складну структуру, що складається зі 152-х шарів. Для простоти сприйняття було прийнято рішення створити окремий код для візуального відображення структури даної архітектури (додаток Б).

Графічне відображення архітектури ResNet-152 зображено на рисунку 3.9.

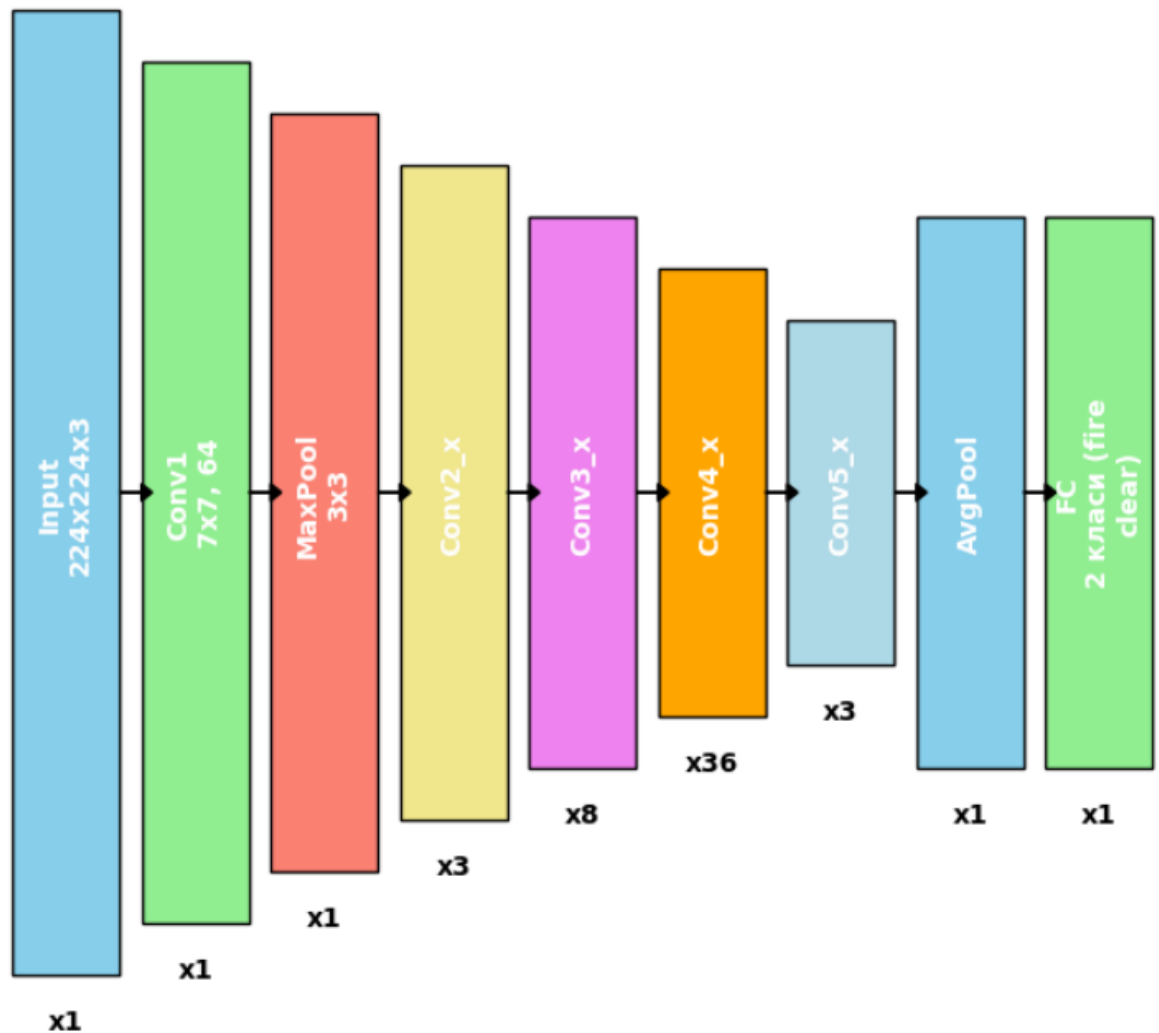


Рисунок 3.9. Візуалізація архітектури ResNet-152

Першим шаром архітектури є вхідний шар (x1), який відповідає за прийняття зображень розміром 224x224 пікселів з трьома каналами RGB (червоний, зелений та синій) [38, 39].

Наступним шаром архітектури є перший згортковий шар (x1) Conv1, що відповідає за виконання згортки з ядром 7x7 і видає 64 канали. Даний шар зменшує розмірність зображень до 112x112 пікселів [40].

Наступним шаром архітектури є шар (x1) максимального згортання (MaxPool) [41], що виконує функцію застосування операції максимального

згортання (max-pooling) для зменшення розмірності вхідних даних, зменшуючи їхню розмірність до 56x56 пікселів.

Наступним шаром архітектури є (x3) – залишкові блоки (Residual Blocks) [42], що уособлюють ключову особливість архітектури ResNet-152. Їхня структура складається з декількох згорткових шарів, в яких вихід з одного шару додається до вхідних даних наступного шару.

Дана структура допомагає уникнути проблеми зникнення градієнтів під час навчання глибоких нейронних мереж. Представлені дані шари наступним чином:

- Conv2_x: Складається з трьох залишкових блоків.
- Conv3_x: Складається з восьми залишкових блоків.
- Conv4_x: Складається з 36 залишкових блоків.
- Conv5_x: Складається з трьох залишкових блоків.

Кожен залишковий блок у цих групах містить декілька згорткових шарів з ядрами 1x1, 3x3 та 1x1.

Наступним шаром архітектури є шар (x1) усередненого згортання (Average Pooling) [43], який виконує здійснення операції усередненого згортання.

Останнім шаром архітектури ResNet-152 є повно-зв'язний шар (x1) (Fully Connected Layer), що виконує функцію перетворення особливостей з попередніх шарів у вектор, який використовується для класифікації.

Стандартна реалізація ResNet-152 має 1000 вихідних класів (для датасету ImageNet), в той час як в нашій роботі цей шар адаптовано під два основних класи – наявність пожежі та її відсутність.

Ключовою особливістю ResNet-152 є те, що кожен залишковий блок містить "скіп-з'єднання", що дозволяє моделі передавати інформацію через шари без втрати значущості [44]. Ця структура дозволяє нейронній мережі ефективно навчатися, незважаючи на свою глибоку архітектуру.

3.4 Тренування нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж засобами малогабаритних БПЛА та збереження статистики навчання для візуалізації.

В даному підрозділі буде описано процес тренування нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА, а саме: описано процес навчання нейронної мережі та її валідацію.

Процес навчання нейронної мережі зображено на рисунку 3.10:

```
def train_model(model, criterion, optimizer, num_epochs):
    train_loss_history = []
    train_accuracy_history = []
    test_loss_history = []
    test_accuracy_history = []

    for epoch in range(num_epochs):
        #навчання
        model.train()
        running_loss = 0.0
        running_corrects = 0

        for inputs, labels in train_loader:
            inputs = inputs.to(device)
            labels = labels.to(device)

            optimizer.zero_grad()

            outputs = model(inputs)
            loss = criterion(outputs, labels)
            loss.backward()
            optimizer.step()

            _, preds = torch.max(outputs, 1)
            running_loss += loss.item() * inputs.size(0)
            running_corrects += torch.sum(preds == labels.data)

        train_epoch_loss = running_loss / len(train_dataset)
        train_epoch_acc = running_corrects.double() / len(train_dataset)

        train_loss_history.append(train_epoch_loss)
        train_accuracy_history.append(train_epoch_acc)
```

Рисунок 3.10. Навчання нейронної мережі

Як можна побачити з рисунку 3.10, початковим етапом навчання нейронної мережі є оголошення функції `train_model`, що приймає модель (`model`), функцію втрат (`criterion`), оптимізатор (`optimizer`) та кількість епох (`num_epochs`) та ініціалізує порожні списки для збереження історії втрат та точності під час тренування та тестування.

Наступним кроком є цикл тренування (`for epoch in range(num_epochs):`), на якому модель переводиться у режим тренування (`model.train()`), потім відбувається проходження через тренувальний даталоадер (`for inputs, labels in train_loader:`), наступним кроком є обчислення втрат (`loss`) та виклик зворотного поширення (`backpropagation`).

Завершальними етапами є оновлення параметрів моделі з використанням оптимізатора та розрахунок точності та втрати для кожної епохи тренування.

Наступним обов'язковим коком навчання нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж засобами БПЛА є валідація (рисунок 3.11):

```
model.eval()
running_loss = 0.0
running_corrects = 0

with torch.no_grad():
    for inputs, labels in test_loader:
        inputs = inputs.to(device)
        labels = labels.to(device)

        outputs = model(inputs)
        loss = criterion(outputs, labels)

        _, preds = torch.max(outputs, 1)
        running_loss += loss.item() * inputs.size(0)
        running_corrects += torch.sum(preds == labels.data)

test_epoch_loss = running_loss / len(test_dataset)
test_epoch_acc = running_corrects.double() / len(test_dataset)

test_loss_history.append(test_epoch_loss)
test_accuracy_history.append(test_epoch_acc)

print(f'Epoch {epoch+1}/{num_epochs}, Train Loss: {train_epoch_loss:.4f},
      Train Accuracy: {train_epoch_acc:.4f}, Test Loss: {test_epoch_loss:.4f},
      Test Accuracy: {test_epoch_acc:.4f}')

return train_loss_history, train_accuracy_history, test_loss_history, test_accuracy_history
```

Рисунок 3.11. Валідація (обчислення Test-характеристик)

Після запуску циклу (`model.eval()`), модель переводиться у режим валідації, що складається з наступних етапів:

- Проходження через тестовий даталоадер (`for inputs, labels in test_loader:`).
- Розрахунок втрати та точності для кожної епохи валідації без обчислення градієнтів (без зворотного поширення).
- Збереження історії тренування і валідації.

3.5 Аналіз точності роботи створеної нейронної мережі на основі створених графіків навчання моделі

Важливим етапом для оцінки якості навчання нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж є аналіз втрат та точності. Для кожної з епох зберігаються значення втрати та точності на тренувальній і тестовій множині та виводяться дані значення - функція повертає зібрані дані про втрату та точність під час тренування і тестування.(рисунок 3.12)

```
Epoch 1/10, Train Loss: 0.2044, Train Accuracy: 0.9241, Test Loss: 0.1925, Test Accuracy: 0.9270
Epoch 2/10, Train Loss: 0.1126, Train Accuracy: 0.9657, Test Loss: 0.0512, Test Accuracy: 0.9818
Epoch 3/10, Train Loss: 0.0701, Train Accuracy: 0.9744, Test Loss: 0.0349, Test Accuracy: 0.9909
Epoch 4/10, Train Loss: 0.0633, Train Accuracy: 0.9771, Test Loss: 0.0377, Test Accuracy: 0.9818
Epoch 5/10, Train Loss: 0.0416, Train Accuracy: 0.9840, Test Loss: 0.0707, Test Accuracy: 0.9653
Epoch 6/10, Train Loss: 0.0377, Train Accuracy: 0.9858, Test Loss: 0.0563, Test Accuracy: 0.9781
Epoch 7/10, Train Loss: 0.0260, Train Accuracy: 0.9909, Test Loss: 0.0793, Test Accuracy: 0.9653
Epoch 8/10, Train Loss: 0.0269, Train Accuracy: 0.9895, Test Loss: 0.0818, Test Accuracy: 0.9726
Epoch 9/10, Train Loss: 0.0559, Train Accuracy: 0.9822, Test Loss: 0.0244, Test Accuracy: 0.9909
Epoch 10/10, Train Loss: 0.0183, Train Accuracy: 0.9950, Test Loss: 0.0133, Test Accuracy: 0.9927
```

Рисунок 3.12. Значення втрат та точності на тренувальній та тестовій множині на кожній з епох

Проаналізуємо отримані результати, що відображені на рисунку 3.1:

Епохи (Epochs) – це кількість повних прогонів через всі тренувальні дані. В нашому випадку кількість повних прогонів дорівнює десяти, а отже ми маємо 10 епох.

Втрата на тренувальному наборі (Train Loss) – це значення функції втрати на тренувальному наборі після проходження кожної епохи. Як можна побачити

на рисунку 3.12, втрата зменшується з часом, що свідчить про те, що модель добре навчається і покращується з кожною епохою.

Точність на тренувальному наборі (Train Accuracy) – це відсоток правильних класифікацій на тренувальному наборі після проходження кожної епохи. З рисунку 3.12 можна побачити, що розроблена модель досягає високої точності на тренувальних даних.

Втрата на тестовому наборі (Test Loss) описує значення втрат на тестовому наборі після проходження кожної з епох. Зменшення втрати на тестовому наборі, яке ми можемо побачити на рисунку 3.12, свідчить про те, що модель генералізує свої знання на нові дані.

Останньою ознакою, яку ми можемо побачити з рисунку 3.12 є точність на тестовому наборі (Test Accuracy) – це відсоток правильних класифікацій на тестовому наборі після проходження кожної з епох. З наведених результатів можна зробити висновки, що модель також досягає високої точності на тестових даних.

Для більш наглядного та зрозумілого сприйняття результатів навчання було написано код для графічного відображення результатів (рисунок 3.13):

```
train_accuracy_np = [acc.cpu().detach().numpy() for acc in train_accuracy]
test_accuracy_np = [acc.cpu().detach().numpy() for acc in test_accuracy]

# Візуалізація
plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.plot(train_loss, label='Тренувальна вибірка')
plt.plot(test_loss, label='Тестова вибірка')
plt.title('Тренувальні & Тестові Втрати Моделі')
plt.legend()
plt.subplot(1, 2, 2)
plt.plot(train_accuracy_np, label='Тренувальна вибірка')
plt.plot(test_accuracy_np, label='Тестова вибірка')
plt.title('Тренувальна & Тестова Точність')
plt.legend()
plt.show()
```

Рисунок 3.13. Створення відображення графіків навчання моделі

Візуальне представлення графіків навчання моделі зображено на рисунку 3.14:

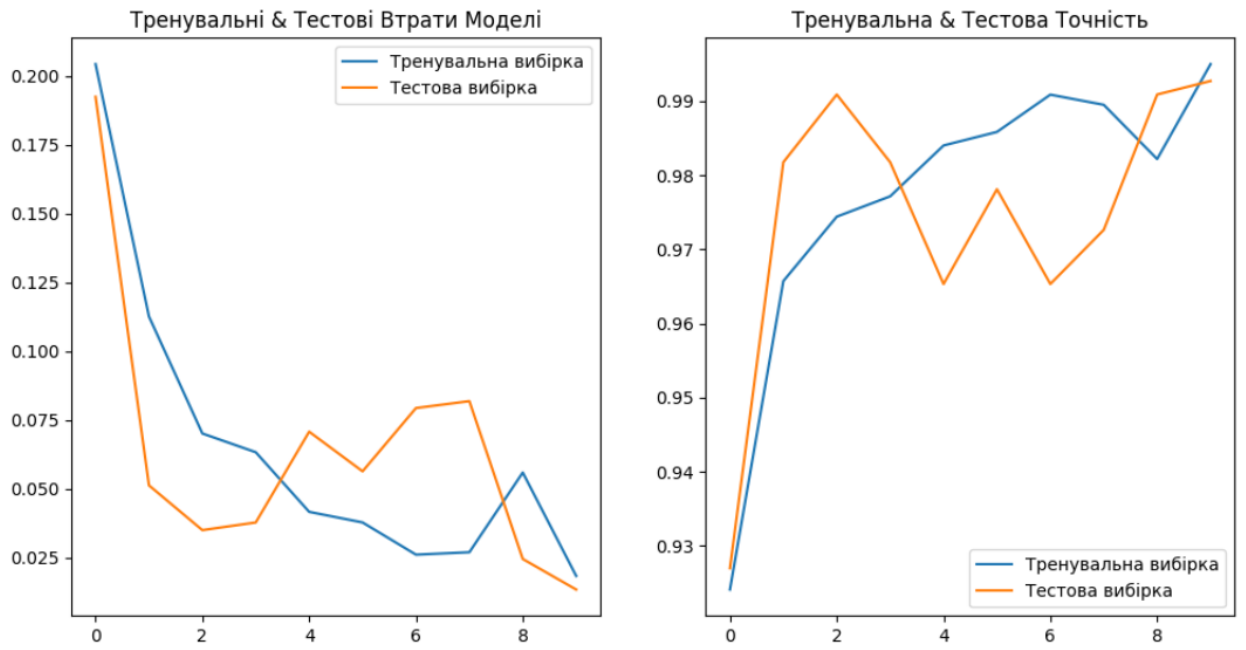


Рисунок 3.14. Графіки втрат та точності моделі на тренувальній та тестовій вибірці

Проаналізувавши рисунок 3.14, можна виділити тенденцію графіків: зазвичай передбачається, що зі збільшенням кількості епох модель буде показувати кращі результати, проте, важливо слідкувати за ознаками перенавчання (overfitting) на тренувальних даних.

Як можна побачити з графіків втрат та точності моделі на тренувальній та тестовій множині, модель добре навчилася, оскільки досягає високої точності як на тренувальному, так і на тестовому наборі. Також, різниця між втратами на тренувальному та тестовому наборі є невеликою, що також є хорошим знаком.

А отже, модель є добре навченою і генералізує свої знання на тестові дані. Важливо також слідкувати за метриками, такими як точність та втрата, для уникнення перенавчання та для забезпечення гарної ефективності на нових даних. В даному випадку перенавчання не відбулось.

3.6 Тестування нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж засобами малогабаритних БПЛА

Для оцінки точності роботи створеної нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж, необхідно провести тестування на зображеннях.

Перед початком проведення тестування навченої раніше моделі необхідно додати частину коду, що зможе надати можливість в майбутньому використовувати дану нейронну мережу без додаткового навчання моделі, а саме провести завантаження готових вагів моделі (рисунок 3.15)

```
#ШЛЯХ ІЗ ФАЙЛОМ ВАГІВ

model_load_path = "/kaggle/working/model_final.pth"

#завантаження самих вагів.
model.load_state_dict(torch.load(model_load_path))

#Перенесення на GPU
device = torch.device('cuda' if torch.cuda.is_available() else 'cpu')
model.to(device)
```

Рисунок 3.15. Завантаження готових вагів моделі

Як можна побачити з даного коду, для зручності використання моделі (можливості її використання без додаткового навчання), в даній частині коду необхідно вказати шлях до вже навченої моделі, що має розширення .pth, провести завантаження самих вагів та по можливості зробити перенесення на GPU.

Першим етапом є написання програмного коду для тестування нейронної мережі на готовому зображенні зі створеної навчальної бази даних (рисунок 3.16):

```

import random

def show_random_images_and_classes(dataset, model, num_images=3):
    # Вибір випадкових зображень
    random_indices = random.sample(range(len(dataset)), num_images)

    # Підготовка для передачі в модель
    images = [dataset[idx][0].unsqueeze(0).to(device) for idx in random_indices]

    # Отримання прогнозів (відповідей) моделі
    model.eval()
    with torch.no_grad():
        outputs = [model(image) for image in images]
        predicted_classes = [torch.argmax(output, 1).item() for output in outputs]

    # Визначення класів (0 - Пожежі не виявлено (clear), 1 - Наявна пожежа (fire))
    class_names = ['Пожежі не виявлено', 'Наявна пожежа']
    predicted_class_names = [class_names[predicted_class] for predicted_class in predicted_classes]

    # Відображення результатів
    plt.figure(figsize=(15, 5))
    for i in range(num_images):
        plt.subplot(1, num_images, i + 1)
        image = images[i].squeeze().cpu().numpy()
        plt.imshow(np.transpose(image, (1, 2, 0)))
        plt.title(f'MODEL: {predicted_class_names[i]}')
        plt.axis('off')
    plt.show()

# Виклик функції для відображення трьох випадкових зображень та їх передбачень
show_random_images_and_classes(test_dataset, model, num_images=3)

```

Рисунок 3.16. Тестування нейронної мережі на випадкових зображеннях з датаєсту

Даний код було створено для використання навченої моделі вирішення задачі класифікації для випадково вибраних зображень з тестового набору даних та відображення результатів, а саме: наявна пожежа, чи пожежі не виявлено.

Розглянемо код поетапно: функція `show_random_images_and_classes` приймає три аргументи: `dataset` (створена на попередніх етапах база даних для навчання нейронної мережі), `model` (навчена модель) та `num_images` (кількість випадкових зображень для відображення). В даному випадку ми будемо перевіряти результати роботи нейронної мережі на трьох випадкових зображеннях, а отже значення `num_images` дорівнює трьом. Наступним кроком дана функція проводить вибір трьох випадкових індексів зображень з тестової бази даних (`dataset`). Наступним кроком обрані індекси було підготовлено до передачі в модуль та був проведений виклик навченої моделі для отримання відповідей для кожного з трьох зображень.

Далі модель визначає, до якого класу відноситься те чи інше зображення: клас 0 – пожежі не виявлено, клас 1 – наявна пожежа. Визначення класів відбувається, використовуючи `torch.argmax` для вибору індексу з найвищим значенням у виході моделі.

Далі описано код створення графічного відображення результатів роботи моделі для наочності та кращого сприйняття: створення відображення трьох випадкових зображень разом із передбаченими класами та іменами даних класів.

Завершальним етапом створення даного фрагменту коду є виклик функції `show_random_images_and_classes` з тестовою базою даних (`test_dataset`), навченою моделлю (`model`) та трьох випадкових зображень для відображення (`num_images=3`). Цей фрагмент коду дозволяє виконати перевірку, класифікації випадкових зображень з тестової бази даних та відображає їх разом із передбаченими класами.

На рисунку 3.17 зображено результати роботи нейронної мережі на випадкових зображеннях з датасету.

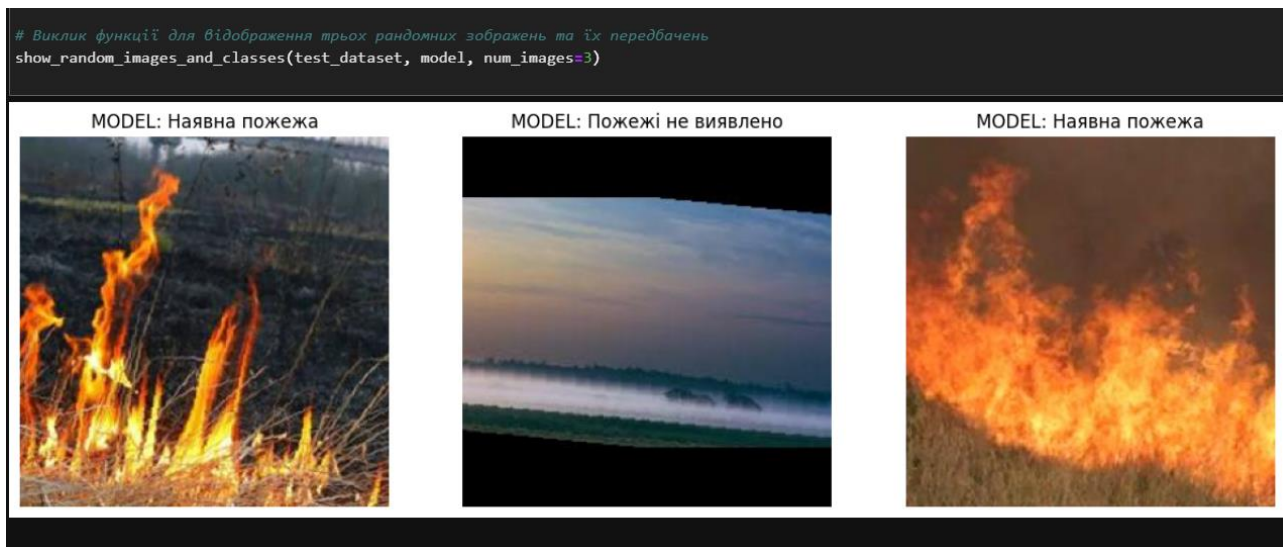


Рисунок 3.17. Результат роботи нейронної мережі на випадкових зображеннях з датасету.

Як можна побачити з рисунку 3.16 нейронна мережа точно визначила наявність або відсутність пожеж на трьох випадкових зображеннях. В попередніх розділах було описано важливість якісного підбору зображень для навчального датасету, оскільки головною проблемою комп'ютерного зору в даній галузі є

можливість хибних спрацювань в певних природних умовах, таких як, наприклад, туман, що зображений на третьому випадковому зображенні, оскільки навчена модель може його сприйняти як дим. Оскільки в даному випадку на зображення з туманом нейронна мережа не дала хибної відповіді, можна зробити висновок, що модель була якісно навчена та показує хороші результати.

Наступним кроком необхідно провести тестування розробленої нейронної мережі на власних зображеннях. На рисунку 3.18 показано розроблений код для тестування роботи нейронної мережі на власних зображеннях, які були завантажені з зовнішніх джерел (поза створеним датасетом). Також важливою частиною створення коду є візуалізація результатів роботи нейронної мережі, яка спростить оцінку результатів роботи моделі.

```
from PIL import Image

def classify_custom_image(image_path, model):
    #ФОРМАТ ВХІДНИХ ЗОБРАЖЕНЬ ДО МОДЕЛІ: 256X256, RGB
    image = Image.open(image_path).convert('RGB')
    transform = transforms.Compose([
        transforms.Resize((256, 256)),
        transforms.ToTensor()
    ])
    image = transform(image).unsqueeze(0).to(device)

    # Отримання прогнозу моделі
    model.eval()
    with torch.no_grad():
        output = model(image)
        _, predicted_class = torch.max(output, 1)

    # Визначення класу (0 - Пожежі не виявлено (clear), 1 - Детектована пожежа (fire))
    class_names = ['Пожежі не виявлено', 'Детектована пожежа!']
    predicted_class_name = class_names[predicted_class.item()]

    # Візуалізація
    plt.imshow(np.transpose(image.squeeze().cpu().numpy(), (1, 2, 0)))
    plt.title(f'Відповідь нейромережі: {predicted_class_name}')
    plt.axis('off')
    plt.show()

# ШЛЯХ ДО ВАШОГО ЗОБРАЖЕННЯ
custom_image_path = "/kaggle/input/fire-images/test_image_fire3.jpg"

# Виклик функції
classify_custom_image(custom_image_path, model)
```

Рисунок 3.18. Створення програмного коду для тестування нейронної мережі на власних зображеннях

Даний код, зображений на рисунку 3.18, дозволяє легко визначити, чи містить завантажене зображення пожежу чи ні.

Фрагмент коду, наведений на рисунку 3.18, використовує навчену модель для класифікації нового зображення, шлях до якого прописується в коді (`image_path`).

Основними етапами роботи коду для тестування нейронної мережі на власних зображеннях є:

- Вказання шляху до зображення, яке необхідно класифікувати та його підготовка: в даному випадку зображення відкривається за допомогою бібліотеки PIL та перетворюється до формату RGB. Наступним кроком використовується `transforms.Compose`, для зміни розміру зображення до формату 256x256 пікселів та перетворення його в тензор.
- Подача зображення через навчену модель: в коді використовується `model.eval()` для того, щоб переключитися в режим оцінки, відключити режим навчання та забезпечити швидше виконання без збереження градієнтів.
- Визначення результату та візуалізація: після отримання відповіді визначається передбачений клас (0 - "Пожежі не виявлено" або 1 - "Детектована пожежа!"). Зображення та передбачення виводяться за допомогою бібліотеки Matplotlib.

Даний код можна використовувати на практиці, для вирішення задачі класифікації власних зображень, щоб перевірити, як модель буде розпізнавати наявність, або відсутність осередків пожеж на різних зображеннях.

Результат тестування роботи нейронної мережі на власних зображеннях зображено на рисунку 3.19.



Рисунок 3.19. Результат тестування нейронної мережі на власних зображеннях

Як ми можемо побачити з рисунку 3.19, нейронна мережа впоралась з розпізнаванням пожежі на завантаженому зображенні та успішно детектувала наявність пожежі на знімку з малогабаритного безпілотної літального апарату.

На даному етапі розробки існують обмеження для роботи нейронної мережі, а саме: оскільки база даних для навчання складається виключно з кольорових зображень, нейронна мережа не може працювати з чорно-білими зображеннями. Дане обмеження можливо усунути в майбутньому, розширивши базу даних для навчання та провівши додаткові налаштування та навчання нейронної мережі.

3.7 Можливість інтеграції нейронної мережі в систему керування малогабаритними БПЛА.

Розроблену нейронну мережу можливо інтегрувати в систему керування малогабаритними БПЛА, завдяки чому з'явиться можливість автоматизувати процес раннього виявлення осередків пожеж та пришвидшення часу реакції відповідних служб.

Завдяки інтеграції даної нейронної мережі в систему керування літальними апаратами, система зможе автоматично управляти процесом коригування маршруту та напрямку польоту. Також завдяки сучасним технологіям в тандемі з розробленою нейронною мережею можливо буде збирати та обробляти дані, що вказують на масштаби пожежі та передавати конкретну локацію, обчислювати площу та визначати оптимальні шляхи до зони небезпеки. Це дозволить оптимізувати процес усунення пожежі відповідними службами, адже вони матимуть доступ до актуальної інформації в режимі реального часу та зможуть скоригувати план дій.

Завдяки підключенню до потужних серверів та хмарних середовищ, нейронна мережа зможе постійно вдосконалюватись в процесі отримання нових зображень під час розпізнавання осередків пожеж.

Інтеграція розробленої нейронної мережі в систему розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА передбачає виконання наступних етапів:

1. Розробка технічного завдання інтерфейсу для платформ IOS та Android, що дозволить визначити, як саме нейронна мережа буде взаємодіяти з системою керування БПЛА. Необхідно розглянути можливість використання стандартних протоколів зв'язку, форматів даних, обробки вхідних і вихідних даних. Також важливо, щоб інтерфейс був ефективним, зрозумілим для кінцевого споживача та забезпечував необхідну швидкість передачі даних, адже чим менша буде затримка обробки даних, тим швидше буде виявлено пожежу, а отже руйнівні наслідки катастрофи будуть значно меншими.

2. Розробка програмного забезпечення для інтеграції нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж. Передбачається, що найбільш оптимальним варіантом буде розробка програмного забезпечення для платформ IOS та Android, оскільки даний варіант є найзручнішим для кінцевого споживача. На даному етапі проводиться розробка програмного забезпечення, для взаємодії між нейронною мережею та системою керування БПЛА. Це може включати в себе розробку драйверів або інших компонентів, завдяки яким відбуватиметься обмін даними між нейронною мережею та системою керування літальним апаратом.

3. Наступним етапом є проведення налаштування інтегрованої системи та її тестування в реальних умовах, що передбачає проведення налагодження всіх компонентів системи, включаючи нейронну мережу, програмне забезпечення інтеграції, а також саму систему керування. Проводяться випробування на різних етапах інтеграції для того, щоб переконатися в правильності функціонування, можливості покращення на кожному з етапів та проведення оцінки результатів роботи створеної нейронної мережі в реальних умовах.

4. Завершальним етапом інтеграції нейронної мережі в систему керування малогабаритним БПЛА є постійна оптимізація та вдосконалення, що включає в себе розробку оновлень та розширення можливостей нейронної мережі в залежності від потреб кінцевого споживача.

Висновки до розділу 3

3.1 В даному розділі було описано процес розроблення нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА, а саме: описано процес створення та наведено приклад зображень, з яких складається база даних для навчання нейронної мережі. Створена база даних налічує 1254 зображення без пожеж та 1482 зображення з пожежами. Створена база даних є важливою основою для навчання нейронної мережі.

3.2 Наступним етапом було проведення загальної підготовки, імпорт необхідних бібліотек та вказання параметрів навчання для створення нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж засобами малогабаритних БПЛА, визначено архітектуру нейронної мережі - ResNet-152 та створено програмний код для графічного відображення структури даної архітектури.

3.3 Також було проведено тренування нейронної мережі та аналіз результатів роботи на тренувальній та тестовій вибірці. Згідно проведеного аналізу, можна зробити висновки, що модель є добре навченою, оскільки досягає високої точності як на тренувальному, так і на тестовому наборі даних. Також, різниця між втратами на тренувальному та тестовому наборі є невеликою, що також є хорошим показником. А отже, модель є добре навченою і генералізує свої знання на тестові дані та при навчанні нейронної мережі вдалось уникнути перенавчання.

3.4 Також було проведено тестування роботи нейронної мережі на випадкових зображеннях з бази даних та на власних зображеннях. В процесі тестування нейронна мережа показала хороші результати, оскільки успішно детектувала наявність, чи відсутність пожеж на кожному з запропонованих зображень.

3.5 Завершальним етапом даного розділу є опис можливості інтегрування нейронної мережі в систему керування малогабаритним БПЛА та детально описано етапи реалізації даної інтеграції для вирішення задачі автоматизації процесу розпізнавання осередків пожеж.

4. РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЄКТУ «НЕЙРОННА МЕРЕЖА ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ОСЕРЕДКІВ ПОЖЕЖ ЗІ ЗНІМКІВ МАЛОГАБАРИТНИХ БПЛА»

В даному розділі розроблено стартап-проект під назвою «Нейронна мережа для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА». Метою даного стартап-проекту є розробка нейронної мережі для автоматизація процесу виявлення осередків пожеж засобами малогабаритних БПЛА. Завдяки даній нейромережі можливо буде пришвидшити виявлення пожеж на великих ділянках полів, тим самим зменшити час реакції та руйнівні наслідки катастрофи. Оскільки для даної задачі використовуватимуться саме безпілотні літальні апарати, виключиться ризик для життя та здоров'я людини-пілота, який керуватиме літальним апаратом.

4.1. Опис ідеї проекту

Ідея стартап-проекту полягає в розробці програмного забезпечення для малогабаритних БПЛА, а саме нейронної мережі для автоматизації процесу виявлення осередків пожеж.

У таблиці 4.1 представлено зміст ідеї проекту та можливі базові потенційні ринки, в межах яких необхідно шукати групи потенційних клієнтів.

Таблиця 4.1. Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Нейронна мережа для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА	Розпізнавання осередків пожеж	Інтеграція в програмне забезпечення малогабаритних БПЛА, обладнаних камерою
	Моніторинг навколишнього середовища	Ефективне виявлення осередків пожеж в лісах та інших екосистемах
	Екологічний моніторинг	
	Лісове господарство	Дозволить зменшити збитки від природних катастроф та сприятиме швидкому реагуванню на події

Продовження таблиці 4.1.

Нейронна мережа для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА	Агро-промисловість та сільське господарство	Моніторинг сільськогосподарських угідь на основі аналізу знімків з БПЛА дозволить вчасно виявляти можливі пожежі в сільському господарстві
		Ефективне виявлення пожеж сприятиме збереженню врожаю та зменшенню збитків для сільськогосподарських підприємств
	Протипожежний моніторинг в міських та промислових зонах	Застосування технології дозволить виявляти пожежі в міських областях та промислових комплексах, забезпечуючи захист життя та майна
		Зручна інтеграція із системами цивільної оборони та пожежної безпеки
	Природоохоронні організації	Нейронна мережа може бути використана для моніторингу заповідників та природно-заповідних територій, забезпечуючи виявлення незаконних пожеж та допомагаючи в їхньому припиненні.
	Кризовий менеджмент	Використання технології може стати важливим інструментом для кризового менеджменту та оперативного реагування в разі пожеж та інших надзвичайних ситуацій.

Отже, запропонована система виявлення осередків пожеж засобами малогабаритних БПЛА може використовуватись у багатьох сферах життєдіяльності та дозволить зменшити руйнівні наслідки катастрофи завдяки зменшенню часу реакції. Перевагою даної системи є можливість її інтеграції в систему керування малогабаритним БПЛА та не потребує додаткового технічного обладнання, окрім камери. Дана система розпізнає зображення в

реальному часі та детектує пожежі з мінімальною затримкою, завдяки чому процес виявлення є автономним і не потребує постійного аналізу зображень людиною.

Наразі існує багато методів розпізнавання осередків пожеж, але в більшості з них необхідне залучення людей, або великої кількості датчиків та сенсорів. Перевагою проєкту є те, що з використанням даної нейронної мережі для виявлення осередків пожеж, БПЛА не потрібно додатково обладнувати датчиками та сенсорами, що дозволить зменшити вагу літального апарату та тим самим збільшити час польоту. Аналіз фотографій нейронною мережею в реальному часі дозволить виключити необхідність проведення аналізу отриманих зображень людиною.

Відомі конкуренти в сфері розпізнавання осередків пожеж засобами БПЛА [45-48]:

- Kespry (Menlo Park, California, United States)
- PrecisionHawk (Raleigh, North Carolina, United States)
- DroneDeploy (United States)
- Lockheed Martin Corporation
- AeroVironment, Inc.
- Elistair Inc.
- SZ DJI Technology Co., Ltd
- BSS Holland B.V.
- Yuneec International Co., Ltd.
- Aerialtronics DV B.V.
- MMC-UAV
- Flyability SA
- Draganfly inc.
- Guangzhou EHang Intelligent Technology Co. Ltd.
- Skydio, Inc.
- L3Harris Technologies, Inc.

- Parrot Drones SAS

Дані компанії займаються розробкою програмного забезпечення для БПЛА, в тому числі розпізнаванням об'єктів на зображеннях.

Таблиця 4.2. Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проєкту

№ п/п	Техніко-економічні характеристики ідеї	(потенційні) товари/концепції конкурентів			W (слабка сторона)	N (нейтральна сторона)	S (сильна сторона)
		Мій проєкт	Kespry	Precision Hawk			
1	Вартість ПЗ	Низька	Висока	Висока	-	-	+
2	Точність розпізнавання	Середня	Висока	Висока	-	+	-
3	Швидкість реакції	Середня	Висока	Висока	-	+	
4	Зручність використання	Низька	Висока	Висока	+	-	-
5	Інтеграція з системою керування БПЛА	Наявна	Наявна	Наявна	-	-	+
6	Ефективність ресурсів	Висока	Висока	Висока	-	-	+
7	Операційні витрати	Низькі	Середні	Середні	-	-	+
8	Доступна технічна підтримка	Наявна	Наявна	Наявна	-	-	+
9	Доступність в Україні	Наявна	Відсутня	Відсутня	-	-	+
10	Додаткові можливості	Відсутні	Присутні	Присутні	+	-	-

Провівши аналіз сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проєкту, можна зробити висновок, що даний стартап-проєкт є конкурентоспроможним завдяки доступності даного програмного забезпечення в Україні, його низькій вартості, можливості інтегрування з системою керування безпілотного літального апарату, низьким операційним витратам та наявній технічній підтримці, яка забезпечить швидку та якісну комунікацію з кінцевим споживачем для полегшення використання даної нейронної мережі.

Далі проведемо аудит технологій для реалізації ідеї створення стартап-проєкту. Технологічна здійсненність ідеї проєкту наведена в таблиці 4.3.

Таблиця 4.3. Технологічна здійсненність ідеї проєкту

№ п/п	Ідея проєкту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1	Забезпечення малогабаритних БПЛА сучасними датчиками та високоякісними камерами для отримання зображень високої роздільної здатності.	20-мегапіксельна візуальна камера з 1-дюймовим сенсором для детального видимого зображення	Наявна	Доступна
2	Система зв'язку для передачі отриманих даних	4G	Наявна	Доступна
3	Нейронні мережі та машинне навчання	Створена нейронна мережа базується на класифікації зображень (розпізнавання патернів) із пожежею та без пожежі.	Розроблено самостійно	Доступна
4	Програмне забезпечення	Мова програмування: Python; платформа для використання: Jupyter Lab, Kaggle, Jupyter Notebook; формат файлу .ipynb	Розроблено самостійно	Доступна
5	Збір та підготовка даних для навчання нейронної мережі	Збір бази даних зображень з пожежами та без них в інтернет-джерелах	Наявна	Доступна
6	Платформи для використання	ПК з версією Windows 8 і вище	Наявна	Доступна
7	Інтегрування нейромережі в систему керування малогабаритним БПЛА	Створення окремого програмного забезпечення для системи керування малогабаритними БПЛА та мобільних додатків для Android та iOS для зручності використання кінцевим споживачем	Необхідно розробити	Доступна
Обрана технологія реалізації ідеї проєкту є можливою				

Виходячи з аналізу, проведеного в таблиці 4.3, можна зробити висновок, що даний стартап-проект може бути реалізованим, оскільки технології для його створення є наявними та доступними. Виключенням є інтеграція нейронної мережі в систему керування малогабаритними БПЛА, але оскільки дана технологія є доступною, її можливо реалізувати, створивши відповідне програмне забезпечення.

4.2. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Проведемо аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту. Цей аналіз спрямований на вивчення актуального стану ринку, конкурентного оточення та визначення факторів, що впливають на успішне впровадження стартап-проекту.

Першим етапом проведемо аналіз попередньої характеристики протекційного ринку стартап-проекту. Дані цього аналізу наведені в таблиці 4.4 [49].

Таблиця 4.4. Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

№ п/п	Показники стану ринку	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	На світовому ринку налічується 17 основних гравців
2	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	1,31 мільярда доларів США
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Розвивається
4	Наявність обмежень для входу	Конкуренція із існуючими компаніями
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Сертифікація програмного забезпечення Проведення тестування системи в реальних умовах
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	9,8%
7	Прогнозований середньорічний темп зростання (2022-2030)	2,76 мільярда доларів США

Основною перевагою стартап-проєкту є те, що на ринку України конкуренція буде незначно, адже основні конкуренти в даній галузі знаходяться закордоном. Відповідно до опублікованого звіту Cognitive Market Research [50], у 2022 році світовий ринок протипожежних БПЛА становив 1,31 мільярда доларів США, а до 2030 року прогнозується, зростання ринку до 2,76 мільярда доларів США. Загальний річний темп зростання становитиме 9,8% з 2023 по 2030 рік.

Наступним кроком проведемо аналіз характеристик потенційних клієнтів стартап-проєкту, що представлено в таблиці 4.5.

Таблиця 4.5. Характеристика потенційних клієнтів стартап-проєкту

Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
Забезпечення точного та швидкого виявлення осередків пожеж. Клієнти шукають ефективні технології для раннього виявлення осередків пожеж, задля уникнення значних матеріальних та екологічних збитків.	Пожежно-рятувальні служби (використання системи для оперативного реагування та керування пожежно-рятувальними операціями) Лісове господарство та природоохоронні організації (моніторинг та захист лісових територій від пожеж) Сільське господарство (виявлення пожеж на сільськогосподарських угіддях та поліпшення агроекологічної безпеки)	Пожежно-рятувальні служби спрямовані на оперативність та високу точність реакції на виявлення пожеж. Лісове господарство та сільське господарство мають високі вимоги до покриття великої площі та здатності адаптуватися до різних природних умов. Для приватних підприємців важливим також є фінансові можливості	Низька ціна. Висока точність розпізнавання: (клієнти вимагають точності визначення осередків пожеж для мінімізації помилок та підвищення ефективності) Адаптованість до різних умов: (потреба у системі, яка працює ефективно в різних кліматичних та природних умовах) Швидка передача даних: (вимога до швидкості передачі та обробки інформації для оперативного реагування)

Виходячи з аналізу, проведеного в таблиці 4.5, можна зробити висновок, що потенційні клієнти стартап-проєкту визначаються реальною потребою у швидкому та ефективному виявленні осередків пожеж для запобігання збитків і

загрози навколишньому середовищу. Проєкт розрахований різноманітні цільові групи, включаючи пожежно-рятувальні служби, лісове та сільське господарство. Різні групи клієнтів мають як унікальні, так і спільні вимоги, зокрема, щодо швидкості передачі даних, адаптованості до різних погодних умов, точності виявлення осередків пожеж та ціни. Розуміння даних потреб та вимог потенційних клієнтів стартап-проєкту дозволяє стартапу адаптувати свої можливості до ринкових потреб, завдяки чому покращити конкурентоспроможність, сприяючи успішному впровадженню на ринок.

Наступним кроком проведемо аналіз факторів загроз та факторів можливостей. Аналіз факторів загроз наведено в таблиці 4.6; аналіз факторів можливостей наведено в таблиці 4.7.

Таблиця 4.6. Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1.	Конкуренція від великих технологічних компаній	Великі гравці на ринку можуть вирішити ввести аналогічні технології або розвивати власні рішення, що створює конкурентний тиск для стартапу.	Постійне вдосконалення проєкту в залежності від потреб споживача, якісна технічна підтримка та комунікація з кінцевим споживачем, нижча ціна, рекламна кампанія
2.	Технічні труднощі та надійність	Технічні аспекти розробки нейронних мереж та інтеграції їх у малогабаритні БПЛА – це складний процес, що може вплинути на надійність та ефективність продукту.	Проведення випробувань роботи нейронної мережі в реальних умовах, залучення в команду спеціалістів, що працюють з БПЛА
3.	Недостатня адаптація ринку	Несприятливі реакції або недооцінка технології кінцевими споживачами.	Впроваджувати продукт у тісному співробітництві з користувачами, наприклад, агро-компаніями та отримувати зворотній зв'язок від них. Проводити регулярні дослідження ринку та модифікувати продукт з урахуванням вимог клієнтів. Проводити якісну рекламну кампанію
4.	Проблеми безпеки та конфіденційності даних	Загрози щодо незаконного доступу до зібраних даних або можливість використання технології для небезпечних цілей можуть вплинути на безпеку та довіру користувачів.	Застосовувати найвищі стандарти шифрування для захисту даних. Розробити ефективні політики безпеки та обучити персонал щодо питань конфіденційності. Проводити аудити для виявлення та усунення потенційних загроз.

Продовження таблиці 4.6.

5.	Низька прибутковість або тривалий термін окупності	Впровадження новітніх технологій може мати високі витрати та затримку терміну окупності, особливо на ранніх етапах розвитку.	Розробити детальний бізнес-план з прозорою стратегією масштабування та вивчення ринку. Звертатися до можливих інвесторів або грантових програм для фінансової підтримки.
----	--	--	--

Таблиця 4.7. Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1.	Високий попит на технології безпеки та моніторингу, завдяки відсутності аналогів на місцевому ринку	Збільшений інтерес до інновацій у сфері безпеки та моніторингу створює потенційно великий ринок для високотехнологічних рішень, таких як розпізнавання пожеж через нейронні мережі.	Активний маркетинг та просування продукту на фоні зростаючого попиту. Розробка гнучких підходів до різних секторів, щоб задовольнити унікальні потреби клієнтів. Можливість співпраці з закордонними компаніями
2.	Партнерство з секторами сільського господарства та природоохоронними організаціями	Тісна співпраця із сільським господарством та природоохоронними організаціями може відкрити нові можливості в сфері агро-моніторингу та захисту природних резерватів.	Активний пошук можливостей для співпраці та взаємодії з ключовими гравцями у сільському господарстві та організаціями екологічного спрямування. Розробка спеціалізованих функцій для відповідності вимогам цих галузей.
3.	Розвиток технологій БПЛА та штучного інтелекту	Постійний розвиток технологій дозволяє стартапу використовувати передові здобутки у сферах розробки БПЛА та штучного інтелекту для покращення ефективності та точності системи.	Постійне оновлення програмного та апаратного забезпечення, співпраця з виробниками БПЛА для забезпечення сумісності та максимальної ефективності.
4.	Застосування в різних галузях	Можливість використовувати технологію не тільки в сільському господарстві, а й адаптувати її до інших галузей	Розробка гнучких конфігурацій для різних клієнтських потреб. Здатність адаптувати технологію до різних галузей та регіонів може відкривати нові ринкові можливості та забезпечувати стабільний ріст.

Продовження таблиці 4.7.

5.	Підтримка від урядових та екологічних організацій	Зацікавленість урядових та екологічних організацій у вдосконаленні систем безпеки і моніторингу може призвести до підтримки та сприяти впровадженню новаторських рішень.	Активна комунікація з урядовими структурами та організаціями, робота над проєктами, що відповідають екологічним ініціативам. Залучення громадськості до питань безпеки та екології.
6.	Низька вартість	Вартість програмного забезпечення буде значно нижчою	Проведення рекламної кампанії

Дослідження факторів загроз та можливостей свідчить про комплексний характер ситуації для стартапу. Зрозуміння цих факторів дозволить стартапу ефективно використовувати можливості, та одночасно визначати та управляти загрозами для досягнення успішного впровадження даного проєкту.

Наступним кроком проведемо ступеневий аналіз конкуренції на ринку, а саме особливості конкурентного середовища, проаналізуємо, в чому саме проявляється дана характеристика та оцінимо її вплив на діяльність підприємства. Результати аналізу наведені в таблиці 4.8.

Таблиця 4.8. Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
За типом конкуренції: олігополія	На глобальному ринку існує велика кількість компаній, які займаються розробкою подібних технологій для розпізнавання пожеж з використанням малогабаритних БПЛА. Конкуренція фокусується на обмеженому колі великих гравців, які володіють значними ресурсами та визначають стандарти в галузі комп'ютерного зору в БПЛА.	Постійне вдосконалення та розробка нових технологій, вдосконалення ефективності та точності системи для конкуренції з існуючими лідерами світовому ринку.
За рівнем конкурентної боротьби: національний	Конкуренція відбувається на національному рівні, залучаючи компанії з різних регіонів та міст.	Співпраця з великими компаніями та урядовими структурами на вигідних умовах для забезпечення конкурентних переваг. Рекламна кампанія, яка враховує вподобання та потреби ринку.

Продовження таблиці 4.8.

За галузевою ознакою: внутрішньогалузева	Незважаючи на можливість застосування системи в різних галузях, конкуренція залишається в межах сфери пожежного моніторингу з використанням БПЛА та підприємствами, що спеціалізуються у високотехнологічних рішеннях для пожежної безпеки.	Зосередження на рекламній кампанії, спрямованій на специфіку внутрішньогалузевого споживача. Пошук нових застосувань технології для розширення кола потенційних клієнтів.
За видами товарів: товарно-видова	На ринку існує велика кількість компаній, які розробляють технології комп'ютерного зору малогабаритних БПЛА. Конкуренція обмежена товаром конкретної категорії.	Вдосконалення та розробка нових технологій для конкуренції з існуючими лідерами ринку. Спрямованість на вдосконалення ефективності та точності системи для виділення серед конкурентів. Акцентування уваги кінцевого споживача на унікальних можливостях системи.
За характером конкурентних переваг: нецінова	Конкуренція базується на якості, ефективності та унікальних характеристиках продукту, а не лише на цінній конкуренції, адже компанії концентруються на створенні та просуванні продукту.	Зосередження на побудові впізнаваного бренду на ринку, вдосконаленні технології та розширенні функціоналу системи.
За інтенсивністю: марочна	Конкуренція має виражений характер, оскільки великі компанії мають значний вплив на ринок, тим самим контролюючи тенденції ринку	Акцентування уваги кінцевого споживача на унікальні переваги компанії.

Провівши даний аналіз, можна зробити висновки, що на глобальному ринку існують конкуренти, які встановлюють основні тенденції розвитку та стандарти в даній галузі, отже для успішного запуску проєкту необхідне постійне вдосконалення, розширення можливостей та тісна комунікація зі споживачами для виявлення їхніх потреб і адаптації майбутніх розробок. Також для прискорення розвитку проєкту необхідно провести якісну рекламну кампанію, для того, щоб зробити систему розпізнавання осередків пожеж впізнаваною серед можливих споживачів.

Після ступеневого аналізу конкуренції на ринку, наступним кроком

проведемо більш детальний аналіз умов конкуренції в галузі (таблиця 4.9).

Таблиця 4.9. Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари-замінники
Складові аналізу	Kespry PrecisionHawk DroneDeploy	Компанії, що займаються розробкою нейронних мереж для розпізнавання об'єктів в мБПЛА	Розробники нейронних мереж та програмного забезпечення	Компанії та підприємці, що займаються агро-промисловістю та сільським господарством, природоохоронні та екологічні організації	Аналогами системи розпізнавання осередків пожеж засобами БПЛА є системи, що потребують підключення додаткових датчиків та сенсорів, завдяки яким можливо виявити пожежу, наприклад, датчики диму, тепловізійні камери
Висновки:	Конкуренція має низьку інтенсивність, оскільки, продукти даних закордонних компаній потребують залучення додаткових ресурсів для вирішення задачі розпізнавання осередків пожеж в Україні	Можливості для входу на ринок присутні, оскільки продукт розроблений для вирішення конкретної задачі і не має конкурентів в Україні	Встановлюють стандарти якості та вартості програмного забезпечення	Потребують високої точності, швидкості роботи системи та доступних цін	Використання нейронної мережі зменшить вартість БПЛА для вирішення поставленої задачі, оскільки відпаде необхідність обладнання БПЛА додатковими технічними засобами

На основі проведеного аналізу конкуренції в галузі за М. Портером, можна зробити висновки, що незважаючи на перешкоди для входження на ринок, що створює конкуренція з відомими компаніями, що займаються розробкою

програмного забезпечення та комп'ютерного зору БПЛА, існує багато можливостей для успішного входу проєкту на ринок, адже на ринку України не має конкурентів, які пропонують вирішення задачі розпізнавання осередків пожеж засобами БПЛА за допомогою використання нейронних мереж. Важливим фактором успішного входу на ринок є також можливість зменшення витрат конкурентів на додаткове обладнання для БПЛА, яке може замінити програмне забезпечення.

Наступним кроком, після проведеного аналізу, показаного вище, визначимо та обґрунтуємо перелік факторів конкурентоспроможності (таблиця 4.10). Це стане важливим підґрунтям для подальших досліджень та аналізу, спрямованих на розробку ефективних рішень, які допоможуть зайняти сильну позицію на ринку та забезпечити успішну конкуренцію

Таблиця 4.10. Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проєктів значущим)
1	Високий попит на технології безпеки та моніторингу, завдяки відсутності аналогів на місцевому ринку	Основні конкуренти знаходяться закордоном, а на ринку України на даний момент не існує прямих конкурентів у розпізнавання осередків пожеж за допомогою БПЛА засобами штучний нейронних мереж.
2	Розвиток технологій БПЛА та штучного інтелекту	Стрімкий розвиток даних технологій забезпечить можливість постійного вдосконалення та оптимізації функціоналу, завдяки появі нових технологічних рішень в даній галузі.
3	Застосування в різних галузях	Систему можна використовувати не тільки в сільському господарстві та агро-промисловості, а і швидко адаптувати її до інших галузей
4	Низька вартість	Вартість програмного забезпечення нижча, ніж у закордонних конкурентів
5.	Забезпечення якісної технічної підтримки	Швидка та якісна технічна підтримка забезпечить підвищення лояльності клієнтів
6.	Постійне оновлення програмного забезпечення	Це дозволить швидко реагувати на проблеми, що можуть виникати під час роботи нейронної мережі, постійно її вдосконалювати для підвищення результативності її роботи та отримання високої репутації серед споживачів.

Наступним кроком проведемо порівняльний аналіз сильних та слабких сторін нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА в порівнянні з компаніями-конкурентами. Результати проведеного аналізу наведені в таблиці 4.11.

Таблиця 4.11. Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін в порівнянні з конкурентами

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів-конкурентів у порівнянні з конкурентами						
			-3	-2	-1	0	+1	+2	+3
1	Вартість	18	+						
2	Доступний функціонал	20					+		
3	Простота використання	10						+	
4	Швидкість роботи	14					+		
5	Точність відповідей нейромережі	15				+			
6	Адаптація до зовнішніх умов регіону	19		+					
7	Забезпечення якісної тех. підтримки	19	+						

Отже, проаналізувавши дані з таблиць 4.10 та 4.11, ми можемо побачити, що фактори конкурентоспроможності суттєві та мають великий позитивний внесок при впровадженні у виробництво нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА. Основною перевагою та ключовими факторами конкурентоспроможності проекту є низька вартість, завдяки якій програмне забезпечення буде доступним для більшого кола клієнтів, а також достатня точність, що робить її надійною та практично застосовуваною. Крім того, система демонструє високу адаптивність до зовнішніх умов регіону, що є важливим фактором для успішної реалізації в різних географічних областях. Також ключовим фактором є надійна технічна підтримка, оскільки завдяки ній можливо забезпечити підвищення лояльності користувачів.

Для того, щоб підбити підсумки результатів проведеного аналізу, проведемо SWOT-аналіз стартап-проекту (таблиця 4.12).

Таблиця 4.12. SWOT- аналіз стартап-проєкту

Сильні сторони: Низька вартість Адаптація до зовнішніх умов регіону Забезпечення якісної технічної підтримки Постійне оновлення програмного забезпечення, відповідно до потреб клієнтів Відсутня необхідність встановлення додаткового обладнання на БПЛА	Слабкі сторони: Простота використання Розширений функціонал можливостей Швидкість роботи Пізнаваність бренду
Можливості: Розширення функціональних можливостей в залежності від потреб споживачів Стрімке розширення на місцевому ринку Розширення галузей використання нейронної мережі	Загрози: Існують інші методи виявлення осередків пожеж Обмежені фінансові можливості Конкуренція на закордонному ринку

Виходячи з проведеного SWOT-аналізу, можна зробити висновки що нейронна мережа для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА має як свої недоліки, так і переваги. Якщо брати до уваги, описаних переваг та можливостей більше, ніж ризиків та слабких сторін, можна вважати, що розроблена нейронна мережа має великі шанси для успішного впровадження на місцевому ринку.

Наступним кроком опишемо альтернативи ринкового впровадження стартап-проєкту (таблиця 4.13)

Таблиця 4.13. Альтернативи ринкового впровадження стартап-проєкту

№ п/п	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Розробка програмного забезпечення для використання нейронної мережі на IOS та Android	Покращить зручність використання нейронної мережі та зменшити кількість слабких сторін	2-3 місяці
2	Розширення функціональних можливостей	Сприятиме розширенню галузей використання, а отже і збільшенню можливих клієнтів	3-5 місяців
3	Проведення рекламної кампанії	Сприятиме пізнаваності продукту та потенційним клієнтам про нього дізнатись	6-12 місяців

Виходячи з таблиці 4.13, можна зробити висновок, що для збільшення сильних сторін і можливостей та зменшення, або усунення слабких сторін та загроз, необхідно зосередитись на покращенні програмного забезпечення та інтеграції системи на платформи IOS та Android, розширення функціональних можливостей та проведення якісної рекламної кампанії для залучення більшої кількості клієнтів.

4.3. Розроблення ринкової стратегії проєкту

На першому етапі формування ринкової стратегії початковим завданням є визначення стратегії охоплення ринку, яке включає в себе аналіз та опис цільових груп потенційних споживачів. В таблиці 4.2 було наведено характеристику потенційних клієнтів стартап-проєкту. Виходячи з даної таблиці, цільовими групами проєкту є:

- Пожежно-рятувальні служби (використання системи для оперативного реагування та керування рятувальними операціями)
- Лісове господарство та природоохоронні організації (моніторинг та захист лісових територій від пожеж)
- Сільське господарство (виявлення пожеж на сільськогосподарських угіддях, поліпшення агроекологічної безпеки, збереження ресурсів)

Вибір цільових груп споживачів наведено в таблиці 4.14.

Таблиця 4.14 Вибір цільових груп потенційних споживачів

№ п/п	Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1	Сільське господарство та агробізнес	Завдяки відсутності необхідності обладнувати БПЛА додатковими датчиками, клієнти будуть надавати перевагу використанню нейронної мережі, адже це заощадить їхні кошти	60%	Середня	Низька ціна, можливість інтегрувати нейронну мережу у вже наявний БПЛА, обладнаний камерою
2	Виробники БПЛА	Можливість інтеграції нейронної мережі відразу в програмне забезпечення БПЛА	15%	Низька	Високі вимоги до співпраці, проте ПЗ та алгоритми для виявлення пожеж, можуть бути легко інтегровані у вже існуючі системи, що робить вхід на ринок доступним.
3	Служби пожежної безпеки та рятувальні органи	Можливість використання технології для виявлення та моніторингу пожеж для оптимізації їхніх власних дій під час територіальних пожежних заходів та аварій.	25%	Низька	Проста інтеграція системи в їхні центри управління, готовність проводити навчання та технічну підтримку для ефективного використання системи.
Які цільові групи обрано: Під час проведеного аналізу було прийняте рішення на початковому етапі зосередитись на співпраці з галузями сільського господарства та агробізнесу.					

В результаті проведеного аналізу цільових груп потенційних споживачів ми можемо побачити, що на початковому етапі запуску проєкту найкращою цільовою групою є сільське господарство та агробізнес. Даний сегмент ринку вже активно використовує малогабаритні БПЛА, в які можливо інтегрувати дану нейронну мережу, а отже, буде зацікавленим.

Наступним кроком для роботи в обраному сегменті визначимо базову стратегію розвитку (таблиця 4.15).

Таблиця 4.1. Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Обрана альтернатива розвитку проєкту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку*
	Розширення функціональних можливостей розпізнавання об'єктів	Диференційований маркетинг	Висока точність та надійність системи розпізнавання пожеж. Гнучкість та адаптивність до різних типів БПЛА та технічних платформ. Ефективна інтеграція з існуючими системами безпеки та моніторингу.	Стратегія диференціації

Після проведеного аналізу обраної альтернативи розвитку, стратегії охоплення ринку, а саме диференційованого маркетингу, та ключових конкурентоспроможних позицій відповідно до обраної альтернативи, було визначено, що оптимальною базовою стратегією розвитку для стартап-проєкту буде стратегія диференціації. Використання даної стратегії може призвести до збільшених витрат, але водночас гарантує захист від конкуренції та підвищення рентабельності проєкту.

Наступним кроком проведемо вибір стратегії конкурентної поведінки (таблиця 4.16).

Таблиця 4.2. Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№ п/п	Чи є проєкт «першопроходцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки*
	Ні, оскільки існують інші методи виявлення осередків пожеж	Компанія буде шукати нових споживачів	Компанія буде використовувати метод розпізнавання осередків пожеж засобами БПЛА, що є відмінних від тих, що наразі доступні в Україні	Стратегія заняття конкурентної ніші

На основі проведеного аналізу визначення базової стратегії конкурентної поведінки було обрано стратегію зайняття конкурентної ніші на ринку за рахунок того, що компанія буде пропонувати значно дешевший метод виявлення осередків пожеж, який може бути інтегрований в систему керування малогабаритними БПЛА та не потребує використання додаткових дорогих датчиків та сенсорів. Даний метод є відмінним від тих, що наразі існують на ринку України.

Наступним кроком визначимо стратегію позиціонування (таблиця 4.17).

Таблиця 4.3. Визначення стратегії позиціонування

№ п/п	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)
	Низька ціна. Висока точність розпізнавання Адаптованість до різних умов навколишнього середовища Швидка передача даних Технічна підтримка	Стратегія диференціації	Висока точність та надійність системи розпізнавання пожеж. Гнучкість та адаптивність до різних типів БПЛА та технічних платформ. Ефективна інтеграція з існуючими системами безпеки та моніторингу.	Швидкість та точність Доступна ціна Якісна технічна підтримка

В результаті розроблення ринкової стратегії стартап-проекту було обрано стратегію диференціації, як базову стратегію розвитку; стратегію заняття конкурентної ніші було обрано в якості стратегії конкурентної поведінки; диференційований маркетинг було обрано як стратегію охоплення ринку. Під час проведеного аналізу було прийняте рішення на початковому етапі зосередитись на співпраці з галузями сільського господарства та агробізнесу.

4.4. Розробка маркетингової стратегії стартап-проекту

Розробка маркетингової стратегії товару передбачає створення маркетингової концепції товару, який отримає кінцевий споживач.

Першим кроком підіб'ємо підсумки попереднього аналізу конкурентоспроможності товару і занесемо їх в таблиці 4.18.

Таблиця 4.4. Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1	Низька ціна	Гарне співвідношення ціни та якості	Низька ціна забезпечує доступність нейронної мережі для більшого кола споживачів
2	Висока точність розпізнавання	Надійні результати розпізнавання осередків пожеж	Система відразу адаптована до умов навколишнього середовища даного регіону
3	Швидка передача даних	Надання результатів роботи з мінімальною затримкою	Надання відповідей нейромережею з мінімальною затримкою пришвидшить час реагування на пожежу та зменшить її руйнівні наслідки
4	Якісна технічна підтримка	Постійна комунікація з клієнтом і готовність допомогти на будь-якому з етапів	Оскільки виробники знаходяться в Україні, це спростить комунікацію з кінцевим споживачем

Проаналізувавши таблицю 4.18, можна зробити висновки, що ключовими перевагами концепції для кінцевого споживача є низька ціна, що забезпечить

доступність нейронної мережі більшій кількості споживачів, надання якісної технічної підтримки, завдяки тому, що реалізація товару відбувається в країні, в якій знаходиться виробник, висока точність розпізнавання та швидка передача даних, завдяки яким осередки пожеж будуть визначатися набагато швидше та тим самим знизяться руйнівні наслідки катастрофи.

Наступним кроком опишемо три рівні моделі товару (таблиця 4.19).

Таблиця 4.5. Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові		
I. Товар за задумом	Нейронна мережа для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА		
II. Товар у реальному виконанні	Властивості/характеристики	М/Нм	Вр/Тх /Тл/Е/Ор
	1. Довговічність системи	Нм	Вр
	2. Низька ціна	Нм	Е
	3. Швидка передача даних	Нм	Тх
	4. Якісна технічна підтримка	Нм	Ор
	5. Висока точність розпізнавання осередків пожеж	Нм	Тл
	Якість: згідно існуючих стандартів та нормативів		
III. Товар із підкріпленням	Пакування: реалізація через хмарне середовище, що не потребує пакування		
	Марка: Назва товару		
	До продажу: презентація функціональних можливостей та переваг		
	Після продажу: створення документації та забезпечення якісної технічної підтримки		

Отже, з таблиці 4.19 ми можемо побачити, що на першому рівні описується ідея товару, а саме нейронна мережа для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА; на другому рівні описуються властивості та характеристики товару (виробничі, економічні, технічні, організаційні та технологічні), а саме довговічність системи розпізнавання пожеж, низка вартість, забезпечення швидкої передачі даних та високої точності розпізнавання осередків пожеж та якісна технічна підтримка для підвищення лояльності споживачів; на третьому рівні описуються послухи, що надаються до продажу, такі як презентація функціональних можливостей та переваг використання системи розпізнавання осередків пожеж та після продажу – підготовка та створення необхідної документації та забезпечення комунікації з кінцевим споживачем, завдяки наданню якісної технічної підтримки.

Проведемо аналіз цін серед товарів-аналогів та замінників (таблиця 4.20).

Таблиця 4.6. Визначення меж встановлення ціни

№ п/п	Рівень цін на товари-замінники	Рівень цін на товари-аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу
	≈23 000-80 000 грн	≈30 000 грн	Високий	6 000-20 000 грн

Оскільки однією з переваг входження на ринок є доступна низька ціна, вартість продукту для кінцевих споживачів має бути нижчим, ніж ціни на товари-замінники та товари-аналоги. Враховуючи дані фактори, оптимальна ціна має бути в межах від 6 000 до 20 000 грн.

Наступним кроком проведемо формування системи збуту (таблиця 4.21).

Таблиця 4.7. Формування системи збуту

№ п/п	Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
	Підприємства купують програмне забезпечення для БПЛА для автоматизації процесів і спрощення їхнього використання	Забезпечення якісної технічної підтримки та створення доступного онлайн-сервісу для замовлення програмного забезпечення	Ринок України	Продажі здійснюватимуться онлайн, через веб-сайт компанії

Враховуючи специфіку товару, найбільш оптимальним рішенням буде здійснювати продажі без посередників напряму з сайту компанії. Це підвищить довіру та лояльність кінцевого споживача до нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА, адже буде можливість надавати технічну підтримку клієнтам на всіх етапах – від замовлення – до встановлення програмного забезпечення і його використання.

Завершальним етапом проведення розробки маркетингової стратегії стартап-проєкту є створення концепції маркетингових комунікацій, що дозволить оцінити поведінку цільових клієнтів по відношенню до товару, способи, за якими клієнти будуть взаємодіяти з інформацією про продукт, визначити ключові характеристики або концепції, що визначають позицію

продукту на ринку визначити цілі та завдання, які має виконати рекламне повідомлення та сформулювати основну ідею, яка буде використовуватись у рекламному повідомленні для привернення уваги кінцевого споживача (таблиця 4.22).

Таблиця 4.8. Концепція маркетингових комунікацій

№ п/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
	Пошук недорогого автоматизованого рішення для розпізнавання осередків пожеж засобами БПЛА, яке зможе надати якісні швидкі результати та гарантує якісну технічну підтримку	Пошук в Інтернеті, технічні виставки, соціальні мережі	Нейронна мережа для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА	Демонстрація всіх можливостей нейронної мережі та висвітлення вигід для кінцевого споживача	Демонстрація всіх можливостей нейронної мережі та переваг для кінцевого споживача, таких як ціна, швидкість роботи, зменшення руйнівних наслідків від пожеж за рахунок швидкого реагування

З проведеного розробленої концепції маркетингових можливостей можна зробити висновок, що цільова аудиторія нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА зацікавлена у пошуку готового недорогого рішення для швидкого виявлення осередків пожеж, адже це пришвидшить час реакції відповідних служб та зменшить руйнівні наслідки катастрофи та збитки споживачів.

Продовження таблиці 4.23.

9	Розробка бізнес-плану												15000 ₴
10	Запуск рекламної кампанії												18000 ₴
11	Продаж програмного забезпечення												25000 ₴
Сума													116000 ₴

Календарний план реалізації проєкту розділений на 11 основних етапів. На першому етапі відбуватиметься проведення аналізу ринку, конкурентів, літературних джерел та існуючих патентів. Наступним кором є розробка концепції проєкту – «Нейронна мережа для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА».

Далі, згідно розробленого календарного плану реалізації проєкту є створення даної нейронної мережі, що складається з наступних обов’язкових етапів: підготовка якісної бази даних фотографій для навчання нейронної мережі, її розробка та навчання та тестування її роботи. Вже під час проведення тестування нейронної мережі можна починати пошук інвестицій. Для цього можна скористатись ресурсом Kickstarter, брати участь в технологічних виставках, поширювати інформацію про проєкт в соціальних мережах. Отримані інвестиції дозволять провести закупівлю необхідного обладнання. Планові витрати на обладнання зазначені в таблиці 4.24.

Наступним важливим етапом є інтеграція розробленої нейронної мережі в операційні системи IOS та Android для зручності використання кінцевим споживачем, розробка веб-сайту компанії, на якому буде зібрана вся інформація про продукт та через який безпосередньо можливо буде проводити продажі. Одним з невід’ємних етапів запуску стартап-проєкту є розробка бізнес-плану, який відбудеться на наступному етапі.

Кінцевими етапами реалізації проєкту є запуск рекламної кампанії та відкриття продажів розробленого програмного забезпечення.

Таблиця 4.24. Витрати на обладнання

№ п/п	Витрати	Тип	Терміни постачання/виконання	Вартість, ₴
1	Потужні обчислювальні сервери та системи збереження даних для обробки та аналізу отриманої інформації.	NVIDIA DGX Systems	5 днів	30000
2	Забезпечення стабільного та безперервного зв'язку між БПЛА та центральною системою.	LTE/4G	5 днів	2500
3	Малогабаритний БПЛА, обладнаний камерою для тестування інтеграції розробленого програмного забезпечення в систему керування літальним апаратом	DJI Matrice 300 RTK	20 днів	252590
Сума				285090

Загальні витрати на обладнання складають орієнтовно 285090 грн, оскільки задля якісної інтеграції розробленої нейронної мережі для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА необхідно придбати дрон для проведення тестувань. Також для запуску програмного забезпечення у відкритий доступ і можливості його використання кінцевими споживачами необхідні потужні обчислювальні сервери та системи збереження даних для обробки та аналізу отриманих даних.

Раніше було визначено верхню та нижню межу ціни на програмне забезпечення від 6 000 грн до 20 000 грн. Загальні витрати на реалізацію проєкту орієнтовно становитимуть 401 090 грн. Отже, якщо встановити стартову ціну на програмне забезпечення у розмірі 12 500 грн, то для повної окупності проєкту необхідно буде продати програмне забезпечення 32-м клієнтам.

Висновки до розділу 4

У цьому розділі була описана ідея стартап-проєкту, а саме «Нейронна мережа для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА». Загальна мета стартапу – створити інноваційний продукт, який відповідає вимогам ринку та має потенціал для успішного впровадження.

Розробка програмного забезпечення для автоматизації вирішення задач за допомогою малогабаритних БПЛА має великий потенціал для успішного впровадження в наш час, завдяки стрімкому зростанню попиту.

На етапі опису ідеї проєкту було визначено його основне перевагу – з використанням даної нейронної мережі для виявлення осередків пожеж, БПЛА не потрібно додатково обладнувати датчиками та сенсорами, що дозволить зменшити вагу літального апарату, тим самим збільшити час польоту та зменшити витрати на додаткове обладнання.

Оскільки всі основні конкуренти зосереджені за кордоном, цей проєкт буде першим в Україні, а отже, буде конкурентоспроможним за рахунок доступності цього програмного забезпечення на місцевому ринку, його невисокої вартості, можливості інтеграції з системою керування наявних безпілотних літальних апаратів та доступною технічною підтримкою, яка забезпечить підвищення лояльності кінцевого споживача до компанії та полегшить дослідження їхніх потреб.

Потенційні клієнти мають реальну потребу у ефективному та швидкому рішенні задачі виявлення осередків пожеж задля пришвидшення часу реагування рятувальних служб та зменшенню збитків та руйнівних наслідків катастрофи. Проєкт розрахований широкий спектр цільових груп, включаючи пожежно-рятувальні служби, лісове та сільське господарство. На етапі впровадження проєкту було прийнято рішення зосередитись на роботі з галуззю сільського господарства та агробізнесу.

В якості стратегії охоплення ринку було обрано диференційований маркетинг, а в якості оптимальної базової стратегії розвитку стартапу – стратегія

диференціації, що дозволить закріпитися на ринку та бути захищеними від впливу конкурентів, тим самим підвищивши рентабельність проекту. При визначенні базової стратегії конкурентної поведінки було обрано стратегію зайняття конкурентної ніші на ринку за рахунок того, що компанія буде пропонувати значно дешевший метод виявлення осередків пожеж, який може бути інтегрований в систему керування вже наявних у клієнтів малогабаритних БПЛА та не потребує використання додаткових дорогих датчиків та сенсорів, а отже – можливості використання наявних мБПЛА для більшого кола задач з мінімальними затратами. Однією з переваг є те, що даний метод є відмінним від тих, що наразі існують на ринку України.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

1. Використання малогабаритних БПЛА для вирішення задачі розпізнавання осередків пожеж є важливою галуззю застосування в сучасному світі. В роботі запропоновано оптимізацію та автоматизацію даного методу за допомогою розробленої мережі для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних літальних апаратів. Використання нейронної мережі дозволить пришвидшити процес виявлення пожеж, тим самим зменшити час реакції рятувальних служб та зменшити руйнівні наслідки надзвичайної ситуації. Також використання безпілотних літальних апаратів та штучних нейронних мереж дозволить виключити небезпеку для життя та здоров'я людини в процесі виявлення осередків пожеж.

2. В магістерській дисертації було проведено детальний огляд та аналіз існуючих безпілотних літальних апаратів, на основі чого обрано найбільш оптимальний тип для вирішення задачі виявлення осередків пожеж – малогабаритні безпілотні літальні апарати. Також було проведено аналіз існуючих методів розпізнавання осередків пожеж малогабаритними БПЛА та на основі цього запропоновано найбільш оптимальне рішення, яке зменшить витрати на виробництво та знизить вартість мБПЛА – заміна чисельних датчиків та сенсорів на користь використання розробленої нейронної мережі. Дана модифікація зробить технологію більш доступною для ширшого кола споживачів за рахунок зменшення вартості.

3. В магістерській дисертації також було проведено проектування структурної схеми системи розпізнавання об'єктів на базі нейронної мережі, виконано аналіз та вибір технічного забезпечення для вирішення поставленої задачі та проведено аналіз існуючих архітектур нейронних мереж та обрано найбільш оптимальне рішення для вирішення задачі розпізнавання осередків пожеж – використання архітектури ResNet-152.

4. В роботі також було описано процес підготовки бази даних для навчання нейронної мережі відповідно до поставленої задачі, що налічує в собі налічує 1254 зображення без пожеж та 1482 зображення з пожежами. На основі зібраної

бази даних було проведено та описано створення нейронної мережі, що складалося з наступних етапів: загальна підготовка, імпорт необхідних бібліотек, вказання параметрів навчання, ініціалізація моделі та створення графічного відображення структури архітектури нейронної мережі, тренування нейронної мережі, збереження статистики для подальшої візуалізації, створення графіків навчання моделі, на основі яких було проведено аналіз точності роботи створеної нейронної мережі, проведення тестування нейронної мережі на основі випадкових зображень з бази даних та на власних зображеннях.

5. Згідно проведеного аналізу роботи нейронної мережі на тренувальних та тестових даних, можна зробити висновки, що модель є добре навченою, оскільки досягає високої точності як на тренувальному, так і на тестовому наборі даних. Також, різниця між втратами на тренувальному та тестовому наборі є невеликою, що також є хорошим показником. А отже, модель є добре навченою і генералізує свої знання на тестові дані та при навчанні нейронної мережі вдалось уникнути перенавчання. Після проведення тестування роботи нейронної мережі на випадкових зображеннях з бази даних та на власних зображеннях можна зробити висновки, що нейронна мережа показала хороші результати, оскільки успішно детектувала наявність, чи відсутність пожеж на кожному з запропонованих зображень.

6. Кінцевим етапом магістерської дисертації є розробка стартап-проєкту під назвою «Нейронна мережа для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА». На даному етапі було проведено опис ідеї проєкту, визначення ключових можливостей входу на ринок України, визначено потенційних клієнтів та описано їхні потреби, обрано основну галузь впровадження проєкту, визначено стратегію охоплення, стратегії розвитку та базової стратегії входження на ринок.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

- [1] Eisenbeiss H. et al. "A mini unmanned aerial vehicle (UAV): system overview and image acquisition", International Archives of Photogrammetry. Remote Sensing and Spatial Information Sciences. – 2004. – Т. 36. – №. 5/W1. – С. 1-7. Дата звернення: 10 верес. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://www.isprs.org/proceedings/xxxvi/5-w1/papers/11.pdf>
- [2] Стельмах Н. В., Мандровська С. О. "Огляд, аналіз і прогноз систем керування малогабаритними БПЛА", Матеріали XIII міжнародної науково-практичної конференції «КОМПЛЕКСНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ЯКОСТІ ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПРОЦЕСІВ ТА СИСТЕМ», с.209-210, 2023. Дата звернення: 10 верес. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://conference-chernihiv-polytechnik.com/wp-content/uploads/2023/06/Tezy-2023-Part-1.pdf>
- [3] О. І. Тимочко, Д. Ю. Голубничий, В. Ф. Третяк, І. В. Рубан, "Класифікація безпілотних літальних апаратів," Системи озброєння і військова техніка, № 1, с. 61-67, 2007. Дата звернення: 10 верес. 2023 [Онлайн]. Доступно: http://www.irbis-nbuv.gov.ua/cgi-bin/irbis_nbuv/cgiirbis_64.exe?I21DBN=LINK&P21DBN=UJRN&Z21ID=&S21REF=10&S21CNR=20&S21STN=1&S21FMT=ASP_meta&C21COM=S&S21P03=FILA=&S21STR=soivt_2007_1_19
- [4] Arjomandi M. et al. "Classification of unmanned aerial vehicles", Report for Mechanical Engineering class, University of Adelaide, Adelaide, Australia. – 2006. – С. 1-48. Дата звернення: 11 верес. 2023 [Онлайн]. Доступно: https://www.academia.edu/2055673/Classification_of_Unmanned_Aerial_Vehicles
- [5] Mohsan, Syed Agha Hassnain, et al. "A comprehensive review of micro UAV charging techniques." Micromachines 13.6, pp 977, 2022. Дата звернення: 12 верес. 2023 [Онлайн]. Доступно: https://www.researchgate.net/publication/323649707_Unmanned_Aerial_Vehicle_UAV_charging_from_powerlines

- [6] PS, Ramesh, and Muruga Lal Jeyan. "Mini Unmanned Aerial Systems (UAV)-A Review of the Parameters for Classification of a Mini UAV", International Journal of Aviation, Aeronautics, and Aerospace 7.3 pp. 5, 2020. Дата звернення: 12 верес. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.15394/ijaaa.2020.1503>
- [7] Villa, Tommaso Francesco, et al. "An overview of small unmanned aerial vehicles for air quality measurements: Present applications and future prospectives." Sensors 16.7, pp. 1072, 2016. Дата звернення: 13 верес. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.3390/s16071072>
- [8] Watts A. C., Ambrosia V. G., Hinkley E. A. "Unmanned aircraft systems in remote sensing and scientific research: Classification and considerations of use", Remote sensing, pp. 1671-1692, 2012. Дата звернення: 14 верес. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.3390/rs4061671>
- [9] Книш Б. П., Кулик Я. А., Барабан М. В. "Класифікація безпілотних літальних апаратів та їх використання для доставки товарів" Вісник Хмельницького національного університету. № 3: с. 246-252, 2018. Дата звернення: 15 верес. 2023 [Онлайн]. Доступно: http://journals.khnu.km.ua/vestnik/pdf/tech/pdfbase/2018/2018_3/jrn/pdf/42.pdf
- [10] Hassanalian M., Abdelkefi A. "Classifications, applications, and design challenges of drones: A review", Progress in Aerospace Sciences, Т. 91, pp. 99-131, 2017. Дата звернення: 20 верес. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.paerosci.2017.04.003>
- [11] Федорець О. В., Боровицький В. М. "Огляд гіперспектральних камер та систем", с. 132-135, 2019. Дата звернення: 20 верес. 2023 [Онлайн]. Доступно: https://ela.kpi.ua/bitstream/123456789/27754/1/PUMPb-2019_Proceedings-Page132-135.pdf
- [12] Yasin J. N. et al. "Unmanned aerial vehicles (uavs): Collision avoidance systems and approaches", IEEE access, Т. 8, pp. 105139-105155, 2020. Дата звернення: 21 верес. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3000064>

- [13] Allers, Maria, et al. "Real-time remote detection of airborne chemical hazards—an unmanned aerial vehicle (UAV) carrying an ion mobility spectrometer.", IEEE Sensors Journal, pp. 16562 – 16570, 2023. Дата звернення: 22 верес. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1109/JSEN.2023.3287448>
- [14] Sharma, Jivitesh, et al. "Deep convolutional neural networks for fire detection in images." Engineering Applications of Neural Networks: 18th International Conference, EANN 2017, Athens, Greece, August, 2017, Proceedings. Springer International Publishing, pp. 25–27, 2017. Дата звернення: 23 верес. 2023 [Онлайн]. Доступно: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-65172-9_16
- [15] Голенко М. Ю., Єфіменко А. А., Воротніков В. В. "Аналіз методів розпізнавання об'єктів та компресії зображень під час аерофотозйомки з безпілотних літальних апаратів" Технічна інженерія №. 1 (91), с. 146-155, 2023. Дата звернення: 24 верес. 2023 [Онлайн]. Доступно: [https://doi.org/10.26642/ten-2023-1\(91\)-146-155](https://doi.org/10.26642/ten-2023-1(91)-146-155)
- [16] Sharma A., Singh P. K. "UAV-based framework for effective data analysis of forest fire detection using 5G networks: An effective approach towards smart cities solutions", International Journal of Communication Systems, e4826, 2021. Дата звернення: 24 верес. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1002/dac.4826>
- [17] Мандровська, С. О., Стельмах Н. В. "Аналіз методів виявлення пожеж за допомогою малогабаритних бпла." Збірник праць Міжнародної науково-технічної конференції НОВІ ТА НЕТРАДИЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ В РЕСУРСО- ТА ЕНЕРГОЗБЕРЕЖЕННІ м. Одеса, 2023. 211-213 с. Дата звернення: 12 груд. 2023 [Онлайн].
- [18] Jain A. K., Mao J., Mohiuddin K. M. "Artificial neural networks: A tutorial", Computer, T. 29, №. 3, pp. 31-44, 1996. Дата звернення: 30 верес. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1109/2.485891>
- [19] Lee W. et al. "Deep neural networks for wild fire detection with unmanned aerial vehicle", 2017 IEEE international conference on consumer electronics (ICCE), pp.

- 252-253, 2017. Дата звернення: 1 жовт. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1109/ICSE.2017.7889305>
- [20] Башинський, В., Рагулін, В., Солодчук, М., Фомін, А. і Ісаченко, О. "ОБРГУНТУВАННЯ НЕОБХІДНОСТІ ОБРОБКИ ВІДЕОІНФОРМАЦІЇ НА БОРТУ РОЗВІДУВАЛЬНОГО БПЛА", Збірник наукових праць; Державного науково-дослідного інституту випробувань і сертифікації озброєння та військової техніки, 11(1), с. 105-115, 2022. Дата звернення: 5 жовт. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.37701/dndivsovt.11.2022.12>
- [21] А.В. Гурнович, А. Л. Зірка, А.В Кучинський, О. Ю. Ларін, Б.О. Мельник, В.І. Микитенко, В.М. Сенаторов, В.В. Сотник, Р.В. Фомін, "Пристрій для тепловізійного розпізнавання форми об'єктів", Патент України 153313, . Дата звернення: 9 жовт. 2023. Доступно: <https://sis.nipo.gov.ua/uk/search/detail/1743452/>
- [22] Б.П. Книш, Я. А. Кулик, "Пристрій розпізнавання об'єктів на зображеннях з використанням згорткової нейронної", мережі Патент України 152506. Дата звернення: 9 жовт. 2023. Доступно: <https://sis.nipo.gov.ua/uk/search/detail/1723749/>
- [23] Adam Schill Collberg, "Training of an object recognition neural network", Патент Сполучених Штатів Америки US20210406604. Дата звернення: 9 жовт. 2023. Доступно: https://patentscope.wipo.int/search/ru/detail.jsf?docId=US346008894&_cid=P20-LO0PN5-42196-1
- [24] Kurasinski, Lukas, Jason Tan, and Reza Malekian. "Using neural networks to detect fire from overhead images." Wireless Personal Communications 130.2, pp.1085-1105, 2023. Дата звернення: 13 жовт. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11277-023-10321-7>
- [25] Кушнір Д. О., Парамуд Я. С. "Методи пошуку та розпізнавання об'єктів у відеозображеннях на мобільній платформі IOS в реальному часі", Комп'ютерні системи та мережі, Т. 1, №. 1, с. 24-34, 2019. Дата звернення: 13 жовт. 2023 [Онлайн]. Доступно:

- <https://science.lpnu.ua/sites/default/files/journal-paper/2020/feb/21040/var1ksm-19-26-36.pdf>
- [26] Marinello, Francesco, et al. "Technical analysis of unmanned aerial vehicles (drones) for agricultural applications.", *Engineering for rural development* 15.2, pp. 870-875, 2016. Дата звернення: 16 жовт. 2023 [Онлайн]. Доступно: https://www.researchgate.net/profile/Francesco-Marinello/publication/303549613_Technical_analysis_of_unmanned_aerial_vehicles_drones_for_agricultural_applications/links/57480d2d08ae2301b0b883eb/Technical-analysis-of-unmanned-aerial-vehicles-drones-for-agricultural-applications.pdf
- [27] Kersten T., Wolf J., Lindstaedt M. "Investigations into the accuracy of the UAV system Dji Matrice 300 Rtk with the sensors Zenmuse P1 and L1 in the Hamburg test field", XXIV ISPRS Congress "Imaging today, foreseeing tomorrow", 6–11 June 2022, Nice, France. – Copernicus, pp. 339-346, 2022. Дата звернення: 16 жовт. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B1-2022-339-2022>
- [28] Redmon J. et al. "You only look once: Unified, real-time object detection", *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 779-788, 2016. Дата звернення: 16 жовт. 2023 [Онлайн]. Доступно: https://www.cv-foundation.org/openaccess/content_cvpr_2016/html/Redmon_You_Only_Look_CVPR_2016_paper.html
- [29] Liu W. et al. "Ssd: Single shot multibox detector", *Computer Vision–ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11–14, 2016, Proceedings, Part I* 14. – Springer International Publishing, pp. 21-37, 2016. Дата звернення: 18 жовт. 2023 [Онлайн]. Доступно: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-46448-0_2
- [30] Zhang L. et al. "Is faster R-CNN doing well for pedestrian detection? ", *Computer Vision–ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11-14, 2016, Proceedings, Part II* 14. – Springer International Publishing,

- pp. 443-457, 2016. Дата звернення: 20 жовт. 2023 [Онлайн]. Доступно: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-46475-6_28
- [31] Khan, Asifullah, et al. "A survey of the recent architectures of deep convolutional neural networks", *Artificial intelligence review* 53, pp. 5455-5516, 2020. Дата звернення: 21 жовт. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10462-020-09825-6>
- [32] Sani Zulkarnaen, Aulia Chusnyriani, et al. "Application of Convolutional Neural Network Method with MobileNet V1 and ResNet-152 V2 Architecture in Batik Motif Classification.", *International Conference on Broadband and Wireless Computing, Communication and Applications*. Cham: Springer Nature Switzerland, pp. 57-68, 2023. Дата звернення: 22 жовт. 2023 [Онлайн]. Доступно: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-031-46784-4_6
- [33] Patil, Aseem, and Milind Rane. "Convolutional neural networks: an overview and its applications in pattern recognition." *Information and Communication Technology for Intelligent Systems: Proceedings of ICTIS 2020, Volume 1*, pp. 21-30, 2021. Дата звернення: 25 жовт. 2023 [Онлайн]. Доступно: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-15-7078-0_3
- [34] Мандровська, С. О., Стельмах Н. В. «Використання нейронних мереж для розпізнавання осередків пожеж зі знімків малогабаритних БПЛА» Збірник праць XIX Науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених “Ефективність та Автоматизація інженерних рішень у приладобудуванні” К.:ПБФ, КПІ ім. Ігоря Сікорського. – 2023. – 113-116 с. Дата звернення: 20 груд. 2023 [Онлайн].
- [35] McAllister, Patrick, et al. "Combining deep residual neural network features with supervised machine learning algorithms to classify diverse food image datasets." *Computers in biology and medicine* 95, pp. 217-233, 2018. Дата звернення: 6 листоп. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2018.02.008>

- [36] Imambi, Sagar, Kolla Bhanu Prakash, and G. R. Kanagachidambaresan. "PyTorch." *Programming with TensorFlow: Solution for Edge Computing Applications*, pp. 87-104, 2021. Дата звернення: 8 листоп.2023 [Онлайн]. Доступно: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-57077-4_10
- [37] Smith, Samuel L., et al. "Don't decay the learning rate, increase the batch size." *arXiv preprint arXiv:1711.00489* (2017). Дата звернення: 13 листоп. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1711.00489>
- [38] Hoeser, Thorsten, Felix Bachofer, and Claudia Kuenzer. "Object detection and image segmentation with deep learning on Earth observation data: A review—Part II: Applications." *Remote Sensing* 12.18, 3053, 2020. Дата звернення: 13 листоп. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.3390/rs12183053>
- [39] Reenadevi, R., T. Sathiya, and B. Sathiyabhama. "Breast cancer histopathological image classification using augmentation based on optimized deep ResNet-152 structure." *Annals of the Romanian Society for Cell Biology* 25.6, pp. 5866-5874, 2021. Дата звернення: 15 листоп. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://www.annalsofrscb.ro/index.php/journal/article/view/6604>
- [40] Zhang, Jianxin, et al. "Breast cancer histopathological image classification based on convolutional neural networks.", *Journal of Medical Imaging and Health Informatics* 9.4, pp. 735-743, 2019. Дата звернення: 20 листоп. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1166/jmihi.2019.2648>
- [41] Sakib, Saadman, et al. "A framework for pedestrian attribute recognition using deep learning." *Applied Sciences* 12.2, pp. 622, 2022. Дата звернення: 20 листоп. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.3390/app12020622>
- [42] Li, Juncheng, et al. "Multi-scale residual network for image super-resolution.", *Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV)*, pp. pp. 517-532, 2018. Дата звернення: 20 листоп. 2023 [Онлайн]. Доступно: https://openaccess.thecvf.com/content_ECCV_2018/html/Juncheng_Li_Multi-scale_Residual_Network_ECCV_2018_paper.html

- [43] Athisayamani, Suganya, et al. "Feature Extraction Using a Residual Deep Convolutional Neural Network (ResNet-152) and Optimized Feature Dimension Reduction for MRI Brain Tumor Classification.", *Diagnostics* 13.4, pp. 668, 2023. Дата звернення: 20 листоп. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.3390/diagnostics13040668>
- [44] Wu, Dongxian, et al. "Skip connections matter: On the transferability of adversarial examples generated with resnets." *arXiv preprint arXiv:2002.05990*, 2020. Дата звернення: 25 листоп. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2002.05990>
- [45] Sikka, Rishi. "Drone technology in the mining industry: A comprehensive review." *Asian Journal of Multidimensional Research* 10.10, pp. 527-533, 2021. Дата звернення: 10 груд. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.5958/2278-4853.2021.00851.X>
- [46] Reich, Lia. "Professional reading: How drones are being used in disaster management." *Geography Bulletin* 49.3, pp. 7-9, 2017. Дата звернення: 11 груд. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://search.informit.org/doi/abs/10.3316/ielapa.009980030629858>
- [47] Ihsan, M., et al. "The Comparison of Stage and Result Processing of Photogrammetric Data Based on Online Cloud Processing." *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. Vol. 286. No. 1. IOP Publishing, p. 012041 2019. Дата звернення: 11 груд. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1755-1315/286/1/012041/meta>
- [48] Global Firefighting Drone Market Share, Size, Forecast: By Type: Fixed Wing, Multi-rotor; By Size: Micro Drones, Macro Drones; By Propulsion: Electric Motor, Solar Powered, Piston Engine; By Application: Scene Monitoring, Search and Rescue, Post Fire or Disaster Assessment, Firefighting; Regional Analysis; Competitive Landscape; 2024-2032. Дата звернення: 11 груд. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://www.expertmarketresearch.com/reports/firefighting-drone-market>

- [49] Global Firefighting Drone Market Forecasted to Reach \$2.76 Billion by 2030 as Demand Skyrockets. NEWS PROVIDED BY Financialnewsmedia.com 23 Aug, 2023, 08:45. Дата звернення: 12 груд. 2023 [Онлайн]. Доступно: <https://www.prnewswire.com/news-releases/global-firefighting-drone-market-forecasted-to-reach-2-76-billion-by-2030-as-demand-skyrockets-301907677.html#:~:text=As%20per%20Cognitive%20Market%20Research's,9.8%25%20from%202023%20to%202030>
- [50] Vinayak Bali, Firefighting Drone Market Report 2023 (Global Edition) Дата звернення: 14 груд. 2023 [Онлайн]. Доступно: https://www.cognitivemarketresearch.com/firefighting-drone-market-report#author_details

ДОДАТКИ

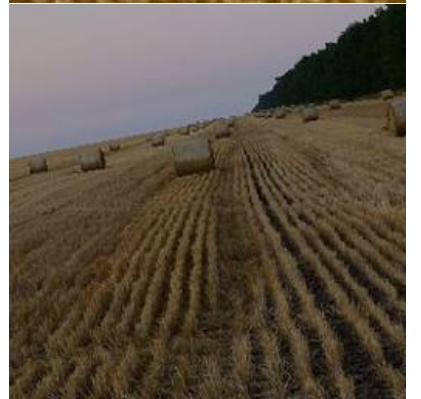
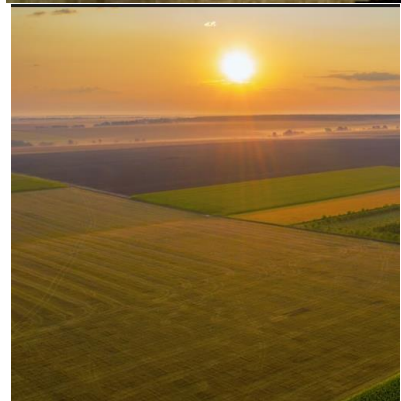
ДОДАТОК А

**ЧАСТИНА ЗОБРАЖЕНЬ, З ЯКИХ СКЛАДАЄТЬСЯ БАЗА ДАНИХ
ДЛЯ НАВЧАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ**









ДОДАТОК Б

Візуалізація архітектури нейронної мережі

```

import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.patches as patches
# Функція для малювання шару
def draw_layer(ax, center_x, center_y, width, height, color, label, replication_count):
    # Малюємо блок
    rect = patches.Rectangle((center_x - width / 2, center_y - height / 2), width, height,
linewidth=1, edgecolor='black', facecolor=color)
    ax.add_patch(rect)
    # Додаємо текст вертикально по центру блоку
    plt.text(center_x, center_y, label, ha='center', va='center', color='white', weight='bold',
fontsize=10, rotation=90)
    # Додаємо текст з кількістю повторень під блоком
    plt.text(center_x, center_y - height / 2 - 0.1, f'x{replication_count}', ha='center', va='top',
color='black', weight='bold', fontsize=10)
# Стрілки між блоками
def draw_arrows(ax, layer_centers, layer_width):
    for i in range(len(layer_centers) - 1):
        ax.arrow(layer_centers[i] + layer_width / 2, 1.5, layer_centers[i + 1] - layer_centers[i] -
layer_width, 0,
                head_width=0.05, head_length=0.1, fc='black', ec='black')
# Ініціалізуємо figure
fig, ax = plt.subplots(figsize=(18, 8))
plt.subplots_adjust(left=0.25, right=0.75, top=0.95, bottom=0.05) # Центрування графіку
на полотні
ax.set_xlim(0, 16)
ax.set_ylim(0, 4)
ax.axis('off') # Вимикаємо вісі
# Визначаємо параметри шарів
layer_width = 1.0
layer_spacing = 0.2 # Відстань між шарами
layer_heights = [2.8, 2.5, 2.2, 1.9, 1.6, 1.3, 1, 1.6, 1.6] # Висоти шарів
colors = ['skyblue', 'lightgreen', 'salmon', 'khaki', 'violet', 'orange', 'lightblue', 'skyblue',
'lightgreen']
labels = ['Input\n224x224x3', 'Conv1\n7x7, 64', 'MaxPool\n3x3', 'Conv2_x', 'Conv3_x',
'Conv4_x', 'Conv5_x', 'AvgPool', 'FC\n2 класи (fire\nclear)']
replication_counts = [1, 1, 1, 3, 8, 36, 3, 1, 1] # Кількість повторень шарів
layer_centers = [1 + (layer_width + layer_spacing) * i for i in range(len(labels))] # Центри
шарів
# Малюємо архітектуру шарів та стрілки
for i, center_x in enumerate(layer_centers):
    draw_layer(ax, center_x, 1.5, layer_width, layer_heights[i], colors[i], labels[i],
replication_counts[i])
    draw_arrows(ax, layer_centers, layer_width)
# Встановлюємо заголовок та відображаємо графік
#plt.title('Візуалізація архітектури ResNet-152, використаної в роботі', fontsize=18)
plt.show()

```

ДОДАТОК В

Список наукових праць

Мандровська Світлана Олександрівна

№ з/п	Назва праці	Назва видавництва та його вихідні відомості, що дозволяють ідентифікувати та відрізнити це видання від усіх інших	Кількість друкованих аркушів	Прізвище співавтора
1	2	3	4	5
1	"Огляд, аналіз і прогноз систем керування малогабаритними БПЛА."	Збірник праць XIII МІЖНАРОДНОЇ НАУКОВО-ПРАКТИЧНОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ «КОМПЛЕКСНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ЯКОСТІ ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПРОЦЕСІВ ТА СИСТЕМ» м. Чернігів, Національний університет "Чернігівська політехніка". – 2023. 209-210 с.	2	-
2	"АНАЛІЗ МЕТОДІВ ВІЯВЛЕННЯ ПОЖЕЖ ЗА ДОПОМОГОЮ МАЛОГАБАРИТНИХ БПЛА."	Збірник праць Міжнародної науково-технічної конференції НОВІ ТА НЕТРАДИЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ В РЕСУРСО- ТА ЕНЕРГОЗБЕРЕЖЕННІ м. Одеса, 2023. 211-213 с.	3	-
3	ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ОСЕРЕДКІВ ПОЖЕЖ ЗІ ЗНІМКІВ МАЛОГАБАРИТНИХ БПЛА	Збірник праць XIX Науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених "Ефективність та Автоматизація інженерних рішень у приладобудуванні" К.:ПБФ, КПІ ім. Ігоря Сікорського. – 2023. – 113-116 с.	4	
4	КОМП'ЮТЕРНА ПРОГРАМА «НЕЙРОННА МЕРЕЖА ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ОСЕРЕДКІВ ПОЖЕЖ ЗІ ЗНІМКІВ МАЛОГАБАРИТНИХ БПЛА	Номер заявки на реєстрацію авторського свідоцтва г202300401		

Автор _____ Мандровська С.О.

Науковий керівник дисертації _____ Стельмах Н.В.