

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
НАЦІОНАЛЬНИЙ АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**

**Кафедра авіаційних комп'ютерно-інтегрованих комплексів**

ДОПУСТИТИ ДО ЗАХИСТУ

Завідувач кафедри

\_\_\_\_\_Віктор СИНЄГЛАЗОВ

« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 20 р.

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА  
(ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА)**

**ВИПУСКНИКА ОСВІТНЬО-КВАЛІФІКАЦІЙНОГО РІВНЯ  
«БАКАЛАВР»**

**Тема: «ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА БОРТОВА СИСТЕМА ПОШУКУ  
ЛІСОВИХ ПОЖЕЖ»**

**Виконавець: ст.гр.КП 501 бз**

**Керівник: д.т.н., проф.**

**Нормоконтролер: к.т.н., професор**

**Анатолій КОМАРОВ**

**Віктор СИНЄГЛАЗОВ**

**Микола ФІЛЯШКІН**

**Київ 2023**

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**

**НАЦІОНАЛЬНИЙ АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**

Факультет аеронавігації, електроніки та телекомунікацій

Кафедра авіаційних комп'ютерно-інтегрованих комплексів

Освітній ступінь: бакалавр

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

Освітньо-професійна програма «Комп'ютерно-інтегровані технологічні процеси і виробництва»

**ЗАТВЕРДЖУЮ**

Завідувач кафедри

\_\_\_\_\_ Віктор СИНЄГЛАЗОВ

“ \_\_\_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 2023 р.

**ЗАВДАННЯ**

**на виконання кваліфікаційної роботи  
студента Комарова Анатолія Анатолійовича**

1. Тема роботи: «Інтелектуальна бортова система пошуку лісових пожеж»
2. Термін виконання роботи: з 01.12.2022р. до 20.02.2023 р.
3. Вихідні дані до роботи: Дані про існуючі системи та методи розпізнавання пожеж, їх аналіз для виявлення недоліків та покращення.
4. Зміст пояснювальної записки ( перелік питань, що підлягають розробці):
  1. Аналіз задачі розпізнавання пожеж. 2. Існуючі системи та методи розпізнавання пожеж. 3. Аналіз згорткових нейронних мереж. 4. Використання БПЛА та архітектуру Yolov4-tiny.
5. Перелік обов'язкового графічного матеріалу: 1. Структура основних модулів. 2.Схеми нейронних мереж. 3. Схеми необхідних мікроконтролерів. 4. Структурну схему автоматизованої системи

## 6. Календарний план-графік

№ п/п	Завдання	Термін виконання	Відмітка про виконання
1	Аналіз актуальної проблеми	01.12.22- 14.12.22	
2	Проблеми супутникового моніторинга	15.12.22- 31.12.22	
3	Аналіз існуючих систем та методів розпізнавання пожеж. Розробка комплексу технічних заходів системи пошуку та розпізнавання пожеж.	01.01.23- 20.01.23	
4	Математичні основи алгоритму розпізнавання пожежі	21.01.23- 31.01.23	
5	Класифікація шарів згорткової мережі	01.02.23- 10.02.23	
6	Тестування на продуктивність за допомогою тестових даних	11.02.23- 15.02.23	
7	Висновки по роботі та підготовка презентації	16.02.23- 20.02.23	

## 7. Дата видачі завдання 01.12.2022р.

Керівник: \_\_\_\_\_ **Віктор СИНЄГЛАЗОВ**  
(підпис)

Завдання прийняв до виконання \_\_\_\_\_ **Анатолій КОМАРОВ**  
(підпис)

## РЕФЕРАТ

Тема кваліфікаційної роботи - “ Інтелектуальна бортова система пошуку лісових пожеж”

Дану бакалаврську кваліфікаційну роботу присвячено розробці та дослідженню інтелектуальній бортовій системі пошуку лісових пожеж. Розроблено структурну схему даної системи. Проведено розробку алгоритмічного і програмного забезпечення. Наведено результати використання даної системи для визначення місця пожежі та її координат. Пояснювальна записка містить: 77 - сторінок, 11 - малюнків, 1 - таблицю.

СПУТНИК, БПЛА, МЕРЕЖА, ПОЖЕЖА, МЕТОД, СТРУКТУРА, СИСТЕМА.

Об’єкт дослідження – лісова пожежа, предмет дослідження – інтелектуальна бортова система пошуку лісових пожеж.

Мета дипломної роботи – розробка структури інтелектуальної бортова система, математичного та програмного забезпечення інтелектуальної бортової діагностичної системи.

Метод дослідження – використання штучного інтелекту та моделювання на основі використання пакета прикладних програм.

## Зміст

<b>ВСТУП.....</b>	<b>7</b>
<b>РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ЗАДАЧІ РОЗПІЗНАВАННЯ ПОЖЕЖІ.....</b>	<b>8</b>
1. 1. Лісова пірологія. ....	8
1.2 Причини виникнення лісових пожеж та їх класифікація .....	9
1.3. Проблеми лісів. ....	13
1.4. Аналіз актуальності задачі розпізнавання пожежі. ....	15
1.4.1 Проблеми моніторингу пожеж. ....	17
1.4.2. Проблеми супутникового моніторинга.....	20
1.4.3. Проблеми аеромоніторинга с БПЛА.....	24
1.4.4. Порівняльний аналіз ефективності різних варіантів використання БПЛА	25
<b>РОЗДІЛ 2. АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ СИСТЕМ ТА МЕТОДІВ</b>	
<b>РОЗПІЗНАВАННЯ ПОЖЕЖ. РОЗРОБКА КОМПЛЕКСУ ТЕХНІЧНИХ</b>	
<b>ЗАХОДІВ СИСТЕМИ ПОШУКУ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ ПОЖЕЖ. ....</b>	<b>29</b>
2.1. Wireless sensor network .....	29
2.2 «FireWatch» .....	33
2.3. Forest Fire Detection Using Artificial Neural Network Algorithm Implemented in Wireless Sensor Networks .....	36
2.4. Image-Based Fire Detection Using Neural Networks .....	40
<b>РОЗДІЛ 3. МАТЕМАТИЧНІ ОСНОВИ АЛГОРИТМУ РОЗПІЗНАВАННЯ</b>	
<b>ПОЖЕЖІ.....</b>	<b>41</b>
3.1. Згорткові нейронні мережі .....	41
3.2. Класифікація шарів згорткової мережі.....	44
3.3. Виявлення та локалізації об'єктів заданих класів .....	46
3.3.1. Постановка задачі .....	48
3.3.2. Огляд архітектур нейромережевих детекторів. Архітектура YOLO (You Only Look Once) .....	49
3.3.3 YOLOv4-маленький. Структура мережі. ....	51
3.3.4. Архітектура Faster R-CNN (Faster Region-based Convolution Neural Network).....	55
3.3.5. Архітектура SSD (Single Shot MultiBox Detector) .....	56
3.4. Виявлення лісових пожеж на основі використання змішаних методів навчання .....	58

3.5. Запропонована методологія.....	64
3.5.1. Автономна маршрутизація дронів .....	66
3.5.1.1. Момент дрона до цілі.....	66
3.5.1.2. Технічна інформація БПЛА.....	68
<b>РОЗДІЛ 4. РЕЗУЛЬТАТИ.....</b>	<b>69</b>
<b>5. ВИСНОВКИ.....</b>	<b>70</b>
Список використаної літератури .....	71

## ВСТУП

Виявлення пожежі на ранній стадії до її переростання в катастрофічну подію має вирішальне значення для нейтралізації пожеж та порятунку життя та майна людей. Через швидке поширення пожежі важливо виявити його на стадії перших проявів вогню.

Незважаючи на важливість цієї проблеми, вона залишається невирішеною на даний момент. Датчики, основним принципом яких є виявлення диму, добре працюють, коли пожежа триває протягом певного часу і утворилася достатня кількість диму для спрацьовування сигналізації. Ці пристрої не можуть бути використані у великих масштабах на відкритому повітрі, наприклад, у лісі. Супутникові системи, стаціонарні віддалені камери та пілотовані літаки - це звичайні технології дистанційного моніторингу пожеж, проте ці технології мають низку обмежень з точки зору вартості, тимчасового та просторового дозволу.

Також для вирішення поставленої задачі пропонується використання згорткових нейронних мереж. На даний момент, технології нейронних мереж досягли високого рівня розвитку і вже дозволяють знаходити рішення специфічним завданням, працюючи за принципом, схожим на процес прийняття рішення людиною. Використання таких методів на даному етапі розвитку технологій не може зробити прийняття рішень повністю автоматизованим, проте воно суттєво знижує вплив людського фактора та забезпечує високу результативність за менших витрат часу та зусиль.

Метою даної роботи є розробка програмного забезпечення для виявлення лісової пожежі за даними аерофотозйомки за допомогою нейронних мереж.

## РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ЗАДАЧІ РОЗПІЗНАВАННЯ ПОЖЕЖІ.

### 1. 1. Лісова пірологія.

Для України ліс має величезне значення, оскільки лісовий фонд займає 10,4 млн га, що становить 17,2% її території, з них покритих лісовою рослинністю 9,6 млн га (лісистість території України, таким чином, становить 15,9%). Найбільша лісистість – в Українських Карпатах (32 %).

Лісові пожежі на території країни щорічно охоплюють понад 40 тисяч гектарів території лісового фонду. Лісові пожежі виникають, головним чином, внаслідок необережного поводження з вогнем. Частка пожеж природного походження у порівнянні з пожежами, викликаними антропогенної діяльністю - мала. Пожежі простіше попередити, чим ліквідувати, однак у нашій країні недостатньо розвинена система спостереження за лісом, що призводить до несвоєчасного сповіщення про виникнення пожежі.

При лісових пожежах існує загроза знищення прилеглих до лісу населених пунктів та підприємств (займання складів деревини, дерев'яних будинків та інших господарських об'єктів). В результаті відбувається знищення деревини, у тому числі цінних порід. Через задимленість приземного шару атмосфери в зоні пожежі припиняються польоти повітряних суден на місцевих авіалініях та плавання річкових суден. В результаті зменшення дози сонячної радіації на поверхню, що підстилає відбувається пізніше дозрівання сільськогосподарських культур. Лісові пожежі призводять до руйнування екосистем, що склалися, знищення фітомаси лісових біогеоценозів та тваринних ресурсів. Відбувається забруднення довкілля токсичними продуктами горіння (викиди шкідливих хімічних речовин у приземний шар атмосфери, задимленість). Ерозія ґрунтів, зменшення річкового стоку, опустелювання земель – є наслідком лісової пожежі. Спостерігається порушення природного вуглецевого циклу, підвищення концентрації діоксиду вуглецю і як наслідок – внесок у глобальне потепління клімату.



## 1.2 Причини виникнення лісових пожеж та їх класифікація.

Лісова пожежа - це стихійне, некероване поширення вогню лісовою площею. Існує велика кількість класифікацій пожеж [34]. Лісові пожежі можна класифікувати в такий спосіб (рис. 1.1).

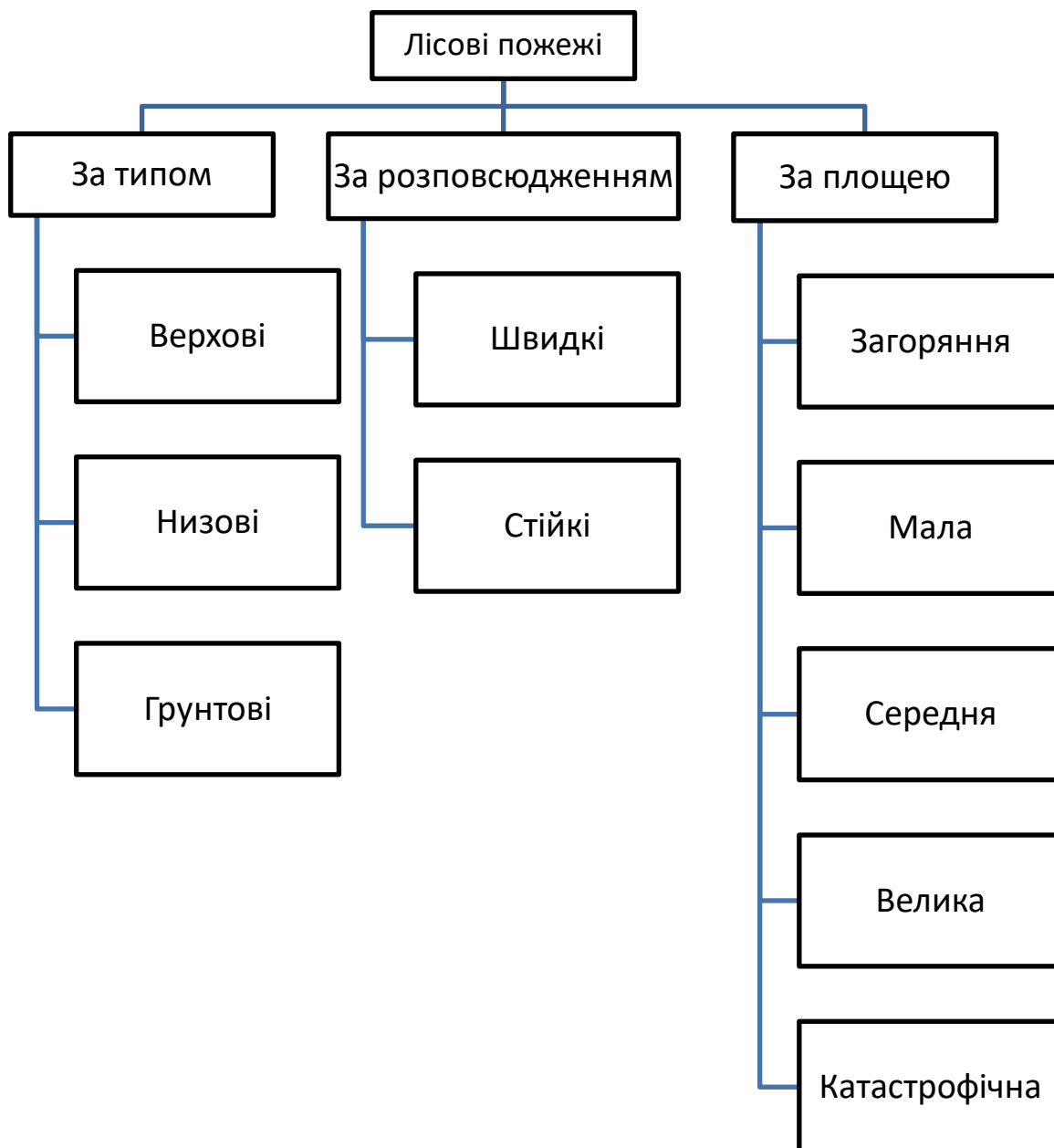


Рис.1.1.

Класифікація лісових пожеж [30]

Така класифікація дозволяє врахувати основні фактори, що впливають на виникнення та розвиток лісових пожеж. Так лісові пожежі можуть бути швидкими (при високій швидкості вітру) та стійкими. Окремо варто розглядати трав'яні пожежі, які називаються іноді, як сільськогосподарські пали.

Під час верхової пожежі горять крони дерев. Верхові пожежі, так як і низові, поділяються на швидкі та стійкі. При побіжній верховій пожежі вогонь швидко поширюється по кронах дерев у напрямку вітру, а при стійкій (повальній) – вогонь поширюється по всьому деревостояю: від підстилки до крон. Горять окремі дерева та куртини. Виникнення та розвиток верхових пожеж походить від переходу вогню низових пожеж на крони хвойних деревостанів із низькоопущеними гілками, в багатоярусних з рясним підростом насадженнях, молодняках, а також у гірських лісах. Швидкість верхових пожеж: стійкого – 300...1500м/год (5...25 м/хв), втікача – 4500 м/год і більше (75 м/хв і більше). Верховим пожежам найбільш схильні хвойні молодняки, зарості кедрового стланіка та дуба чагарникової форми (навесні за наявності сухого торішнього листя), у гірських лісах – усі хвойні насадження у верхній частини крутих схилів та на перевалах. Виникненню верхових пожеж у значній мірі сприяють посухи та сильні вітри.

При низовій пожежі горить лісовий опад, що складається з дрібних гілок, кори, хвої, листя, лісової підстилки, сухої трави, живого ґрунта, з трав, мохів, дрібного підросту та кори в нижній частині деревних стовбурів.

За швидкістю поширення вогню та характеру горіння низові пожежі, так само як і верхові бувають швидкими та стійкими. Бігла низова пожежа розвивається найчастіше у весняний період, коли підсихає лише самий верхній шар дрібних горючих матеріалів ґрунтового покриву та торішня трав'яниста рослинність. Швидкість розповсюдження вогню досить значна - приблизно від 180 до 300 м/год (3-5 м/хв) і знаходиться в прямій залежності від швидкості вітру в приземному шарі. Лісова підстилка згоряє на 2-3 см. При цьому ділянки з підвищеною вологістю ґрунтового покриву залишаються недоторканими вогнем і площа, пройдена швидким вогнем, має плямисту форму. Стійка низова пожежа

характеризується повним згорянням ґрунтового покриву та лісової підстилки. Стійкі низові пожежі розвиваються в середині літа, коли підстилка просихає по всій товщині залягання. На ділянках, пройдених стійкою пожежею, повністю згоряє лісова підстилка, підліт і підлісок. Обгоряють коріння та кора дерев, внаслідок чого насадження отримує серйозні ушкодження, а частина дерев припиняє зростання та гине. Швидкість поширення вогню при стійкій низовій пожежі від кількох метрів на годину до 180 м/год (1-3 м/хв). По висоті полум'я горіння кромки низові пожежі характеризуються як слабкі (висота полум'я до 0,5 м), середні (висота полум'я до 1,5 м) та сильні (висота полум'я понад 1,5 м) [31].

Окремо варто розглядати трав'яні пожежі (сільськогосподарські пали) - спалювання сухої трави на сільськогосподарських угіддях, луках та пасовищах, у долинах річок. Зазвичай трав'яні пожежі виникають у весняний період. При трав'яних палах горить торішня суха трава і стерня, залишена у полі. Швидкість розповсюдження пожежі залежить від швидкості вітру. При сильній пожежі вогонь рухається швидко. Часто в зволжених місцях частина трави залишається незайманою вогнем, а окремі куртини – непрогорілими. При слабкому вітрі – швидкість поширення значно менше. При цьому вигоряє вся суха трава. Висота полум'я від кількох сантиметрів на стерні до 1-1,5 м на покладах. До 3-5 м при горінні тростини. Трав'яні пожежі – основна причина виникнення найбільш руйнівних пожеж у лісах та на торфовищах. Ґрунтова пожежа розвивається внаслідок “заглиблення” вогню низової пожежі в підстилку та торф'яний шар ґрунту. Ґрунтові пожежі поділяються на підстилково-гумусний, при якому горіння поширюється на всю товщину лісової підстилки і гумусного шару, і підземна або торф'яна при якому горіння поширюється по торф'яному горизонту ґрунту або торф'яного поклада під шаром лісового ґрунту. За такої пожежі згоряють коріння, дерева вивалюються та падають, як правило, вершинами до центра пожежі. Згарище в більшості випадків має круглу чи овальну форму. Швидкість поширення вогню незначна – від кількох десятків сантиметрів до кількох метрів на добу.

Характеристики основних типів пожеж зазначені в таблиці 1. 1.

Таблиця 1.1. Характеристика лісових пожеж [33]

Параметри пожежі	Значення показників сили пожежі		
	Слабкого	Середнього	Сильного
Низова пожежа			
Швидкість поширення вогню, м/хв	До 1	1-3	Більше 3
Висота полум'я, м	До 0.5	0.5-1.5	Більше 1.5
Верхова пожежа			
Швидкість поширення вогню, м/хв	До 3	3-100	Більше 100
Підземна пожежа			
Глибина пожежі, см	До 25	25-100	Більше 50

Класифікація пожеж за площею визначає:

- Загоряння (вогнем охоплено 0,1-2 гектари);
- Мінімальний (2-20 га);
- Середній (20-200 га);
- Великий (200-2000 га);
- катастрофічний (понад 2000 га).

Також в окремих випадках пожежі класифікують із погляду робіт, пов'язаних з локалізацією та гасінням пожежі, а також порятунком людей та матеріальних цінностей за трьома основними зонами: окремих пожеж; масових та суцільних пожеж; пожеж та тління у завалах.

### **1.3. Проблеми лісів.**

Термін «ліс» відноситься до великої площі землі, густих лісів з деревами та іншими рослинами. З багатьох причин лісові екосистеми мають вирішальне значення. Мільйони рослин та тварин називають ліс своїм будинком. Крім того, вони допомагають у регулюванні клімату, фільтрують повітря і воду та забезпечують безліч цінних ресурсів. Незважаючи на свою цінність, ліси справді стикаються з численними загрозами, такими як знищення, лісові пожежі або вирубування лісів.

Численні ліси знищуються, щоб звільнити місце для сільського господарства або видобутку цінних ресурсів, таких як деревина та корисні копалини.

Крім того, глобальне потепління є серйозною загрозою для лісів. Через пожежі, шкідників та хвороби лісам все більше загрожує небезпека в міру зміни клімату Землі.

Вкрай важливо охороняти ліси, які є справжнім будинком для тварин та рослин. Приймаючи екологічно безпечні рішення, ми всі можемо зробити свій внесок у збереження лісів [32].

Хоча лісові пожежі спонтанно виникають у різних екосистемах, вони можуть бути надзвичайно руйнівними для людей, майна та природних ресурсів. Ці пожежі часто виникають у диких районах від блискавки або людську зневагу. За сприятливих екологічних умов лісова пожежа може спалахнути швидко і широко на великих площах, що підживлюються сухою рослинністю. Лісові пожежники часто кидають усі свої сили на стримування та гасіння лісових пожеж, їм потрібно кілька днів, щоб зупинити це, і деякі з них помирають через це. Дим лісової пожежі та забруднення повітря може становити реальну небезпеку для

здоров'я, а полум'я може зруйнувати чи пошкодити будинки та підприємства. З метою захисту будинків та громад проти лісових пожеж, вкрай важливо мати політику запобігання пожежам та програму реагування на стихійні лиха.

Завдання виявлення та прогнозування лісових пожеж не очевидне, оскільки вони можуть спалахнути де завгодно і швидко поширитися. Однак за допомогою технологічних рішень із використанням IoT та штучного інтелекту можна розробити системи раннього попередження з відповідною точністю. Використання ключових датчиків для вимірювання зміни температури, вологості та швидкості вітру, а також виявлення наявності диму та вогню, на мою думку, є актуальним способом вирішення цього завдання. Зібрані дані цих заходів можуть бути заархівовані, та використані для розробки моделей машинного навчання, здатних прогнозувати ймовірність загоряння. Ми можемо розробити моделі, які передбачають, як ця пожежа буде розвиватися в різних умовах шляхом аналізу даних попередніх пожеж. Створені набори даних про пожежі стануть цінним засобом, який допомагатиме пожежним та іншим аварійно-рятувальним службам ефективно впоратися з лісовими пожежами. Крім того, це може допомогти у виявленні районів із високим ризиком виникнення лісових пожеж, що дозволить проводити профілактичні заходи.

Проводячи систематичний огляд літератури, вбачаю можливість використання Інтернету для виявлення та прогнозування лісових пожеж.

#### **1.4. Аналіз актуальності задачі розпізнавання пожежі.**

Пожежа – це неконтрольоване горіння, що знищує або ушкоджує матеріальні цінності, що створює небезпеку для життя людей . У будь-якій ситуації навіть невелике займання може перерости у стихійне лихо. В даний час ймовірність спалаху та масштабного поширення вогню через природні фактори не перевищує 20%. Більшість лісових пожеж спровоковано діяльністю громадян [32]. Найбільш поширені причини виникнення пожежі у лісі:

1. безвідповідальна поведінка людей;
2. дитяча витівка з вогнем;
3. спалювання сміття поблизу житлових будинків та на території, прилеглої до лісових масивів;
4. удар блискавки;
5. підпал.

Інфрачервоне випромінювання – електромагнітне випромінювання, яке займає область на спектрі між червоним світлом та короткохвильовим радіовипромінювання. Вперше воно було виявлено у 1800 році астрономом Вільямом Гершелем. Його іноді називають «тепловим випромінюванням», оскільки інфрачервоне випромінювання від нагрітих тіл сприймається шкірою людини як відчуття тепла. Таке випромінювання випускають усі тіла, температура яких відрізняється від нуля. Інфрачервоне випромінювання широко використовується в промисловості, наукових дослідженнях та медицині. У цій галузі, існує величезне кількість розробок, заснованих на електромагнітному випромінюванні, наприклад: прилади для спостереження в темряві, прилади для дистанційного вимірювання температури тіл і прилади для виявлення цілей щодо їхнього власного теплового інфрачервоного випромінювання (термографія). Ці прилади перетворюють зовнішній фотон світла на електрони, які підсилюють хімічні та електричні процеси і перетворюються назад на видиме джерело світло.

Використання даних у тепловому інфрачервоному фільтрі дозволяє уникнути роботи із задимленням та збільшити точність роботи алгоритму розпізнавання, знизивши відсоток похибки.

Виявлення пожежі на ранній стадії до її переростання в катастрофічна подія має вирішальне значення для нейтралізації пожеж та порятунку життя та майна людей. Через швидке поширення пожежі, важливо виявити його на стадії перших проявів вогню. Датчикам, які виявляють присутність частинок, що утворюються в результаті диму та вогню, шляхом іонізації, потрібна безпосередня близькість до вогню. Ці пристрої не можуть бути застосовані у великих масштабах на відкритому повітрі, наприклад, у лісі. Більше того, вони не можуть надати інформацію про початкове місцезнаходження пожежі, напрямі поширення диму, розмірі, швидкості зростання пожежі і т.д. Супутникові системи, стаціонарні віддалені камери та пілотовані літаки - це звичайні технології дистанційного моніторингу пожеж для надання інформаційних даних про стихійне лихо. Однак ці технології мають низку обмежень з точки зору вартості, тимчасового та просторового дозволу. Для подолання цих обмежень та розширення можливостей традиційних систем, є перспективним використання можливостей безпілотних літальних апаратів (далі БПЛА). В останні роки, з постійним розвитком технологій, БПЛА стали застосовуватися в багатьох областях, таких як метеорологічні дослідження, моніторинг стихійних лих, інспекція ліній електропередач та рятувальних операцій. Зокрема, легкі та малогабаритні БПЛА відрізняються низькою вартістю, простотою в експлуатації та гнучкістю маневрування. У порівнянні з тепловізійними системами, інфрачервоними та багатоспектральними датчиками, безпілотні літальні апарати, оснащені звичайними камерами для дослідження пожеж, мають ряд переваг – низька ціна, простота експлуатації, тощо [16].



### 1.4.1 Проблеми моніторингу пожеж.

Лісові пожежі залишаються одним із потужних природних факторів, які впливають на глобальні зміни навколишнього середовища, що відбуваються на планеті. Серед методів контролю стану лісів з точки зору оперативного виявлення пожеж на ранній стадії їх розвитку поряд з широко відомими наземними системами спостереження (візуальними, телевізійними тощо) та авіаційним патрулюванням також використовуються системи супутникового моніторингу. Хоча охоплення території при цьому досягається досить велике, але саме через це точність і своєчасність виявлення пожежі або попереднього стану тільки за допомогою обробки даних із супутників, в даний час, недостатня.

З іншого боку, використання для цілей моніторингу безпілотних літальних апаратів (БПЛА) вимагає досить великої їх кількості через незначну площу огляду, хоча і з більшою роздільною здатністю, ніж у звичайних метеосупутників. Цікавим є порівняння ефективності використання даних із супутників і з БПЛА окремо, а також у режимі спільного їх використання.

Ідея спільного використання даних супутникового моніторингу та даних, одержуваних з БПЛА, у вигляді певної автоматизованої системи ґрунтується на тому, що якщо мати орієнтовну прив'язку до більш-менш локалізованої проблемної ділянки території, то направлення у вказану ділянку БПЛА дозволить провести позиціонування та виявити проблему на потрібному рівні точності. У той же час використання одних лише БПЛА без даних супутникового моніторингу є не дуже ефективним процесом випадкового блукання і, відповідно, випадкового виявлення вогнища лісової пожежі або іншої позаштатної ситуації.

У найпростішому варіанті оцінки ефективності за таку потрібно прийняти середній час, необхідний виявлення вогнища лісової пожежі з урахуванням ймовірності помилкової тривоги і/або пропуску події. У загальному вигляді автоматизовану систему аерокосмічного моніторингу лісових пожеж можна уявити так (рис. 1.2).

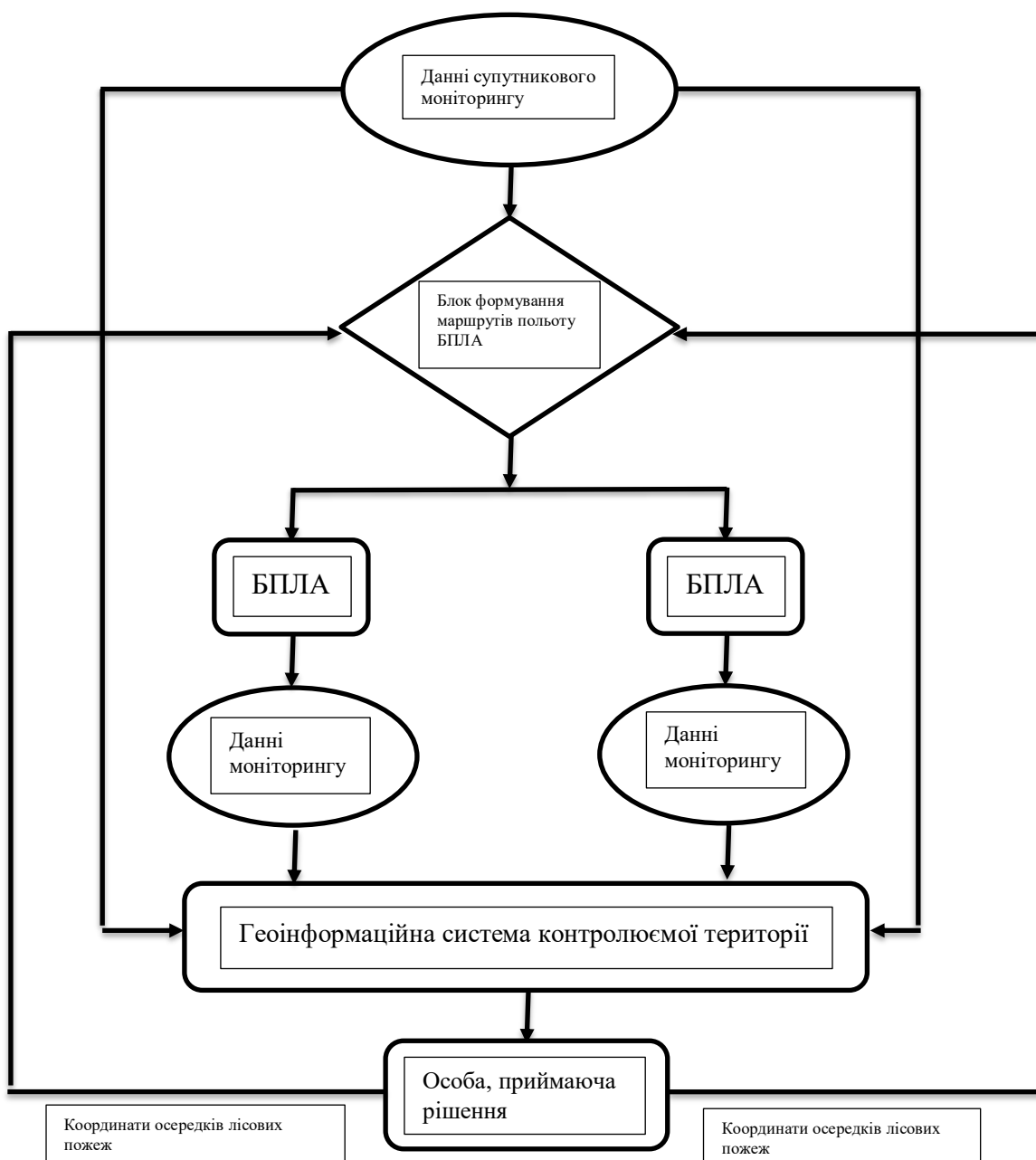


Рис. 1.2. Структура автоматизованої системи аерокосмічного моніторингу лісових пожеж

Дані супутникового моніторингу зберігаються в постійно оновлюваній електронній бібліотеці даних дистанційного зондування Землі з космосу супутниками NOAA, Terra та іншими супутниками низького та середнього просторового дозволу із широким діапазоном охоплення. Супутникові дані

відображаються на електронній карті з масштабом 1:100000 геоінформаційної системи контрольованої території. Ця інформаційна система включає базу даних про лісонасадження, населені пункти, потенційно небезпечні об'єкти, що охороняються, території та інші елементи інфраструктури контрольованої території.

Особа, яка приймає рішення (ОПР), якщо виявлені за результатами супутникового моніторингу вогнища лісових пожеж знаходяться поблизу об'єктів інфраструктури контрольованої території та представляють для них потенційну небезпеку, що дає керуючий сигнал – команду для формування маршрутів польоту БПЛА до виявлених за даними супутникового моніторингу вогнищ лісових пожеж. У блоці формування маршрутів польоту БПЛА в автоматичному режимі здійснюється закладка в польотне завдання маршрутів польоту БПЛА до виявлених вогнищ лісових пожеж. Дані авіамоніторингу з БПЛА в режимі реального часу відображаються на великомасштабній електронній карті з масштабом не менше, ніж 1:5000, у геоінформаційній системі контрольованої території, що дозволяє ОПР детально оцінити обстановку, що складається, і ступінь загрози для об'єктів, що захищаються, і прийняти ефективні управлінські рішення.

Для оцінки ефективності розглянутої вище автоматизованої системи аерокосмічного моніторингу лісових пожеж необхідно оцінити окремо ефективність підсистеми супутникового моніторингу та підсистеми аеромоніторингу за критерієм мінімізації середнього часу виявлення вогнища лісової пожежі. Важливість вибору саме цього критерію визначається надзвичайно високою швидкістю поширення лісового пожежі. Після цього необхідно оцінити ефективність автоматизованої системи аерокосмічного моніторингу лісових пожеж у разі спільного використання зазначених вище підсистем.

### 1.4.2. Проблеми супутникового моніторинга

Питанням супутникового моніторингу територій для вирішення різних наукових та прикладних завдань присвячено досить багато робіт. Що стосується вирішення завдання супутникового моніторингу лісових пожеж насамперед слід зазначити роботи (6).

Розглянемо деякі аспекти супутникового моніторингу з прикладу функціонування супутника NOAA, що входить до складу метеорологічної орбітального угруповання США. Система супутникового моніторингу лісових пожеж, що базується на п'ятиканальних скануючих радіометрах AVHRR, розміщених на супутниках NOAA, характеризується такими параметрами: тип орбіти (полярна), її висота (870 км) та кількість що знаходяться на орбіті супутників (до 4 одночасно), що дозволяє здійснювати контроль території з періодичністю до десяти та більше разів на добу. Передбачається наявність у приладі AVHRR спектрального каналу із довжиною хвилі 2,75 мкм (Частота, близька до максимальної інтенсивності інфрачервоного випромінювання лісових пожеж), а також каналів у видимій та дальній ІЧ області спектру.

Ці канали дозволяють розділяти пожежі, деякі атмосферні фони та поверхневі об'єкти, які не помітні в каналі 2,75 мкм. Крім того, смуга огляду приладу AVHRR сягає майже 3000 км. Це пов'язано в тому числі і з одним з основних недоліків цього приладу - з порівняно низькою просторовою роздільною здатністю сканера AVHRR (у супутниковій точці приблизно 1 км<sup>2</sup>). Остання обставина обумовлює складність використання даних цього приладу для ефективного вирішення проблеми раннього виявлення лісових пожеж. Саме це завдання є одним з центральних завдань супутникового моніторингу лісових територій.

Для вдосконалення систем супутникового моніторингу лісових пожеж (територіального, федерального, відомчого рівнів) необхідно здійснювати порівняльну оцінку їх ефективності, що, ще потребує досить великого обсягу робіт.

Основною базовою інформацією у завершеній геоінформаційній системі моніторингу лісових пожеж має бути картографічна база даних щодо стану лісового та ґрунтового покриву. Ці дані необхідні насамперед для оцінки просторового розподілу ступеня пожежної небезпеки на заданій території. Однак зараз прогностичний блок пожежонебезпеки території не реалізований із необхідною модельною точністю. У цьому великого значення набувають системи моніторингу.

При цьому аерокосмічні засоби мають забезпечувати рішення наступних основних завдань:

- раннє виявлення лісових пожеж, що виникають з визначенням їх координат, площі вогнищ горіння та оперативне доведення інформації до споживачів;

- спостереження за динамікою розвитку раніше виявлених лісових пожеж до їх повної ліквідації або мимовільного припинення визначенням напрямків переміщення та швидкості поступального руху кромки пожежі;

- енергетична діагностика краю лісових пожеж з оцінкою рівня інтенсивності тепловиділення;

- Визначення величини снігозапасу, спостереження за кордоном сходу сніжного покриву;

- Визначення метеорологічних параметрів атмосфери (хмарність, осередки гроз, температура повітря, поле вітру);

- визначення температури поверхні, вологості ґрунту, фенологічний стан лісів, лісопірологічне районування лісового фонду;

- оцінка ступеня пожежної небезпеки для прилеглих до зони пожежі ділянок насаджень та прогнозування розвитку лісових пожеж;

Перерахуємо основні вимоги до системи супутникового моніторингу пожежонебезпеки :

1. Виявлення лісових пожеж має здійснюватись на території лісового фонду країни, обмеженої 45-72 градусами п. ш. та 20–170 градусами с. д., загальною площею 1180 млн. га.

2. Періодичність огляду території з метою виявлення лісових пожеж та стеження за динамікою їх розвитку з моменту настання і до закінчення пожежонебезпечного сезону у світлий час доби не повинна перевищувати 1 години, а в нічний час – 3 години. З урахуванням недостатніх технічних можливостей допустима і менша періодичність огляду, оскільки в чинній системі періодичність авіаційного спостереження становить менше 1 разу на добу.
3. Інформація про задимленість території в районах лісових пожеж, а також про димові шлейфи і димові колонки повинна видаватися не менше двічі на світлий час доби.
4. Ймовірність виявлення лісових пожеж площею до 0,1 га має бути не менше 0,8, площею до 0,5 га – 0,95 та площею до 2 га – 0,99,. Ймовірність правильного розпізнавання ресурсної хмарності має бути не менше 0,95.
5. Точність визначення координат лісових пожеж – 0,5 км. Допустима похибка при оперативному визначенні меж пожеж 50-100 м, а площ пожеж – 10–15%.
6. Точність визначення меж задимленості території у районі пожежі має бути не гірше 1 км.

Аналіз літературних даних дозволяє зробити такі висновки.

1. Моніторинг лісових пожеж із космосу складає практично, зазвичай, без атмосферної корекції супутникових даних.

2. Існують поодинокі приклади [7,12] процедур наближеного обліку оптико-геометричних умов спостережень в алгоритмах супутникового моніторингу лісових пожеж. Однак у них не досліджується вплив цього фактора на результативність раннього виявлення вогнищ пожеж із космосу.

Отже, коректне вирішення проблеми раннього виявлення вогнищ пожеж із космосу передбачає створення алгоритмів, які:

(А) або включають у явному вигляді етап атмосферної корекції, яка дозволяє зробити вирішальне правило не залежним від оптико-геометричних умов спостереження земної поверхні із космосу;

(В) або адаптовані до атмосферних умов.

Основними супутниками для виявлення лісових пожеж є супутники TERRA та AQUA із встановленим на їх борту спектрометром MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) та супутники NOAA із спектрометром AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer), див [7,12].

Спектрометр MODIS має 44 канали в різних видимих діапазонах, та інфрачервоного спектру. Просторовий дозвіл зображення з супутника для одного пікселя у різних каналах змінюється від 250 м до 1 км. В інфрачервоному діапазоні просторова роздільна здатність дорівнює 1 км. Даний прилад здатний виявити пожежу на площі від 50 м<sup>2</sup> за ідеальних умов зйомки. При зйомці супутниками TERRA та AQUA частота спостережень за певною точкою на поверхні Землі дорівнює від 4 до 12 разів на добу (залежно від географічне розташування території).

Спектрометр AVHRR має 6 каналів. Просторовий дозвіл одного пікселя зображення із супутника дорівнює 1,1 км. Періодичність зйомки від 2 до 4 разів на добу.

Для нормального рослинного покриву більшість випромінювання припадає на 10 мкм.

В рамках здійснення моніторингу пожеж використовують різні методи. Детектування пожеж ґрунтується на виявленні підвищення локальної температури та яскравості. Виявлення пожеж на знімках із космосу можливе завдяки наявності різниці температур земної поверхні та вогнища пожежі, це, у свою чергу, призводить до різниці в тепловому випромінюванні об'єктів пожежі у тисячі разів. При зйомці тепловою апаратурою з просторовим дозволом 1 км, можна виявити вогнище пожежі площею 100 м<sup>2</sup>, а також зону тління площею 900 м<sup>2</sup>. При візуальному виявлення пожежі визначення здійснюють за наявності такої ознаки присутності вогнища горіння в зоні огляду, як димовий шлейф.

Як недоліки супутникового моніторингу необхідно відзначити велику площу мінімально виявленого вогнища займання, яка коливається від 20 до 50 га, невисока періодичність отримання даних (кілька разів на добу) та сильний вплив погодних умов.

Алгоритми для виявлення пожеж діляться на два типи: порогові та контекстуальні. Порогові алгоритми ґрунтуються на перевищенні температури певної точки від норми, яка відповідає температурі земної поверхні. Контекстуальні алгоритми порівнюють температуру сусідніх пікселів, знаходячи аномалії температур на тлі холодніших пікселів.

### **1.4.3. Проблеми аэромониторинга с БПЛА**

Останнім часом системи відеоспостереження, встановлені на безпілотні літальні апарати знаходять все ширше застосування. Групи літальних апаратів, що взаємодіють між собою через мережу зв'язки 5G, застосовуються для вирішення різних завдань: моніторинг місцевості, рятувальні операції, відстеження поширення лісових пожеж, спостереження за сільськогосподарськими територіями [6].

Однак інформація, що збирається з платформи БПЛА для відеомоніторингу, може давати великі обсяги даних, обробка яких неможлива локально тими самими БПЛА, які здійснюють моніторинг.

Збільшується і кількість БПЛА, які використовуються одночасно. Це ставить перед дослідженнями низку завдань. По-перше, кожен учасник групи БПЛА отримує велику кількість відеоматеріалів, яка має оброблятися в реальному часі. Обробка даних більшого обсягу неможлива локально тими ж БПЛА, які здійснюють моніторинг. По-друге, окремі БПЛА повинні перебувати у постійній комунікації один з одним. По-третє, вони можуть спілкуватися з хмарою даних та/або базою даних наземної станції, наприклад, для отримання цифрової моделі місцевості або для пересилання колективно значущої інформації при роботі групи БПЛА на місцях виникнення надзвичайних ситуацій. Але через обмежену пропускну спроможність бездротових каналів, що з'єднують БПЛА з обчислювальною інфраструктурою, встановленою на Землі, розвантаження цих даних створює певні труднощі. Тому для надійного функціонування потрібне дослідження кількісних характеристик якості каналу зв'язку в умовах нестационарного мінливого потоку зовнішніх даних. У цій роботі ми не



торкатимемося цього важливого аспекту, припускаючи використання одного апарату. Патрулювання лісовою авіацією є ефективним засобом виявлення лісових пожеж як реального часу. Однак ця технологія моніторингу має високу вартість на етапі її створення та експлуатації та в даній роботі не розглядається.

Математичною основою розрахунку траєкторій БПЛА є модель випадкового блукання, запропонована у [18,19]. Випадкове блукання пояснює спостерігану поведінку багатьох процесів у різних галузях і служить фундаментальною моделлю для стохастичної активності.

#### **1.4.4. Порівняльний аналіз ефективності різних варіантів використання БПЛА**

Характерні параметри точності та ефективності використання метеосупутники обговорювалися вище. Розглянемо детальніше дві ситуації: самостійний пошук вогнища загоряння за допомогою БПЛА та пошук з використанням корекції супутникових даних.

Для якісного аналізу припустимо, що потрібно виявити вогнище займання площею  $S_f$ , центр якого розташований на відстані  $L$  від початку координат (точки старту).

Варіант 1. Рух БПЛА без супутникової корекції.

У цьому випадку напрямок руху БПЛА є випадковим. Тоді потрібно оцінити середній час  $T$ , за який апарат опиниться на відстані  $L$  від бази, після чого розділити цей час на ймовірність попадання в околиця займання. Характерний розмір вогнища займання  $\sqrt{S_f}$ , так що кут, під яким вогнище «видне» з точки старту, дорівнює  $\sqrt{S_f/L}$ . Тому якщо БПЛА перебуватиме на відстані  $L$  у зазначеному секторі, то вогнище буде виявлено. Ймовірність влучення в нього дорівнює ..

Визначимо тепер середній квадрат відстані, на яку БПЛА віддаляється від старту за час  $t$ . Вважаючи  $r = (x, y)$ , маємо:

$$\langle r^2 \rangle = \frac{1}{4\pi Dt} \int r^2 \exp\left(-\frac{(r-u_0t)^2}{4Dt}\right) dx dy \quad (1.1)$$

Рахуючи швидкість БПЛА ізотропною, отримуємо

$$(1.2)$$

$$\langle r^2 \rangle = \frac{1}{4\pi Dt} (x^2 + y^2 + u_0^2 t^2) \exp \int \left(-\frac{x^2 + y^2}{4Dt}\right) dx dy = u_0^2 t^2 + Dt$$

Прирівнюючи цю відстань величині  $L$ , отримуємо характерний час, який потрібен для віддалення на цю відстань від центра:

$$(1.3)$$

$$T_1 = \frac{D}{2u_0^2} (\sqrt{1 + \Pi^2} - 1), \quad \Pi = \frac{u_0 L}{D/2}$$

Величина  $\Pi$  (1.3) називається числом Пекле. Якщо  $\Pi \ll 1$ , то коефіцієнт дифузії відносно великий, рух переважно рискуючий. Якщо ж  $\Pi \gg 1$ , то рух переважно детермінований, внесок від дифузії малий. Тоді з (1.3) маємо оцінки:

$$(1.4)$$

$$T_1 \approx \begin{cases} \frac{L^2}{D}, & \Pi \ll 1 \\ \frac{L}{u_0}, & \Pi \gg 1 \end{cases}$$

Таким чином, середній час виявлення осередку пожежі можна виявити

діленням результату (6) на  $p = \varphi/(2\pi)$ , що дає величину

(1.5)

$$Q_1 \approx \begin{cases} \frac{2\pi L^3}{D\sqrt{S_f}}, & \Pi \ll 1 \\ \frac{2\pi L^2}{u_0\sqrt{S_f}}, & \Pi \gg 1 \end{cases}$$

Варіант 2. Рух БПЛА із супутниковою корекцією.

У цьому випадку припускаємо, що супутник встановлює район радіусу  $R$ , у якому можлива пожежа, та видає координати центру цього району. Центр розташований на відстані  $L$  від бази. Відмінність цієї ситуації від попередньої полягає в тому, що до точки входження в периметр, що знаходиться на відстані  $L-R$  від бази, БПЛА рухається прямолінійно зі швидкістю  $u_0$  на що знадобиться час  $(L - R)/u_0$ . І лише після досягнення зазначеного району починається блукання за моделлю (рівняння Фоккера-Планка зі зносом і дифузиею щодо щільності функції розподілу  $f(\mathbf{r}, t)$  положення  $\mathbf{r}$  літального апарату (ЛА) в момент часу  $t$ ). Час, що залишився на визначення місця пожежі, обчислюється за формулами (1.5), в яких  $L$  треба замінити на  $R$ . У результаті отримуємо:

(1.6)

$$Q_2 \approx \begin{cases} \frac{L-R}{u_0} + \frac{2\pi L^3}{D\sqrt{S_f}}, & \Pi \ll 1 \\ \frac{L-R}{u_0} + \frac{2\pi L^2}{u_0\sqrt{S_f}}, & \Pi \gg 1 \end{cases} \quad (1.6)$$

Легко перевіряється, що з  $L > R$  завжди  $\theta_2 < \theta_1$ . Наприклад, при  $\Pi \gg 1$  з порівняння (1.5) та (1.6) отримуємо, що при локалізації пожежі всередині району

об'єкту, тобто за умови  $L > \sqrt{S_f}$  виконується умова

(1.7)

$$2\pi(L - R) > \sqrt{S_f}$$

Очевидно, на практиці характерні часи (7) та (8) можуть відрізнятися на один-два порядки. Наприклад, якщо є спалах у випадково заданому районі лісу на території близько 900 м<sup>2</sup> та супутник позиціонує місце пожежі у квадраті зі стороною 1 км, то при моніторингу лісового масиву площею 400 км<sup>2</sup> отримуємо з (1.5) та (1.6) оцінку  $\theta_1 / \theta_2 = 95$ .

Отже, ефективність від спільного використання двох розглянутих засобів для моніторингу лісопожежонебезпечної обстановки значно збільшується

## РОЗДІЛ 2. АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ СИСТЕМ ТА МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ПОЖЕЖ. РОЗРОБКА КОМПЛЕКСУ ТЕХНІЧНИХ ЗАХОДІВ СИСТЕМИ ПОШУКУ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ ПОЖЕЖ.

### 2.1. Wireless sensor network

Виявлення лісових пожеж було в центрі уваги багатьох дослідників протягом останнього десятиліття через збільшення кількості повідомлень про випадки лісових пожеж з усього світу, через серйозну шкоду, завдану суспільству та навколишньому середовищу. Було запропоновано багато методів виявлення лісових пожеж, таких як системи на основі камер, системи на основі wireless sensor network (далі –WSN) і додатків на основі машинного навчання, як з позитивними так і з негативними перспективами та показниками ефективності. Завдяки вищій ймовірності точного та раннього виявлення, завдяки використанню кількох джерел датчиків і розгортанню вузлів датчиків у зонах, невидимих для супутників, бездротові сенсорні мережі мають більші перспективи, і вони стали технологією для широкого використання.

Багато дослідників зосереджувалися на параметрах навколишнього середовища, таких як температура повітря, відносна вологість, тиск, звук, інтенсивність світла, вологість ґрунту, швидкість і напрям вітру, а також гази, такі як CO, CO<sub>2</sub>, метан, H<sub>2</sub> та вуглеводні, які виділяються при задимленні, щоб з'ясувати умови для виникнення лісової пожежі. Враховуючи можливі коливання цих параметрів під час пожежі були обрані датчики відповідно до діапазону, чутливості, енергоспоживання та вартості.

Оскільки живлення сенсорного вузла є складним завданням у лісистих районах, використовувати лише акумулятори важко, оскільки вони не працюють довго, а розподіл живлення за допомогою дроту вимагатиме вищих витрат для розгортання у великому лісі. Тому багато дослідників пропонували сонячні системи як вторинні джерела живлення разом з акумуляторними батареями як основним джерелом енергії, тоді як деякі дослідники запропонували сонячні батареї, оскільки вони служать довше. Щоб зменшити енергоспоживання

сенсорних вузлів, були запропоновані такі методи, як утримання вибраних компонентів активними, а інші дезактивованими.

Більшість систем виявлення на основі WSN зосереджені навколо базової станції через обмеження пам'яті та обробки вузлів. Важливі та частково оброблені дані передаються на базову станцію через бездротове середовище для обробки та забезпечення відповідних дій, тоді як базова станція також діє як шлюз між вузлами з датчиками та користувачем системи.

Під час побудови WSN головною метою є обмін даними між відповідними об'єктами, а зіркоподібна топологія та мережі на основі сітчастої топології були запропоновані в багатьох роботах завдяки різним атрибутам в їхніх системах. Сітчаста топологія була обрана замість зіркоподібної через її здатність до самоорганізації, самоналаштування та автоматичного визначення себе між вузлами в мережі. Оскільки менша кількість вузлів, залучених до передачі, призводить до меншого споживання енергії, були використані концепції, засновані на центрах кластерів. Для мінімізації втрат енергії та пакетів даних під час передачі, була запропонована структура мережевої топології дерева кластерів. Враховуючи зону покриття вузла, відмовостійкість і енергоспоживання, запропоновано застосувати техніку k-покриття, яка забезпечує виявлення подій за допомогою статичних вузлів зі змінними діапазонами покриття. Цей метод використовує максимальну ефективність виявлення з мінімальним енергоспоживанням. В дослідженнях щодо виявлення рідкісних подій згадується багато стратегій їх виявлення, які забезпечують максимальні можливості виявлення, мінімізовану затримку виявлення та низьке енергоспоживання, наприклад робочий цикл, дезактивація компонентів, перенаселення / надлишковість вузлів, співпраця та збір енергії.

Щоб зменшити витрати на розгортання та енергоспоживання пропонується нова схема локалізації, яка розділяє всю лісову територію на різні сітки та розподіляє їх на відповідні зони з ще вісьмома сусідніми сітками. Один вузол центра з цих сіток, який називається вузлом-ініціатором, визначає чи є зона з високою активністю (НА), середньою активністю (МА) і низькою активністю

(LA). Зони HA безперервно надсилають дані до базового вузла через внутрішній вузол, зони MA надсилають дані періодично, а зони LA не передають дані та перебувають у стані ефективного споживання енергії. Інші дослідження пропонують отримувати дані від датчиків кожні 2 хвилини, якщо є потенційна лісова пожежа, або отримувати дані кожні 15 хвилин в іншому випадку, щоб зменшити втрати енергії.

Щоб розмістити вузли датчиків у найбільш ефективній конфігурації для виявлення умов пожежі, було запропоновано вузли датчиків на трьох різних висотах для виконання різних вимірювань, також запропоновано накрити вузли датчиків, щоб уникнути впливу прямого сонячного світла та мінімізувати частоту помилкових тривог. Оскільки підключення до мережі постачальників послуг у лісових районах не є надійним, методи зв'язку, які використовують виділені мережеві шляхи, такі як LoRa, ZigBee та XBee, використовувалися як комунікаційна інфраструктура. Розглядаючи такі атрибути, як дальність передачі, високий рівень безпеки, низьке енергоспоживання (протокол LPWAN) та інші відповідні конфігурації, у більшості документів пропонується використовувати модуль LoRa для передачі даних.

Більшість досліджень пропонує виявлення пожежі на основі порогових значень на вузлі датчика, і якщо перевищений поріг залишається незмінним, то вузол визначає місце розташування та надсилає сигнал тривоги у пожежну службу. Оскільки параметри навколишнього середовища змінюються залежно від місця та часу, порогові значення налаштовуються користувачем з урахуванням географічної ситуації, кліматичних змін, сезонних змін тощо після того, як датчики отримають дані з навколишнього середовища.

Було запропоновано процес злиття інформації, де інформація з кількох джерел враховується для прийняття остаточного рішення, що краще, ніж використання цих джерел окремо, і використовувалися два алгоритми, засновані на методі порогового співвідношення та теорії Демпстера-Шейфера. Щоб підвищити точність виявлення, у багатьох статтях були запропоновані програми машинного навчання на основі різних підходів до машинного навчання, таких як

класифікація опорних векторних машин (SVM) і методи регресії, такі як логістична регресія. Однак застосування методів машинного навчання до систем виявлення пожежі має багато обмежень, таких як обмежена кількість енергії, енергія, необхідна для обробки даних, короткий діапазон зв'язку та обмежені обчислення, складність алгоритмів ML під час виконання на сенсорних вузлах та складність розподілу на кожному сенсорному вузлі [24].



## 2.2 «FireWatch»

Структурну схему автоматизованої системи виявлення лісових пожеж "FireWatch" представлено на рис.2.1 [35]



Рис. 2.1. Структурну схему автоматизованої системи виявлення лісових пожеж "FireWatch"

До складу системи входять: монохромний датчик (датчик високої роздільної здатності для кристально точної картинки в денний час доби з наступними характеристиками: спектральний діапазон: 0,4 - 0,9 мк; розмір матриці: 1920x1080, 1/1.2 "CMOS; частота кадрів: 47 к/с; режим накопичення: монохромний), датчик нічного бачення (камера ближнього інфрачервоного діапазону для роботи в повній темряві спектральний діапазон: 0,9 - 1,3 мк; розмір матриці: 1920x1080, 1/2.8 "CMOS; частота кадрів: 53 к/с), RGB датчик (кольорова картинка розкладається на три монохромні канали для пошуку диму на кожному з них з наступними характеристиками: спектральний діапазон: 0,4 - 0,9 мк; розмір матриці: 1920x1080, 1/1.2 "CMOS; частота кадрів: 47 к/с; режим накопичення: кольоровий), тепловий датчик (опція) (чутлива тепловізійна камера для виявлення гарячих зон та об'єктів з наступними характеристиками: спектральний діапазон:

7,5 - 13 мк; розмір матриці: 1920x1080; температурна чутливість: 0,08 °С), опорно-поворотний пристрій з такими характеристиками: обертання по горизонту: 360 ° безперервно; обертання по вертикалі: -90 ° ... +45 °; точність позиціонування: ±0.02°; напруга живлення: 24 В; споживана потужність: 20 Вт (без обігріву); 200 Вт (з обігрівом); оптимізовано для роботи у режимі 24/7; інтерфейс керування: Ethernet 1000 Base-TX (RJ45), Ethernet 1000 Base-FX (SFP); температура експлуатації: -50 ° С ... +55 ° С; допустима швидкість вітру: 52 м/с; Клас захисту: IP66.

Система працює шляхом розпізнавання хмар диму. Кожні 6 хвилин сенсор, який зображений на рисунку 2.1, встановлений на висоті 10 метрів над лісовим покривом, обертається на 360 градусів і фіксує наявність диму. У разі виявлення ознак задимлення, сигнал тривоги відправляється через бездротове з'єднання до центра управління, де оператор приймає рішення про подальші дії. Система в режимі реального часу аналізує шість монохромних зображень у пошуках контурів диму на них. Дані з RGB камери додатково розкладаються на три окремі канали для пошуку більш контрастного відображення диму на кожному з них. Принцип роботи системи FireWatch зображено на рисунку 2.3.



Рис. 2.2 - Сенсора системи FireWatch

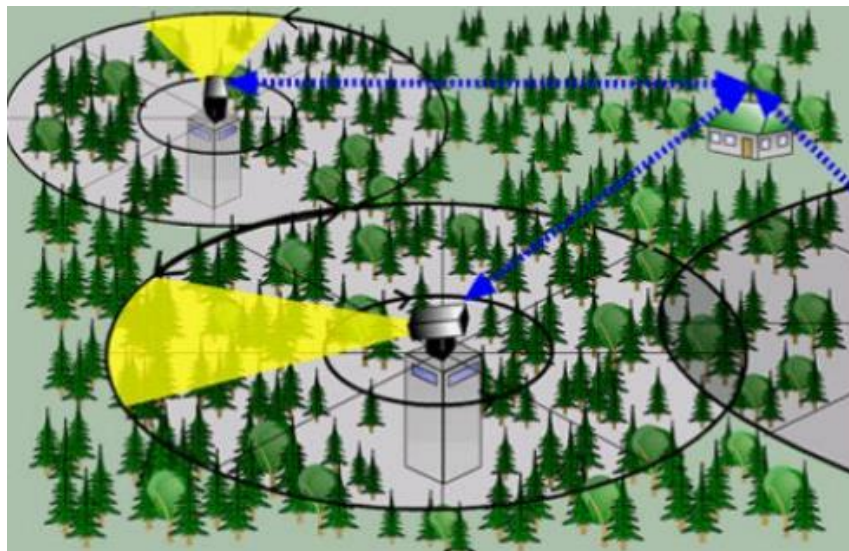


Рис. 2.3 - Принцип роботи системи FireWatch

FireWatch виявляє дим та схожі на дим явища за допомогою мультиспектрального датчика, який включає три-чотири оптичних датчика.

На робочі монітори оператора в режимі реального часу надходить інформація з усіх оптичних блоків, що входять до складу комплексу: панорамні зображення контрольованих областей, окреме відео з обраного оптичного блоку та інтерактивна карта територій, що покриваються комплексом IQ FireWatch.

Використовуючи кілька датчиків, система поєднує в собі переваги оптичного виявлення диму, яке зарекомендувала себе за багато років, з перевагами теплового виявлення та уникає їхніх недоліків залежно від застосування. Таким чином, система може бути оптимально адаптована до всіх вимог.

Основними недоліками цієї системи є: висока вартість установки, обмеженість огляду (наявність сліпих зон) та сильна залежність результату роботи від погодних умов. На деяких територіях нерідким явищем є туман, це означає, що система працюватиме некоректно.

### **2.3. Forest Fire Detection Using Artificial Neural Network Algorithm Implemented in Wireless Sensor Networks**

Юншен Лю, Янсун Ян, Чанг Лю та Юй Гу з Дослідницького інституту мережевих технологій у Китаї запропонували систему виявлення лісових пожеж, засновану на штучній нейронній мережі та реалізовану за допомогою бездротової сенсорної мережі (Wireless Sensor Networks або WSN) [27].

Вчені вважають, що використання системи, яка залежить лише від одного критерію лісової пожежі, збільшує ймовірність помилкових спрацьовувань, тому їхній алгоритм враховує кілька атрибутів. Хоча траплялися й хибні тривоги. Головною причиною їх виникнення була чутливість фотоелектричного блоку виявлення диму до білих частинок від тліючого вогню та пилу.

Модуль виявлення пожежі відповідає за прийняття рішення та надсилає сигнал тривоги. Він містить п'ять сенсорних вузлів, чотири з яких збирають дані про можливе виникнення пожежі. Нейронна мережа реалізована на кожному окремому сенсорному вузлі. П'ятий вузол датчика працює, як базова станція і збирає дані зондування та пожежну тривогу від інших чотирьох вузлів за допомогою бездротового зв'язку.

Для того, щоб безперервно використовувати систему датчиків було ухвалено рішення про встановлення сонячних батарей тому що це самий дешевий та екологічний варіант.

Оскільки в лісі доступне лише переривчасте сонячне світло, вченими було розроблено спеціальну модель сонячної батареї. Енергія сонячної панелі накопичується суперконденсатором.

Модуль інтерфейсу користувача відповідає за відображення даних, зібраних з датчиків. Дані зондування та пожежна сигналізація передаються від базової станції до користувача через Інтернет, тому користувач може знаходитися далеко від системи пожежогасіння.

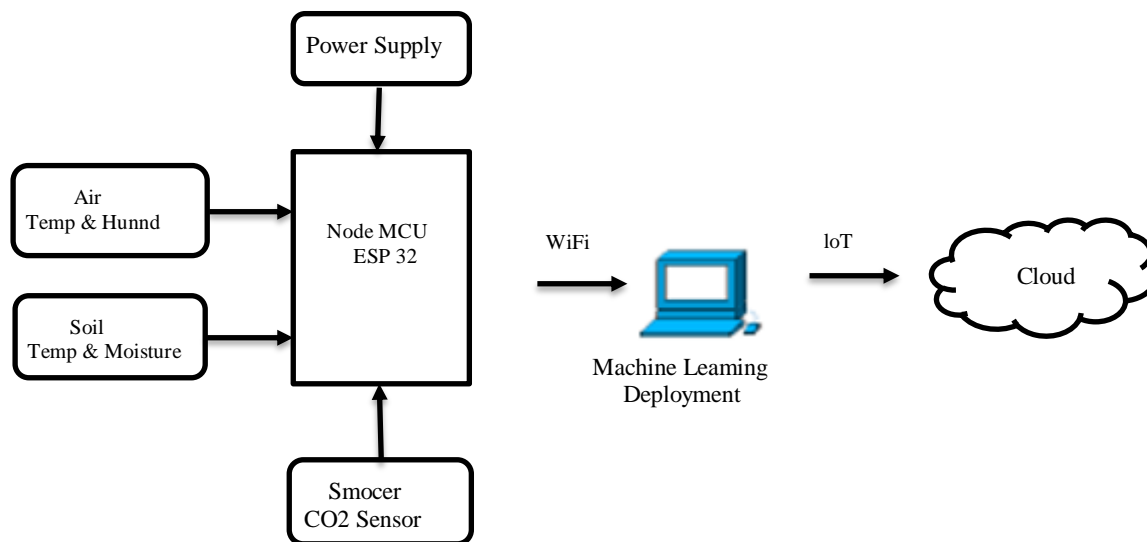
Виявлення подій за допомогою WSN може використовуватися в різних додатках, що вимагають, щоб просторово розподілені сенсорні вузли передавали

інформацію про події на базову станцію у певні періоди часу, виявляючи події [11]. Продуктивність методології виявлення подій залежатиме від апаратних та програмних можливостей невеликих, але потужних вузлів, розміщених у надійному середовищі [28]. У цій роботі ми пропонуємо підхід для машинного навчання дерева рішень для виявлення подій. Було створено різні моделі. Продуктивність запропонованого підходу визначається складністю та точністю [23].

Метою, що стоять перед проектантами системи, були:

- Вивчити різноманітні аспекти боротьби з лісовими пожежами система із використанням іншої платформи.
- Для розробки вбудованої системи, яка відстежує параметри у лісі за допомогою IoT.
- Розробити структуру за допомогою туману для інтелектуальної системи управління лісовими пожежами з використанням машинного навчання.
- Перевірити та проаналізувати запроповану продуктивність системи.

Блок-схему системи наведено на рис. 2.4.



*Шар датчиків*

Шар туману

Хмарний шар

Рис. 2.4. Блок-схема системи

Як компоненти використовується вузол MCU ESP 32. ESP32 - це серія недорогих систем з низьким енергоспоживанням, вбудовані мікроконтролери з вбудованим Wi-Fi та дворежимний Bluetooth. У серії ESP32 використовується або мікропроцесор Tensilica Xtensa LX6, як у двоядерному, так і в одноядерному варіантах, двоядерний мікропроцесор Xtensa LX7 або одноядерний мікропроцесор RISC-V і включає вбудовані антенні перемикачі, радіочастотний балун, підсилювач потужності, малощум'я модулі управління живленням. ESP32 створений та розроблений Espressif Systems, китайська компанія з Шанхаю, виробляється TSMC з використанням їх 40-нм техпроцесу. Він є наступником мікроконтролера ESP8266.



рис. 2.5

ESP WROOM-32 module with ESP32-D0WDQ6 chip

Запропонована система виявлення фокусується на двох функціях:

- (1) раннє виявлення та
- (2) повідомлення відповідної влади про необхідність порятунку.

По-перше, блок виявлення складається з детекторів диму, тепла та сповіщувачів; крім того, камера прикріплена до перевірки фактичного зображення.

По-друге, залежно від ступеня контролер виконуватиме ряд одночасних операцій; оскільки це пролунає сигнал тривоги для негайного повідомлення, увімкніть розбризкувач води, включити електроживлення та повідомити аварійно-рятувальні служби, а також власника, передавши повідомлення, включаючи адресу об'єкта .

Сенсорний шар

Моніторинг параметрів у сценарії «Лісова пожежа», який використовував для чутливої до клімату навколишнього середовища температуру повітря та

датчики вологості, температури та вологості ґрунту та датчик диму/CO<sub>2</sub> розгорнутий на сенсорному рівні.

### Шар туману

Основним завданням цього рівня є прийняття рішень, управління діями на сенсорному рівні та надсилання відповідних даних на хмарний рівень для працівників лісового відділу. Система прийняття рішень буде побудована на основі алгоритму машинного навчання, що має кілька етапів обробки.

- Генерація даних від датчиків, розгорнутих на сенсорному рівні.
- Збір даних пристроями IoT і особливо датчиками, які можуть збирати в режимі реального часу або невеликими партіями згенеровані дані (температура, вологість тощо).
- Агрегація даних, зібраних у цільовій базі даних.
- Фільтрування даних, що зберігаються: на цьому етапі алгоритми можуть запускатися для очищення та уточнення даних.
- Класифікація даних на основі сфери їх використання.
- Обчислення: на цьому етапі будуть виконуватися розрахунки (наприклад, кількість води, що перекачується) за секретними даними.
- Прийняття рішень на основі зроблених прогнозів та візуалізації даних у вигляді звітів чи інформаційних панелей.

Дані з шару датчиків, які потім обробляються шаром туману, будуть візуалізовані на хмарному рівні за допомогою програми на основі інтерфейсу користувача, яке допоможе співробітнику лісового відділу контролювати стан лісового середовища.

.

## 2.4. Image-Based Fire Detection Using Neural Networks

Wen-Bing Horng та Jian-Wen Peng з Тайванського університету (факультет комп'ютерних наук та інженерії) розробили алгоритм виявлення вогню на основі зображень з використанням нейронних мереж зворотного розповсюдження [4]. Цей метод складається з трьох етапів: сегментація моделі кольорового полум'я, видалення несправжніх областей, які схожі на пожежу та оцінка пожежонебезпеки. На першому етапі три компонента HSI моделі (тон, насиченість та яскравість) кожного пікселя подаються на навчання нейронній мережі. Якщо піксель не відноситься до виявленої області полум'я, він зафарбовується чорним в інакшому разі колір не змінюється. Помилковими полями може бути відображення полум'я та об'єкти із схожими кольорами. У першій ситуації область можна відфільтрувати шляхом видалення пікселів із найменшою інтенсивністю. У другому випадку враховується колір фону об'єкта. Якщо він аналогічний чи дуже схожий, то метод різниці видалить об'єкт із зображення.



## РОЗДІЛ 3. МАТЕМАТИЧНІ ОСНОВИ АЛГОРИТМУ РОЗПІЗНАВАННЯ ПОЖЕЖІ

### 3.1. Згорткові нейронні мережі

Згорткова нейронна мережа (Convolutional Neural Network — ConvNet/CNN) — це Deep Learning-алгоритм, який може приймати вхідне зображення, надавати важливість (засвоювані ваги та зміщення) різним областям/об'єктам у зображенні і може відрізнити одне від одного. Попередньої обробки ConvNet потрібно значно менше в порівнянні з іншими алгоритмами класифікації. У той час, як у примітивних методах фільтри сконструйовані вручну, ConvNets при достатньому навчанні здатні вивчати ці фільтри/характеристики [5].

Архітектура ConvNet схожа з архітектурою зв'язності нейронів у людському мозку і була натхненна організацією зорової кори. Окремі нейрони реагують на подразники лише у обмеженій зоні поля зору, відомої як рецептивне поле. Сукупність таких полів накладається щоб покрити всю зону поля зору.

Згорткові нейронні мережі працюють на основі фільтрів [6], які займаються розпізнаванням певних характеристик зображення (наприклад, прямих ліній). Фільтр – це колекція ядер, іноді у фільтрі використовується одне ядро. Ядро - це звичайна матриця чисел, званих вагами, які "навчаються" з метою пошуку на зображеннях певних характеристик. Фільтр переміщається вздовж зображення і визначає, чи є певна потрібна характеристика в конкретній його частині. Для отримання відповіді такого роду відбувається операція згортки, яка є сумою творів елементів фільтра та матриці вхідних сигналів.

Згорткова нейронна мережа (ЗНМ) (англ. Convolutional Neural Network) – це особлива архітектура штучної нейронної мережі, що імітує особливості зорової області кори головного мозку [11].

На противагу до багат шарового персептронну ЗНМ мають наступні відмінні ознаки:

- 1) Локальна повнозв'язність: відповідно до концепції рецептивних полів, ЗНМ використовують просторову локальність шляхом застосування схеми

локальної зв'язності між нейронами сусідніх шарів. Таким чином, ця архітектура забезпечує можливість навченим «фільтрам» (ядрам згортки) виробляти найсильніший відгук на просторово-локальний вхідний образ. Структура із багатьох таких шарів еквівалентна використанню нелінійного фільтру і є чутливою до більшої області піксельного простору. Таким чином, мережа спочатку створює представлення дрібних деталей входу, а потім з них збирає представлення більших областей [11].

2) *Спільні ваги*: у ЗНМ кожен фільтр повторюється на всьому зоровому полі. Ці повторні вузли використовують спільну параметризацію (вектор ваг та порогів) та формують карту ознак. Це означає, що всі нейрони у заданому згортковому шарі реагують на одну й ту ж саму ознаку в межах свого рецептивного поля. Повторювання вузлів, таким чином, дозволяє виявити ознаки незалежно від їхнього положення в зоровому полі, забезпечуючи властивість інваріантності відносно зсуву [11].

Разом ці властивості дозволяють ЗНМ досягати кращого узагальнення на задачах розпізнавання зображень. Спільне використання ваг різко зменшує кількість вільних параметрів, завдяки яким навчається мережа, знижуючи вимоги до пам'яті для роботи мережі та уможливаючи тренування більших, потужніших мереж [11].

ЗНМ мають наступні відмітні ознаки:

1) *Тривимірні смості нейронів*. Шари ЗНМ мають нейрони, впорядковані в 3 вимірах: ширина, висота та глибина. Нейрони всередині шару є з'єднаними лише з невеликою областю попереднього шару, що називається рецептивним полем. Для формування архітектури ЗНМ складають різні типи шарів, як локально-, так і повноз'єднані.

2) *Локальна з'єднаність*: відповідно до концепції рецептивних полів, ЗНМ використовують просторову локальність шляхом застосування схеми локальної з'єднаності між нейронами сусідніх шарів. Таким чином ця архітектура забезпечує, що навчені «фільтри» виробляють найсильніший відгук до просторово локального вхідного образу. Складання багатьох таких шарів веде до

нелінійних фільтрів, що стають все глобальнішими (тобто, чутливими до більшої області піксельного простору), так що мережа спочатку створює представлення дрібних деталей входу, а потім з них збирає представлення більших областей.

3) *Спільні ваги*: В ЗНМ кожен фільтр повторюється на всьому зоровому полі. Ці повторні вузли використовують спільну параметризацію (вектор ваги та упередженості) та формують карту ознаки. Це означає, що всі нейрони в заданому згортковому шарі реагують на одну й ту ж саму ознаку в межах свого рецептивного поля. Повторювання вузлів таким чином дозволяє ознакам бути виявленими незалежно від їхнього положення в зоровому полі, забезпечуючи таким чином властивість інваріантності відносно зсуву.

Разом ці властивості дозволяють ЗНМ досягати кращого узагальнення на задачах бачення. Спільне використання ваг різко зменшує кількість вільних параметрів, на яких вчиться мережа, знижуючи таким чином вимоги до пам'яті для роботи мережі та уможливлуючи тренування більших, потужніших мереж.

Згорткова нейронна мережа будується на основі операції згортки, що дозволяє навчати ЗНМ на окремих частинах зображення, ітераційно збільшуючи локальну область навчання окремого ядра згортки.

Припустимо, що  $x(t)$  – деяка функція при  $t \in \mathfrak{R}$  [11].

Тоді згортка  $x(t)$  з ядром  $k(t)$  – це функція  $S(t)$ , яка визначається як

$$S(t) = (x \cdot k)(t) \equiv \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)k(t - \tau)d\tau. \quad (3.1)$$

Якщо функція дискретна, тобто  $t \in Z$ , то

$$S(t) = (x \cdot k)(t) \equiv \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} x(\tau)k(t - \tau)d\tau. \quad (3.2)$$

Якщо  $I(i, j)$  – зображення, то згортку зображення  $I(i, j)$  з ядром  $K(t, s)$  буде записано як

$$S(i, j) = (I \cdot K)(i, j) \equiv \sum_{m=0}^i \sum_{n=0}^j I(m, n)K(i - m, j - n), \quad (3.3)$$

де  $m, n$  – поточне положення ядра відносно зображення  $I(i, j)$  з розміром  $i \times j$ .

Архітектура цієї мережі реалізує такі аспекти [6]:

1) Локальне сприйняття. Воно передбачає, що на вхід одного нейрона подається не все зображення (чи виходи попереднього шару), а лише деяка його

область. Такий підхід дозволив зберегти топологію зображення від шару до шару за значного скорочення обсягу обчислень. В результаті кожен нейрон наступного шару отримує інформацію не від усього попереднього шару, а лише від його частини, яка описується локальним рецептивним полем (зазвичай вибирають його розміром  $5 \times 5$ ). Завдяки скануванню цілої області, а не окремих точок, цей підхід дозволяє врахувати тонкі, глибинні властивості зображення, що дозволяє значно збільшити якість розпізнавання.

2) Роздільні ваги. Дана концепція дозволяє для великої кількості зв'язків використовувати відносно невелику кількість параметрів – вагових коефіцієнтів. Досягається це завдяки тому, що це нейрони однієї карти ознак мають однакові вагові коефіцієнти. В результаті процес навчання мережі проходить набагато швидше та точніше, ніж у звичайного перцептрона. При цьому від такого припущення точність розпізнавання не зменшується.

3) Субдискретизація. Її суть полягає у зменшенні просторової розмірності зображення. Вона виявляється у тому, що є шари з однойменною назвою, які виділяють нові риси зображення, але зменшують його розмір, не втрачаючи вже виділені ознаки. Субдискретизація дозволяє досягти часткової інваріантності до масштаба.

### **3.2. Класифікація шарів згорткової мережі**

Ключовим моментом в розумінні ЗНМ є поняття так званих спільних ваг, тобто частина нейронів деякого шару нейронної мережі може використовувати одні й ті самі вагові коефіцієнти. Нейрони, що використовують одні й ті самі ваги, об'єднуються в карти ознак (англ. *feature maps*), а кожен нейрон карти ознак пов'язаний з частиною нейронів попереднього шару. При обчисленні мережі виходить, що кожен нейрон виконує згортку деякої області попереднього шару (яка визначається множиною нейронів, пов'язаних з даними нейроном). Шари нейронної мережі, побудовані описаним чином, називаються згортковими шарами. Крім згорткових шарів в згортковій нейронній мережі можуть бути шари агрегації (субдискретизації), що виконують функції зменшення розмірності карти ознак, і повнозв'язні шари (класифікатор, який знаходиться на виході мережі).

Згорткові шари та шари агрегації можуть чергуватися, найчастіше шари агрегації розміщують за шарами згортки [11, 12].

Згорткові нейронні мережі можуть мати багатовимірні шари (в основному використовуються двовірні, наприклад, в мережах, що обробляють зображення, і тривимірні, наприклад, для кольорового зображення) декількох типів [11, 12].

Відносно завдань розпізнавання об'єктів на зображеннях вхідний шар найчастіше представляється у вигляді тривимірної сітки, розміри якої залежать від вхідного зображення,

$$In = W \cdot H \cdot D, \quad (3.4)$$

де  $In$  – розмірність вхідного шару мережі;  $W$  – ширина вхідного зображення;  $H$  – висота вхідного зображення;  $D$  – глибина або кількість кольорових каналів зображення.

Умовний вигляд вхідного шару загорткової нейронної мережі представлено на рис. 3.1, де наведено приклад представлення зображення у форматі RGB [11, 12].

Загальний вигляд ЗНМ показано на рис. 3.2.

Комбіновану мережу, яка складається з згорткової нейронної мережі, класифікатора та розгорткової нейронної мережі наведено на рис. 3.3. Така архітектура дозволяє не тільки розпізнавати елементи зображення, а й помічати на ньому розпізнанні елементи. Розгорткова нейронна мережа є дзеркальним відображенням згорткової нейронної мережі [12].

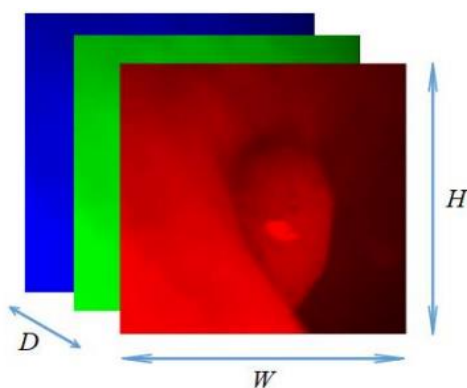


Рис. 3.1. Умовний вигляд вхідного шару згорткової нейронної мережі



Рис. 3.2. Загальний вигляд згорткової нейронної мережі

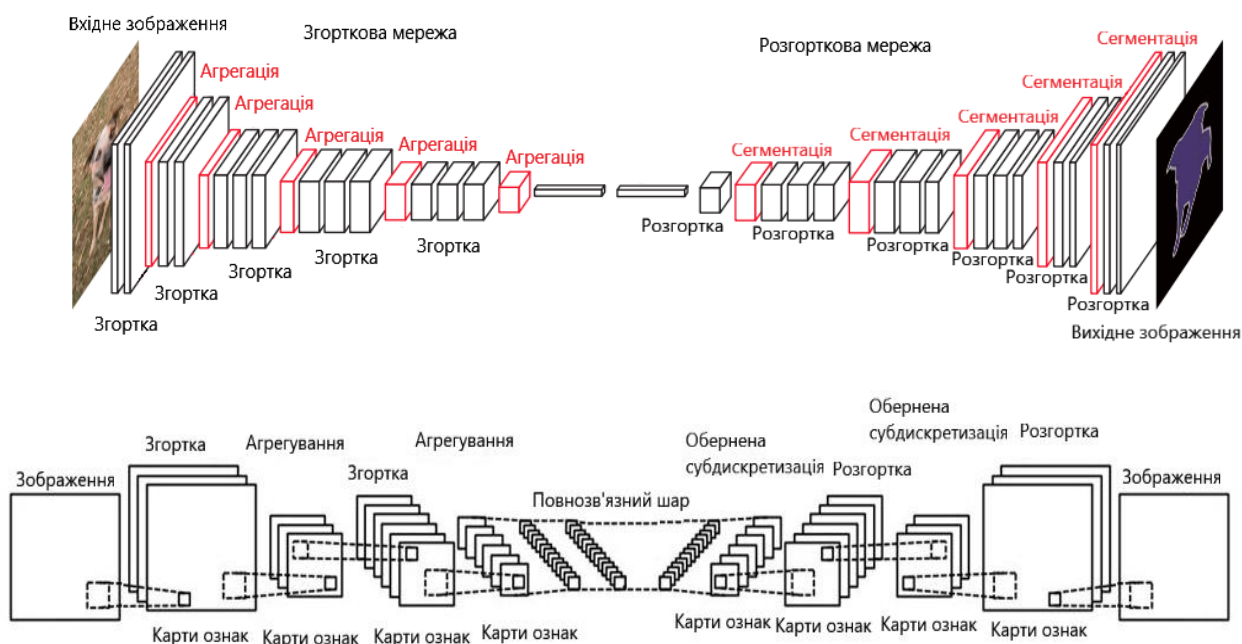


Рис. 3.3. Комбінована згорткова нейронна мережа

### 3.3. Виявлення та локалізації об'єктів заданих класів

Розглядається проблема застосування штучних згорткових нейронних мереж у задачі виявлення та локалізації об'єктів заданих класів. До появи спеціалізованих нейромереж для виявлення об'єктів заданих класів зазвичай використовувався підхід, згідно з яким зображення проходило ковзним вікном, для кожного положення вікна обчислювалася карта ознак, наприклад, за допомогою гістограми спрямованих градієнтів або попередньо навченої нейронної мережі, яка в подальшому надходила на якийсь класифікатор [5]. Як класифікатор, наприклад, міг використовуватися класифікатор на основі машин опорних векторів (SVM – support vector machine) [6].

В даний час завдання виявлення та класифікації об'єктів прийнято вирішувати за допомогою штучних згорткових нейронних мереж. Це зумовлено низкою причин:

1. суттєвий прогрес у галузі створення графічних процесорів;
2. великий обсяг даних для навчання;
3. найкращі результати порівняно з класичними підходами;
4. велика кількість спеціалізованих програмних пакетів для підготовки даних, навчання та використання нейронних мереж.

Нейросетевые архітектури виявлення і розпізнавання об'єктів можна розділити на великі групи:

1. Архітектури, що обробляють регіони на зображенні (R-CNN).
2. Архітектури, що обробляють зображення, що надійшло повністю (YOLO, SSD).

### 3.3.1. Постановка задачі

Нехай існує зображення, на якому є декілька об'єктів  $O = \{o_m\}$ ,  $m = 1, \dots, M$  (статична зорова сцена). Кожний із об'єктів  $o_m$  представлений множинністю ознак  $P_m = \{p_l^{(m)}\}$ ,  $l = 1, \dots, L$  і координатами

$$\{(x_1^{*(m)}, y_1^{*(m)}), (x_2^{*(m)}, y_2^{*(m)})\}$$

, таке що

$$\theta(O, O^*) \xrightarrow{S} \max, \text{ де}$$

$S$  – метод аналізу статичних зорових сцен;  $\theta(O, O^*)$ - точність детектування безлічі об'єктів  $O$  при таких обмеженнях (найбільш широко використовуваний у літературі – mean Average Precision – mAP);

по-перше, час обробки зображення не повинен перевищувати максимально допустимий

$$t_{\text{обр.}} \leq t_{\text{max}};$$

По-друге

$$\theta \geq \theta_{\text{min}}$$



### 3.3.2. Огляд архітектур нейромережевих детекторів. Архітектура YOLO (You Only Look Once)

У роботах [7, 8, 9] представлено архітектуру нейромережевого детектора об'єктів під назвою YOLO та її модифікації. Архітектура YOLO спочатку розроблялась для завдань реального часу. В алгоритмі YOLO зображення поділяється на комірки з сітки. Для кожної комірки сітки оцінюється ймовірність присутності об'єкта взагалі, потім будуються кілька найбільш ймовірних положень об'єкта у вигляді прямокутників з центром у цій комірці, після чого для кожного отриманого прямокутника виконується оцінка ймовірностей наявності в ньому об'єктів кожного класу, що розглядається.

У методі YOLO результати виявлення подаються у вигляді тензора розміром  $7 \times 7 \times 1024$ . Оцінка ймовірності знаходження об'єкта конкретного класу в поточному прямокутнику, що обрамляє – це твір оцінки ймовірності знаходження об'єкта в комірці та оцінки ймовірності для конкретного класу.

У разі YOLOv3 [9] для виділення ознак використовується згортова нейронна мережа, яка складається з 53 шарів, як фільтри використовуються згортки розміром  $3 \times 3$  і  $1 \times 1$  і Residual блоки, які додають до виходу поточного шару значення з виходу попереднього шару.

Також варто відзначити, що в YOLOv3 виявлення об'єктів виконується на трьох масштабах, що дозволило збільшити якість виявлення невеликих об'єктів. Мережа масштабує вхідне зображення доки досягне першого рівня виявлення, цьому етапі крок фільтрів дорівнює 32-м. На наступних згорткових шарах крок фільтрів дорівнює 2. На кожному масштабі виявлення комірка передбачає три обрамляють прямокутники, тобто з урахуванням масштабу кожної комірки відповідає 9 прямокутників, що обрамляють.

На наступному кроці виконується фільтрація прямокутників за ймовірністю знаходження в них об'єктів. Потім так само, як і в архітектурі SSD, прямокутники фільтруються за допомогою алгоритму придушення помилкових максимумів.

Відомо, більшість алгоритмів розпізнавання припускають, що вихідні мітки є взаємовиключними. В архітектурах YOLOv1 [7] та YOLOv2 [8] застосовують

функцію softmax [10] для перетворення оцінок у ймовірності класів, підсумовування яких за всіма класами дає одиницю. YOLOv3 використовує класифікацію з кількома мітками.

Наприклад, вихідні мітки можуть бути «Пішохід» та «Дитина», які не є взаємовиключними та сума виходів може бути більшою за 1. У YOLOv3 функція активації softmax замінюється на незалежні логістичні класифікатори для обчислення ймовірності виходу, що належить певній мітці. Замість використання середньоквадратичної помилки при обчисленні втрати класифікації YOLOv3 використовує бінарну кросентропійну функцію втрат, що обчислюється для кожного класу. Використання цієї техніки дозволяє скоротити обсяг необхідних обчислень.

### 3.3.3 YOLOv4-маленький. Структура мережі.

Метод YOLOv4-tiny розроблений на основі методу YOLOv4, щоб збільшити швидкість виявлення об'єктів. Швидкість виявлення об'єктів для YOLOv4-tiny може досягати 371 кадру в секунду при використанні графічного процесора 1080Ti з точністю, відповідної вимогам реального додатку. Це значно збільшує можливості розгортання методу виявлення об'єктів у вбудованих системах або мобільних пристроїв. Метод YOLOv4-tiny використовує мережу CSPDarknet53-tiny як опорної мережі замість мережі CSPDarknet53, використовуваної методом YOLOv4.

Мережа CSPDarknet53-tiny використовує модуль CSPBlock у частковій мережі з кількома етапами замість модуля ResBlock у залишковій мережі. Модуль CSPBlock ділить карту об'єктів на дві частини та об'єднує дві частини з допомогою залишкового краю перехресного етапу. Це дозволяє градієнтному потоку поширюватися по двох різних мережних шляхах, щоб збільшити кореляційну різницю інформації про градієнт. Модуль CSPBlock може покращити навчання згорткової мережі у порівнянні з модулем ResBlock. Хоча це збільшує обсяг обчислень на 10-20%, це підвищує точність. Щоб зменшити обсяг обчислень, він усуває обчислювальні вузькі місця, які мають більший обсяг обчислень у модулі CSPBlock. Це підвищує точність методу YOLOv4-tiny у разі постійного чи навіть скороченого обчислення.

Щоб ще більше спростити процес обчислень, метод YOLOv4-tiny використовує функцію LeakyReLU як функцію активації в мережі CSPDarknet53-tiny без використання функції активації Mish, яка використовувалася в YOLOv4. Функція LeakyReLU:

$$y_i = \begin{cases} x_i & x_i \geq 0, \\ \frac{x_i}{a_i} & x_i < 0, \end{cases} \quad (3.5)$$

Де  $a_i \in (1, +\infty)$  постійні параметри.

У частині злиття ознак метод YOLOv4-tiny використовує мережу пірамід ознак для вилучення карт ознак з різними масштабами для збільшення швидкості виявлення об'єктів без використання об'єднання просторових пірамід та мережі

агрегації шляхів, що використовуються в методі Yolov4. У той же час Yolov4-tiny використовує дві карти ознак різного масштабу, 13x13 та 26x26, для прогнозування результатів виявлення. Припустимо, що розмір вхідної фігури становить 416x416, а класифікація ознак дорівнює 80 структура мережі Yolov4-tiny показана на рис. 3.4.

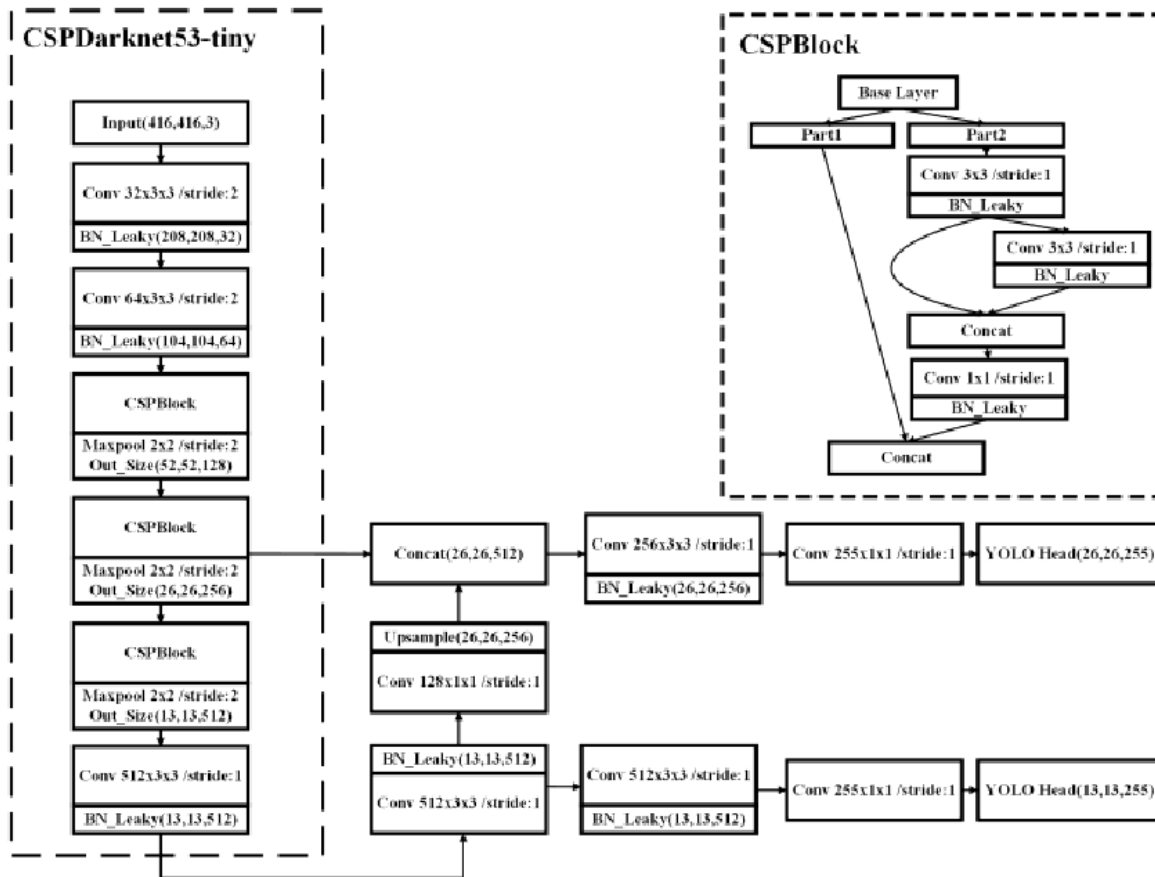


Рис. 3.4. YOLOV4 - крихітна мережева структура

Процес прогнозування методу Yolov4-tiny аналогічний методу Yolov4. Він також спочатку регулює розмір вхідного зображення, щоб усі вхідні зображення мали однаковий фіксований розмір. По-друге, вхідні зображення розбиваються на сітки розміром  $S \times S$ , і кожна сітка буде використовувати  $B$  обмежуючих рамок для виявлення об'єкта. Таким чином, він генеруватиме обмежувальні рамки  $S \times S \times B$  для вхідного зображення, а створені обмежувальні рамки охоплюють все вхідне зображення. Якщо центр будь-якого об'єкта потрапляє в певну оперізуючу рамку, рамки, що обмежують в оперізуючій рамці, передбачатимуть об'єкт. Щоб зменшити надмірність рамок, що обмежують, в процесі прогнозування, пропонується довірчий поріг. Якщо показник достовірності рамки обмежує вище

порога достовірності, обмежувальна рамка буде збережена; інакше рамка, що обмежує, буде видалена. Оцінка достовірності рамки, що обмежує, може бути отримана наступним чином:

$$C_i^j = P_{i,j} \cdot IOU_{pred}^{truth} \quad (3.6)$$

де  $C_i^j$  - Оцінка достовірності  $j$ -го обмежує прямокутника в  $i$ -й сітці;  $P_{i,j}$  - Це просто функція об'єкта. Якщо об'єкт знаходиться в  $j$ -м полі  $i$ -й сітки  $=1$ , інакше  $P_{i,j}=1$ , в іншому випадку  $P_{i,j}=1$ .

$IOU_{pred}^{truth}$  – являє собою перетин над союзом між передбаченим полем і полем істинності. Чим більший показник огидності, тим ближче передбачений блок до основного блоку правди. Функція втрат Yolov4-tiny така сама, як у Yolov4, що складається з трьох частин. Його можна виразити так:

$$loss = loss_1 + loss_2 + loss_3, \quad (3.7)$$

де  $loss_1$ ,  $loss_2$  і  $loss_3$  – функція довірчої втрати, функція втрат класифікації та функція втрат регресії рамки, що обмежує відповідно.

Інша проблема з виконанням адаптації предметної області з використанням дискримінаторів полягає в тому, що дискримінатори надають однакову важливість різним вибіркам; це ускладнює перенесення деяких частин, що може призвести до негативного перенесення. Щоб вирішити цю проблему, метод CDAN застосовує до мережі ентропію:

$$loss_1 = - \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B W_{ij}^{obj} \left[ \hat{C}_i^j \log(C_i^j) + (1 - \hat{C}_i^j) \log(1 - C_i^j) \right] - \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B (1 - W_{ij}^{obj}) \left[ \hat{C}_i^j \log(C_i^j) + (1 - \hat{C}_i^j) \log(1 - C_i^j) \right], \quad (3.8)$$

де  $S^2$  – номер сітки у вхідному зображенні;  $B$  – кількість прямокутників, що обмежують, у сітці  $W_{ij}^{obj}$  - Просто функція об'єкта. Якщо виявлення поточного об'єкта відповідає  $j$ -я рамка  $i$ -ї сітки, що обмежує  $W_{ij}^{obj}=1$ , , в іншому випадку  $W_{ij}^{obj}=0$ .  $C_i^j$  та  $\hat{C}_i^j$  – показник достовірності передбаченого поля та показник достовірності поля істини відповідно.  $\lambda_{noobj}$  – є ваговим параметром.

Функція втрати класифікації:

$$loss_2 = -\sum_i^{S^2} \sum_j^B W_{ij}^{obj} \sum_{c=1}^C \left[ p_i^j(c) \log(p_i^j(c)) - (1 - \hat{p}_i^j(c)) \log(1 - p_i^j(c)) \right], \quad (3.9)$$

Де  $p_i^j(c)$  та  $\hat{p}_i^j(c)$  передбачають ймовірність і ймовірність істинності, до якої належить об'єкт с класифікації в  $j$ -й обмежувальній рамці  $i$ -ї сітки

Функція втрат регресії рамки, що обмежує:

$$loss_3 = 1 - IOU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \frac{16}{\pi^4} \frac{\left( \arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h} \right)}{1 - IOU + \frac{4}{\pi^2} \left( \arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2}, \quad (3.10)$$

Де  $IOU$  це перетин над об'єднанням між прямокутниками, які є передбаченим обмежуючим прямокутником і обмежуючим прямокутником істини.  $w^{gt}$  і  $h^{gt}$  - справжня ширина і висота рамки, що обмежує відповідно.  $w$  і  $h$  - прогнозовані ширина і висота рамки, що обмежує відповідно.  $\rho^2(b, b^{gt})$  позначає евклідову відстань між центральними точками передбаченої рамки, що обмежує, і істинної рамки, що обмежує.  $c$  - мінімальна діагональна відстань прямокутника, який може містити передбачений прямокутник, що обмежує прямокутник і обмежує прямокутник істинності.

### 3.3.4. Архітектура Faster R-CNN (Faster Region-based Convolution Neural Network)

Для вирішення завдання виявлення об'єктів Faster R-CNN [11] в даний час є однією з архітектур, що часто використовуються, на основі глибокого навчання. Попередниками цієї архітектури є R-CNN [12] та Fast R-CNN [13].

Робота R-CNN складається з трьох основних етапів:

1. Вихідне зображення розбивається на регіони, де можуть бути об'єкти. З цією метою застосовується алгоритм Selective Search [14], що генерує 2000 різних областей, які найбільш ймовірно містять об'єкти.

2. Кожен регіон подається на вхід відповідної навченої згорткової нейронної мережі, яка отримує вектор ознак для свого регіону.

3. Векторні ознаки подаються на вхід набору SVM, що виконують функцію класифікації. Кожна SVM навчена визначення одного класу об'єктів. Крім того, для уточнення параметрів прямокутника, що охоплює об'єкт, застосовується лінійна регресія.

Додатковим кроком вважатимуться придушення немаксимумов (алгоритм non-maximum suppression) виключення надлишкового числа прямокутників, які охоплюють той самий об'єкт.

Архітектура R-CNN показала високі показники точності виявлення об'єктів, але були відзначені такі недоліки, як високі витрати пам'яті та часу на навчання та обробку зображень. Тому було запропоновано модифікації архітектури, які призвели до створення Fast R-CNN:

1. Вихідне зображення цілком подається на вхід однієї згорткової нейронної мережі, що виконує вилучення ознак, і на підставі повнорозмірної карти ознак здійснюється вибір регіонів-кандидатів.

2. Набір SVM, що виконують функцію класифікації, було замінено шаром softmax.

Таким чином, згорткова нейронна мережа використовується один раз для всього зображення замість обробки 2000 областей, що перетинаються, також

достатньо вивчити одну мережу з шаром softmax без додаткового навчання безлічі SVM.

З точки зору швидкості, метод Fast R-CNN має значну перевагу перед R-CNN, але ще одним недоліком був алгоритм вибору регіонів-кандидатів (Selective Search). Модифікація цього етапу призвела до створення Faster R-CNN.

Алгоритм Selective Search було замінено мережу вибору регіонів-кандидатів (RPN – region proposal network). На вхід даної мережі подається область розміру  $p \times p$ , взята з повнорозмірної карти ознак, результат передається на два повні шари: box-regression і box-classification. Регіони-кандидати, отримані за допомогою RPN, представлені координатами описуючого прямокутника та ймовірністю знаходження об'єкта в даному регіоні, обчисленої із застосуванням функції softmax.

Архітектура Faster R-CNN в даний час дозволяє досягти високої точності виявлення об'єктів і вважається відносно швидкою. При цьому збережено головну ідею вихідної архітектури R-CNN: виділення на зображенні регіонів, в яких можливо знаходяться об'єкти, та класифікація вмісту цих регіонів.

### **3.3.5. Архітектура SSD (Single Shot MultiBox Detector)**

Архітектура SSD [15] забезпечує значний приріст швидкості обробки, порівняно з Faster R-CNN. Якщо остання виконує вибір регіонів-кандидатів та класифікацію регіонів у два окремих етапи, то SSD виконує ці дії одночасно під час обробки всього зображення. Роботу SSD можна описати так:

1. Вихідне зображення проходить через ряд згорткових шарів, що дає набір карт ознак для різних масштабів (наприклад,  $19 \times 19$ ,  $10 \times 10$ ,  $5 \times 5$  і т.д.).

2. У кожній точці кожної карти ознак застосовується згортковий фільтр розміру  $3 \times 3$  для отримання безлічі прямокутників, що описують.

3. Для кожного прямокутника одночасно оцінюються просторове зміщення та ймовірність знаходження об'єкта.

4. У процесі навчання істинні описують об'єкт прямокутники зіставляються з передбаченими для виключення хибних виявлень.



На відміну від R-CNN, де в регіонах-кандидатах є хоча б мінімальна ймовірність знаходження об'єкта, SSD крок фільтрації регіонів відсутня. В результаті генерується набагато більша кількість прямокутників різних масштабах проти R-CNN, і більшість не містить об'єкт. З метою вирішення цієї проблеми в SSD, по-перше, використовується придушення немаксимумів для об'єднання схожих один на одного прямокутників в один. По-друге, використовується техніка *hard negative mining* [16], згідно з якою на кожній ітерації навчання використовується лише частина негативних прикладів, в SSD відношення числа негативних прикладів до позитивних дорівнює 3 до 1. Вибір регіонів-кандидатів та класифікація виконуються одночасно: при заданій кількості класів  $C$  кожен описуючий прямокутник пов'язаний з  $(4+C)$ -мірним вектором, який містить 4 координати та ймовірності для всіх класів. На останньому етапі використовується функція *softmax* для класифікації об'єктів. Однак дана модель має складності налаштування: розміри «якірних» прямокутників залежать від бази зображень, на яких навчається мережа, і вибір цих розмірів є невирішеним питанням цієї моделі. Таке налаштування потребує підбору розмірів «якорних» прямокутників під кожну конкретну навчальну базу, що дещо обмежує застосування цієї моделі.

### **3.4. Виявлення лісових пожеж на основі використання змішаних методів навчання**

З урахуванням недоліків відомих методів та систем пропонуються методи глибокого навчання для прогнозування лісових пожеж, які були б економічно ефективними. Змішана методика навчання складається з методик YOLOv4 tiny та LiDAR. Безпілотні літальні апарати є перспективними варіантами для патрулювання лісу, змушуючи їх літати над регіоном. Бортовий ЦП здатний створювати 3D модель району лісової пожежі і може передавати дані в режимі реального часу на наземну станцію. Пропонована модель навчається як у густих, так і в тропічних лісах для виявлення та прогнозування ймовірності спалаху. Пропонована модель перевершує традиційні методи, такі як класифікатори байєсів, випадковий ліс і машину опорних векторів.

Нещодавні досягнення в галузі технологій у переважній більшості випадків сформували суспільство, економіку та навколишнє середовище. За допомогою різних сучасних технологій, таких як IoT, блокчейн, штучний інтелект, геопросторове картографування тощо, приходимо до п'ятої промислової революції, яка більше фокусується на вирішенні кліматичних завдань відповідно до революції [1]. Нові вимоги в екологічному середовищі виникають у зв'язку з випереджаючим розвитком суспільства. Серед різних стихійних лих пожежонебезпека, мабуть, має характеристики поширення, а також стає дуже складною для контролю і, таким чином, призводить до тяжких руйнувань, які можуть бути незворотними [2–4]. За останні кілька років спостерігається різке збільшення кількості, виникнення та тяжкості диких місць по всьому світу, які дуже вплинули на економіку та екосистему країни. Є різні методи, такі як сторожові вежі, літаки-коригувальники, інфрачервоне випромінювання, повітряне патрулювання та автоматичні системи виявлення для виявлення пожеж [1]. Немає необхідності наражати людей на небезпечні дії при розгортанні дистанційного зондування [5]. Різні техніки полягають у наступному:

(і) використання супутникових зображень для спостереження, виявлення та повідомлення про пожежі;

(ii) впровадження бездротових сенсорних мереж

Тим не менш, існують певні обмеження, пов'язані із супутниковими знімками [6–8]. Є неадекватне дозвіл, і, отже, дані, що стосуються відповідної області, будуть прийматися як середні, і вони обмежені конкретним пікселем, що призводить до виявлення невеликих пожеж. Основне обмеження полягає в тому, що супутники покривають лише обмежену територію та вимагають часу на попередню обробку перед повторним обстеженням того самого регіону.

Інші обмеження, такі як брак даних у режимі реального часу та недостатня точність, не підходять для постійного моніторингу. При розгортанні WSN заздалегідь потрібна інфраструктура [4]. Імовірність руйнування датчиків під час пожежі вище, що може призвести до дорожчого відновлення датчиків [9].

Декілька таких факторів, такі як статичність датчиків, їх зона покриття, складність обслуговування, нестача енергонезалежності та немасштабованість, є причинами, через які сенсорні мережі обмежують свою ефективність. Тому подолання обмежень пропонується використовувати безпілотні літальні апарати (БПЛА). Незалежність, менша вартість, автономність та гнучкість роблять технологію БПЛА найкращим вибором для боротьби з пожежами у дикій природі. Є дослідники, які доклали більше зусиль, щоб зосередитися на розробці основ та методів, які можна було б пов'язати з БПЛА. Мотивом застосування БПЛА є виявлення пожежі та її охоплення оптимальним чином [3, 10].

Виявлення лісових пожеж та задимлення в дикій природі здійснюється за допомогою методів дистанційного зондування, таких як супутники, стаціонарні камери високої роздільної здатності, встановлені на землі, та безпілотні літальні апарати (БПЛА).

Обмеження супутників [11] описуються так:

- (i) Зображення, отримані через супутники, мають низьку роздільну здатність, і, отже, важко знайти конкретну область.
- (ii) Безперервна інформація про стан лісу не могла бути отримана через обмеження моніторингу лісів.

(iii) Погода не може бути стабільною у всіх ситуаціях, оскільки вона може змінюватися, що призводить до збирання зашумлених зображень.

Оптичні/тепловізійні камери, встановлені на оглядових вежах разом з іншими датчиками, такими як датчики диму, температури та вологості, можуть виявляти небезпеки в закритому середовищі, а не на відкритому повітрі, оскільки цим датчикам необхідно знаходитись поруч із вогнем або димом. Інформація, одержана за допомогою цих датчиків, не відповідає дійсності. Відстань, що покривається цими методами, може бути обмежена, а для охоплення великої території необхідно розгортання більшої кількості датчиків, що може спричинити витрати. Завдяки розгортанню БПЛА можна було охопити великі площі та отримати зображення з високою просторовою та тимчасовою роздільною здатністю.

Вартість операції дуже низька проти іншими методами. У [12] виявлення лісових пожеж здійснюється через розгортання YOLOV4 на аерофотознімках на базі БПЛА.

Швидкість виявлення кадрів з допомогою цього методу становить 3,2 кадри на секунду, а досягнута швидкість розпізнавання становить 83%. Це працює, коли інтенсивність вогню величезна. Обмеження цього алгоритму у тому, що швидкість виявлення дуже мала на невеликих ділянках вогнища займання. Був використаний класифікатор NetImage, який є комбінацією Yolov5 і EfficientDet. Набір даних, що використовується, включає 10 581 зображення, з яких 2 976 зображень відносяться до категорії зображень лісових пожеж і 7 605 зображень без пожеж. Модель піддається адекватному процесу навчання, і для 476 зображень вогню була отримана точність 99,6%, а для 676 зображень, що виглядали схожими на зображення вогню, досягнута точність склала 99,7%. Однак обмеження полягає в тому, що класифікатор не виявляє диму, оскільки він необхідний на початковому етапі процесу виявлення.

Пропонується здійснювати виявлення лісових пожеж автоматично з допомогою методів обробки зображень.

Принцип запропонованої роботи полягає в тому, що яскравість зображення та ознаки руху використовуються з методами обробки зображень, які залежать від сегментації на основі гістограми. Спочатку ідентифікуються гарячі об'єкти і вони визнаються областями-кандидатами.

Потім вектори руху областей-кандидатів обчислюються з урахуванням оптичного потоку. Крім того, використовуються вектори, щоб ізолювати пожежі від інших систем, які можуть бути схожі на пожежу. Відстеження вогню з ПЧ-зображень здійснюється за допомогою методу лічильника Блоба та морфологічних операцій. Результати показали, що запропонований метод ефективно витягує та виявляє вогняні пікселі. Вилучення фону з відео та визначення областей власного руху шляхом аналізу різниці між наступними кадрами здійснюється методом ViBe. Використовується кілька функцій, таких як медіанна фільтрація, перетворення кольорового простору, порогова сегментація Оцу, морфологічні операції та лічильник Блоб [3, 14]. Области пожежі та задимлення ідентифікуються за допомогою вилучення як статичних, так і динамічних ознак. Модель "кафе", що працює на основі глибокого навчання, - це принцип, який використовується для виявлення зон вогню та диму. Крім цього, також аналізується ступінь нерівномірності диму та вогню.

Частота помилкових спрацьовувань знижується, і в цій роботі також визначається вихідне положення вогню з огляду на те, що кожен кадр відео розділений на сітки 16 x 16, а поява кожної частини вогню та диму записується. Докази збираються, щоб ухвалити рішення про остаточне виявлення.

З експериментальних результатів видно, що втрати зменшилися, і виявлено вогонь та дим.

Різні дослідники по-різному працювали над виявленням лісових пожеж. У [4, 15–17] виявлення диму з урахуванням використання нечіткої логіки і схема сегментації вводяться разом із принципом розширеної версії фільтра Калмана. Сегментація диму здійснюється за допомогою нечіткої логіки і таким чином визначаються перспективи появи диму. Це робиться шляхом спостереження за різницею у фонових зображеннях та інтенсивності.

Розширена версія фільтра Калмана використовується для усунення ефектів, які можуть бути через відмінності в умовах довкілля шляхом зміни вхідних даних для правила нечіткого виявлення диму. Декілька авторів [18] розробили методику, засновану на принципі кольору та руху. У цій роботі БПЛА оснащений камерою-обскурою та оптичною камерою, яка використовується для виявлення лісової пожежі.

Камера-обскюра (лат. camera obscura — темна кімната) — найпростіший вид пристрою, що дозволяє отримувати оптичне зображення об'єктів.

Являє собою світлонепроникний ящик з отвором в одній зі стінок та екраном (матовим склом або тонким білим папером) на протилежній стіні. Промені світла, проходячи крізь мале отвір (діаметр якого залежить від "фокусної відстані" камери, приблизно 0,1-5 мм), створюють перевернуте зображення на екрані.

Встановлені камери використовуються для отримання інфрачервоних та візуальних зображень вільного полум'я. Зображення можуть бути поєднані з інформацією про ландшафт та метеорологічними даними для спостереження за лісовою пожежею. За допомогою цього методу знижується частота помилкових спрацьовувань при виявленні лісових пожеж. У [1, 19–21] було запропоновано новий метод, заснований на новому індексі кольору, названому індексом виявлення лісових пожеж (FFDI). Розрахунок індексу провадиться на основі класифікації рослинності.

Також виявляються тони полум'я та диму, які додатково використовуються для формування областей інтересу (RoI). Встановлено, що точність виявлення становить 96,82% для зображень розміром 960 x 540 пікселів, оброблених за 0,447 секунди.

Кадр, що розглядається під час експериментальних досліджень, становив 22 кадри на секунду для зображень меншого розміру і був розширений до 54 кадрів на секунду. Точність на етапі раннього виявлення становить 96,62%. Фреймворк глибокого навчання під назвою Fire-Net був розроблений у [9].

Тут модель навчається на знімках Landsat-8, щоб виявити активні пожежі та біомасу, що горить.

Отримані зображення були ефективно представлені за допомогою оптичного злиття та теплових модальностей. Вилучення глибокого набору ознак полегшується наданням більше уваги до блоків residual convolution та дискретної згортки. Згідно з експериментами, загальна точність становить 97,35%, а модель стійка до виявлення невеликих пожеж. Слід здійснювати постійний моніторинг потенційних зон, які можуть зазнавати спалаху. У цьому [22–25] проектування БПЛА виконано з урахуванням переваги ИИ.

Крім того, вбудовані можливості обробки також було обладнано. Вхідними даними для моделі є нерухомі зображення або відеовхід, зняті з камер, встановлених на дроні [14, 26, 27].

Дрони підтримуються як нерухомими, так і гвинтокрилими. Дрон із нерухомим крилом часто використовується для спостереження за територією.

Він охоплює висоту від 350 м до 5500 м, і може бути шанс повідомити про хибну тривогу. Як тільки дрон з нерухомим крилом виявляє спалах, спрацьовує сигнал тривоги, який, своєю чергою, активує вертолітний дрон. За допомогою GPS-координат він досліджує область. Другий дрон вирішує, чи активувати тривогу, ґрунтуючись на своїх спостереженнях. Основною перевагою другого дрону є зниження частоти помилкових спрацьовувань. Було проведено багато досліджень з виявлення пожежі по ІЧ-зображенням, тоді як кілька робіт виконано на платформах БПЛА [28, 29].

З різних висновків стало зрозуміло, більшість дослідників працювали над підвищенням точності, і площа охоплення становила до 1500 метрів до максимуму. Для забезпечення більшої точності та достовірності потрібне тривимірне моделювання даних, а подальша візуалізація зображень лісових пожеж може бути дуже простою для інтерпретації.

Для ефективного і надійного виявлення спалаху на ранній стадії потрібна модель глибокого навчання, щоб можна було розширити граничну область, і зображення 3D-моделювання повинні бути розглянуті для прогнозування, щоб збільшити точність.

Вклад у цю роботу полягає в наступному:

- (i) Для підвищення точності виявлення використовується ефективно та надійне 3D-моделювання.
- (ii) Метод глибокого навчання YOLOv4 поєднується з методом Оцу разом із LiDAR. Основна мета використання методу Оцу полягає в тому, щоб повторити всі значення порога та оцінити розмір пікселів фону та переднього плану. Ціль полягає в тому, щоб визначити поріг, вивчивши область поширення, і він повинен бути мінімальним.
- (iii) Традиційні методології виявляються складними для виконання вибірки, оскільки обмеження прив'язані до відносного стану. Отже, потрібна орієнтація зображень, і це виходить шляхом обчислення відстані між деревом та іншими об'єктами за допомогою LiDAR.

### **3.5. Запропонована методологія**

У цій роботі у зв'язку з використанням БПЛА в якості архітектури нейромережевого детектора обрано архітектуру Yolov4-tiny. Метод Yolov4-tiny розроблений на основі методу Yolov4, щоб збільшити швидкість виявлення об'єктів. Швидкість виявлення об'єктів для Yolov4-tiny може досягати 371 кадр в секунду при використанні графічного процесора 1080Ti з точністю, що відповідає вимогам реальної програми. Це значно збільшує можливості розгортання методу виявлення об'єктів у вбудовані системи або мобільні пристрої, розташовані, наприклад, на борту БПЛА [29]. Модель YOLOV4 розділена на два шари: шар отримання ознак і шар обробки. Шар отримання ознак є комбінацією DarkNet і ResNet, схожий на функціональну пірамідальну мережу, яка має згортковий шар, шар пакетної нормалізації і шар ReLU. Проблема перенавчання виключена за допомогою пакетної нормалізації. постійні чи приблизно постійні. Враховуючи деяку властивість, що цікавить, виражена як функція положення на зображенні, існує два основних класи детекторів плям: (i) диференціальні методи, засновані на похідних функції за положенням, і (ii) методи, засновані на локальні екстремуми, засновані на знаходженні локальних максимумів і мінімумів функції. У цьому випадку використовується другий підхід, коли за допомогою високоточних ІЧ-датчиків вимірюється інтенсивність пікселів лісової пожежі та



аналізується область (є три різних регіони залежно від температури вогню), в яку вони потрапляють. Яскравість пікселів перетворюється на графік, а локальні максимуми вважаються областю високої інтенсивності [30].

Сегментація пікселів на основі гістограми проводиться з використанням методу Оцу, який дозволяє розділити пікселі двох класів ("корисні" та "фонові"), розраховуючи такий поріг, щоб внутрішньокласова дисперсія була мінімальною.

Як і в попередньому підході [11] першочерговим у вирішенні поставленої задачі при обробці потоку зображень є виявлення вогнища пожежі. На апаратурному рівні це вирішується за рахунок наявності ПЧ-датчиків, камери для збільшення зображення та бортового процесора, а алгоритмічно за рахунок застосування методів виявлення плям (Blob detection), спрямованих на виявлення областей цифрового зображення, які відрізняються властивостями, такими як яскравість або колір, в порівнянні з навколишніми областями. Неформально Blob – це область зображення, де деякі властивості

### 3.5.1. Автономна маршрутизація дронів

#### 3.5.1.1. Момент дрона до цілі

У всій цій операції навігація БПЛА важлива для патрулювання схильних до ризику площ і пожежонебезпечних зон. Ця робота стежитиме за лісом місцевості за допомогою методики навігаційного аналізу [27, 30]. Щоб полегшити це, дрон здійснює навігацію. БПЛА мають наступні три навігаційні функції [31]:

- (i) Поінформованість: це забезпечується детальною інформацією про перешкоди поблизу БПЛА. Дані збираються за допомогою внутрішніх датчиків.
- (ii) Базова навігація: запобігання зіткненням та виявлення перешкод, таких як птахи, дерева, стовпи тощо на лісових фермах.
- (iii) Розширена навігація: розширені функції, такі як планування шляху та розгортання по глибині включені та відіграють вирішальну роль в автономній навігації.

Ця класифікація функцій показано на рис. 3.5, що може забезпечити найкраще розуміння навігації БПЛА.

Виявлено, що при виявленні пожежі за допомогою YOLOV4 типу автономне патрулювання у постраждалому районі впливає на рішення, які необхідно враховувати для гасіння пожежі. Алгоритм візуального стеження [8] працює для автономного дрейфу БПЛА у бік вогнища займання; це працює наступним чином:  
Крок 1. Запитується місцезнаходження пожежі і воно фіксується через (крихітний вогняний ящик YOLOV4). Якщо виявлено пожежу, перейдіть до кроку 2.

Крок 2. Розрахуйте розмір кроку залежно від положення прямокутника вогню, що обмежує, щодо середини кадру, а також від напрямку.

Крок 3. Нормувати дрон на дрейф, змінивши крен та кут тангажу поточного стану.

Крок 4. Встановіть наступну контрольну точку для керування польотом та повторіть процес.

Коли ліс дуже густий і він знаходиться у забороненій для GPS зоні, БПЛА використовує методи гібридної локалізації для досягнення максимальної продуктивності завдання. Багато досліджень [31, 32] пропонують алгоритм

одночасної локалізації та картування (SLAM) для використання в областях, недоступних для GPS.

Єдина ідея SLAM полягає в тому, щоб обробляти відображення та локалізацію одночасно та рекурсивно. Використовуючи фільтр Калмана, SLAM вирішує проблему оцінки ознак.

Алгоритми SLAM розробляють систему навігації на основі орієнтирів з можливістю навігації по віртуальній карті; це стало типовим методом для навігаційного застосування на основі дронів. На наведеному нижче малюнку 3 показано структуру запропонованого рішення локалізації на основі бачення. Ця структура управляє простором та функціями на двох різних рівнях. Він складається з трьох основних модулів: (1) вилучення гібридних ознак, (2) створення карти та (3) гібридна локалізація. Компонент отримання ознак поєднує два різних методи для пошуку розташування в двох масштабах. Компонент генерації карток виконує стиснення об'єктів та оцінку об'єктів. Фільтри отримують найбільш підходящі функції за допомогою теоретико-інформаційного методу, потім стискають функції та оцінюють їх.

### 3.5.1.2. Технічна інформація БПЛА

Планування польоту вважається відмінністю архітектури БПЛА [33]. Це планування ілюструє поділ маси на БПЛА та забезпечує краще розуміння аналізу продуктивності БПЛА. Зокрема максимальна злітна вага (MTOW) оцінює вантажопідйомність БПЛА на різних висотах над землею. Корисне навантаження БПЛА та маса бортового обладнання наведено у таблиці 1, а компоненти БПЛА зображені на малюнку 3.5. Батарея, що використовується на БПЛА, забезпечує БПЛА в умовах із підтримкою GPS протягом 107 хвилин, тоді як серед з вимкненим GPS максимальний час польоту становить 87 хвилин.

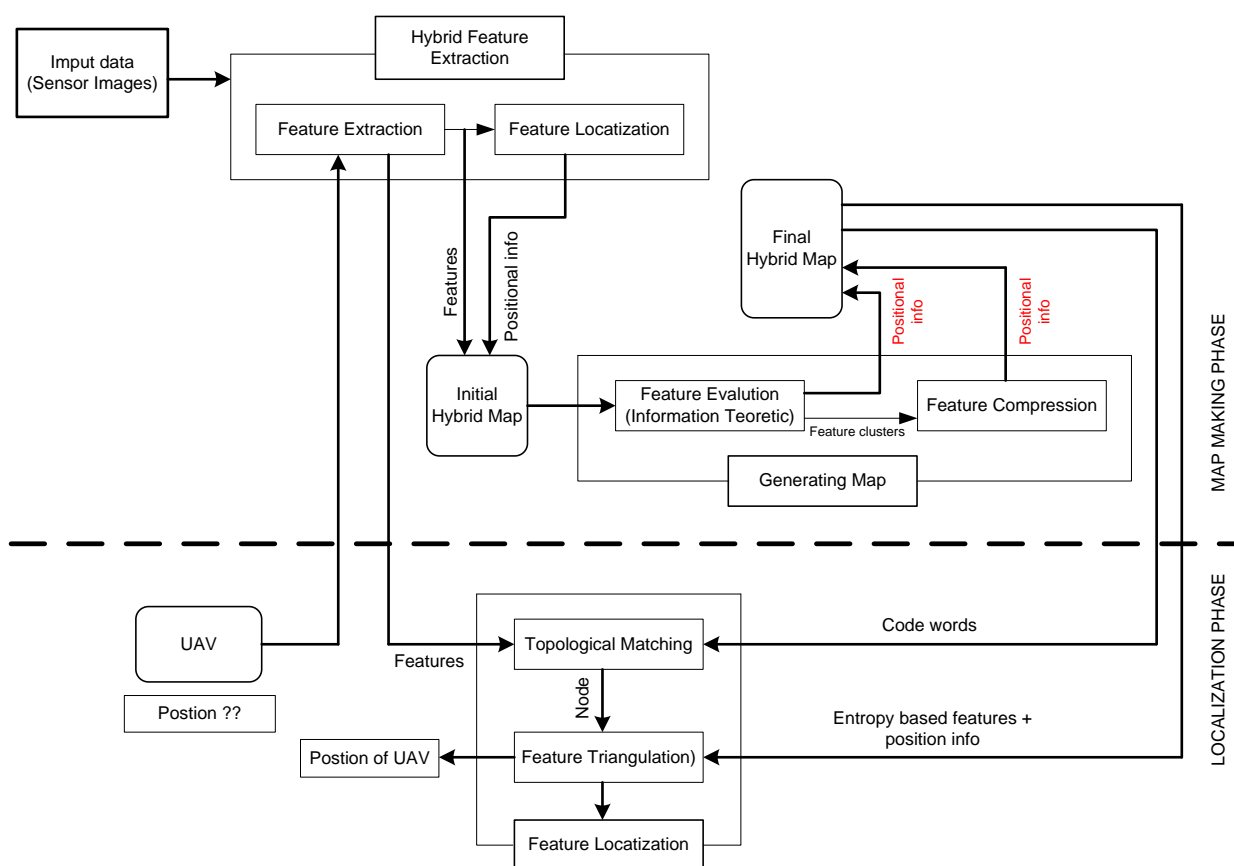


Рис. 3.5 Структура основних модулів

## РОЗДІЛ 4. РЕЗУЛЬТАТИ.

Для побудови, тренування та перевірки згорткової нейронної мережі та алгоритму Grad-CAM було обрано набір даних NASA Space Apps Challenge з фотографіями пожежі та без.

Загалом у вибірці присутні:

- 700 зображень пожеж, деякі з них містять сильний дим
- 200 зображення природи без пожеж

Дані будуть розділені на три різні категорії: навчання, перевірка та тестування.

Навчальні дані використовуватимуться для навчання моделі CNN глибокого навчання, а її параметри будуть точно налаштовані за допомогою даних перевірки. Нарешті, продуктивність даних буде оцінена за допомогою тестових даних

Графік точності мережі з локалізацією показано на рис. 4.1.

Графік функції втрат мережі з локалізацією показано на рис. 4.2

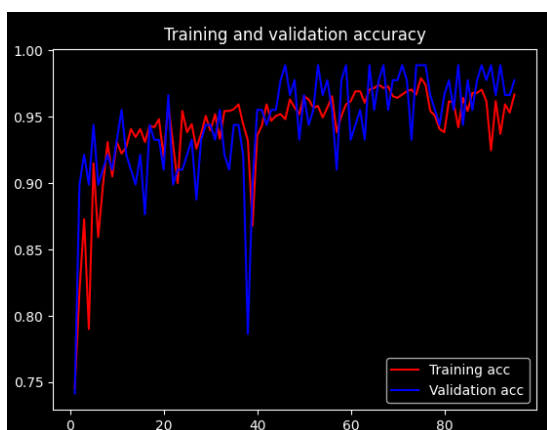


Рис. 4.1. Точність мережі

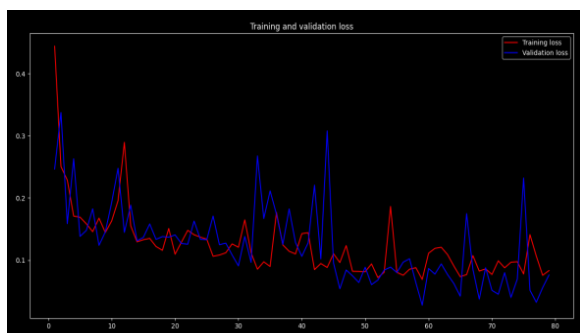


Рис. 4.2 Функція втрат мережі

## 5. ВИСНОВКИ

Розглянуто завдання виявлення лісових пожеж. Показано необхідність виявлення вогнищ пожеж із використанням супутникової інформації та інформації, отриманої з БПЛА від інфрачервоних датчиків та відеокамери. Наведено результати обробки інформації за допомогою нейромережевого детектора YOLO.

## Список використаної літератури

- 1 A. A. A. Alkhatib, “A Review on Forest Fire Detection Techniques;,” <http://dx.doi.org/10.1155/2014/597368>, vol. 2014, Mar. 2014, doi: 10.1155/2014/597368
- 2 A. Bewley and Z. Ge, “Simple online and realtime tracking,” arXiv.org [Electronic resource]. 2016. – URL: <https://arxiv.org/abs/1602.00763> (date of the application: 14.03.2018)
- 3 A. E. C. B. Ugur Toreyin, “Online detection of fire in video,” in IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007.
- 4 A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, “Imagenet classification with deep convolutional neural networks.” In Advances in Neural Information Processing Systems, Lake Tahoe, Nevada, USA, 2012.
- 5 A. Sadeghian, A. Alahi, and S. Savarese, “Tracking the Untrackable: Learning To Track Multiple Cues with Long-Term Dependencies,” arXiv.org [Electronic resource]. 2017. – URL: <https://arxiv.org/abs/1701.01909> (date of the application: 24.02.2018). <https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.41>
- 6 Christian Grasso and Giovanni Schembra: A Fleet of MEC UAVs to Extend a 5G Network Slice for Video Monitoring with Low-**Latency** Constraints. // J. Sens. Actuator Netw. 2019, 8, 3; doi:10.3390/jsan8010003
- 7 Giglio, L., Schroeder, W., and Justice, C.O. The Collection 6 MODIS active fire detection algorithm and fire products. // Remote Sensing of Environment, 2016, 178, 31–41.
- 8 H. O. H. U. M. Celik, T.; Demirel, “Fire detection in video sequences using statistical color model,” in IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2006.

- 9 I. K. Martin Mueller, Peter Karasev and A. Tannenbaum, "Optical flow estimation for flame detection in videos," IEEE Trans. on Image Processing, vol. 22, no. 7, 2013. <https://doi.org/10.1109/TIP.2013.2258353>
- 10 J. Long, E. Shelhamer, and T. Darrell, "Fully convolutional networks for semantic segmentation," in IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298965>
- 11 Kalyani Rajesh Gulalkari, Dr. Atul Joshi. Fog Enabled Forest Fire Management System using IoT and Machine Learning International Journal of Science and Research (IJSR) . Volume 11 Issue 3, March 2022. pp.1-5.
- 12 Kaufman Y.J., Justice C.O. MODIS ATBD: Fire Products (Version 2.2, Nov. 10, 1998), EOS ID#2741, 1998
- 13 M. Grari, I. Idrissi, M. Boukabous, O. Moussaoui, M. Azizi, and M. Moussaoui, "Early Wildfire Detection using Machine Learning Model Deployed in the Fog / Edge Layers of IoT," Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci., 2022.
- 14 Michael Z. Zgurovsky, Viktor M. Sineglazov, Olena I. Chumachenko Artificial Intelligence Systems Based on Hybrid Neural Networks, Springer, 2020, <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-030-48453-8>. Customer can order it via <https://www.springer.com/gp/book/9783030484521>
- 15 M. Yandouzi et al., "Review on Forest Fires Detection and Prediction using Deep Learning and Drones," J. Theor. Appl. Inf. Technol., 2022.
- 16 N. A. Che-Bin Liu, "Vision based fire detection," in Int. Conf. in Pattern Recognition, 2004. <https://doi.org/10.1109/ICPR.2004.1333722>
- 17 N. Wojke, A. Bewley, and D. Paulus, "Simple online and realtime tracking with a deep association metric," arXiv.org[Electronic resource]. 2017. – URL: <https://arxiv.org/abs/1703.07402> (date of the application: 24.02.2018)



- 18 Orlov Yu.N., Fedorov S.L. Sample distribution function construction for non-stationary time-series forecasting, *Mathematical Modeling*, vol. 29, No. 5, pp. 61–72 (2017)
- 19 Orlov Yu., Pleshakov R., Gaidamaka Yu. Software Complex for Modeling Non-Stationary Event Flows, *Proc. of the 9th International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems (ICUMT)*, pp. 112–116 (2017)
- 20 P. Gomes, P. Santana, and J. Barata, “A vision-based approach to fire detection,” *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2014. <https://doi.org/10.5772/58821>
- 21 Qingjie Zhang, Jiaolong Xu, Liang Xu and Haifeng Guo, “Deep Convolutional Neural Networks for Forest Fire Detection,” *International Forum on Management, Education and Information Technology Application (IFMEITA 2016)*, pp. 568–575. <https://doi.org/10.2991/ifmeita-16.2016.105>
- 22 R. B. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, and J. Malik, “Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation,” in *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, Columbus, Ohio, USA, 2014. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2014.81>
- 23 Seng Chuan TAY, Wynne HSU, Kim Hwa LIM, “Spatial Data Mining: Clustering of Hot Spots and Pattern Recognition”, *Proceedings. 2003 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Volume: 6, pp: 3685- 3687, 21-25 July 2003.
- 24 Udaya D., Lumini B., RidmaW., Kishanga K., Bathiya J. Forest fire detection system using wireless sensor networks and machine learning, p2.
- 25 W. Luo and J. Xing, “Multiple Object Tracking: A Literature Review,” *arXiv.org [Electronic resource]*. 2017. – URL: <https://arxiv.org/abs/1409.7618> (date of the application: 14.03.2018).

- 26 X. Z. Chunyu Yu, Zhibin Mei, “A real-time video fire flame and smoke detection algorithm,” in Asia-Oceania Symposium on Fire Science and Technology, 2013.
- 27 Yansong Y. G., Liu Y. C., Liu Y., Forest Fire Detection Using Artificial Neural Network Algorithm Implemented in Wireless Sensor Networks. ZTE Communications, 2015
- 28 Young Gi Byun, Yong Huh, Kiyun Yu, Yong Il Kim, “Evaluation of Graph-based Analysis for Forest Fire Detections”, Proceedings of world academy of science, engineering and technology, volume. 10, December 2005, ISSN 1307-6884.
- 29 Yusuf Hakan Habiboğlu, Osman Günay, and A. Enis Çetin, “Covariance matrix-based fire and flame detection method in video,” *Machine Applications*, vol. 23, no. 6, pp. 1103–1113, 2012. <https://doi.org/10.1007/s00138-011-0369-1>
- 30 Залесов, А.С. Классификация лесных пожаров : Методические указания / А.С. Залесов. – Екатеринбург : УГЛТУ, 2011. – 15 с.
- 31 Заяц, А.М. Разработка мультимедийного Web - приложения мониторинга лесных пожаров / А.М. Заяц, А.А. Логачев / Информационные системы и технологии: теория и практика : сб. науч. тр. / СПбГЛТУ. – Санкт-Петербург, 2012. – № 4. – С. 17-20
- 32 Зібцев С.В. Аналіз особливостей лісопожежної обстановки та стану протипожежної охорони лісу в зонах радіаційного забруднення. Наукові доповіді НАУ. – 2006. – Вип. 4(5). – 17 с.
- 33 Каницкая, Л. В. Лесная пирология : учеб. пособие / Л. В. Каницкая. – Иркутск : Издательство БГУЭП, 2013. – 206 с.
- 34 Матвеев, П.М. Лесная пирология: Учебное пособие для студентов специальности 260400 всех форм обучения / А.М. Матвеев, П.М. Матвеев. – Красноярск : СибГТУ, 2002. – 287 с.
- 35 Оптіко - електронний комплекс попередження лісових пожеж FireWatch IQ-FIREWATCH.RU.





