

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії
(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерних систем та мереж
(повна назва кафедри)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

Магістр

(назва освітнього ступеня)

на тему: **Методи та засоби виявлення осередків пожежі в населених пунктах
комп'ютеризованою системою відеонагляду**

Виконав: студент(ка) 6 курсу, групи СІм-62
спеціальності 123 «Комп'ютерна інженерія»

(шифр і назва спеціальності)

	<u>Семців Т. А.</u> (підпис) (прізвище та ініціали)
Керівник	<u>Осухівська Г. М.</u> (підпис) (прізвище та ініціали)
Нормоконтроль	<u>Тиш Є. В.</u> (підпис) (прізвище та ініціали)
Завідувач кафедри	<u>Осухівська Г.М.</u> (підпис) (прізвище та ініціали)
Рецензент	<u></u> (підпис) (прізвище та ініціали)

Тернопіль
2025

АНОТАЦІЯ

Семців Т. А. Методи та засоби виявлення осередків пожежі в населених пунктах комп'ютеризованою системою відеонагляду: робота на здобуття кваліфікаційного ступеня магістра: спец. 123 — комп'ютерна інженерія / наук.кер. Г. М. Осухівська Тернопіль: Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, 2025.

Ключові слова: комп'ютерна система відеонагляду, пожежа, розпізнавання вогню, дим, моніторинг, модель YOLO, населений пункт.

Кваліфікаційна робота присвячена підвищенню ефективності виявлення осередків пожежі в умовах населених пунктів за допомогою методів комп'ютерного зору.

У роботі проведено аналіз сучасних методів детекції об'єктів та обґрунтовано використання нейронних мереж сімейства YOLO. Розроблено структурну схему централізованої системи відеонагляду, яка включає підсистеми збору даних, серверної обробки та сповіщення.

Практична частина включає підготовку спеціалізованого набору даних та навчання моделей YOLOv11, YOLOv12 і YOLOv13. Експериментально встановлено, що для завдань цивільного захисту найефективнішою є архітектура YOLOv13, яка забезпечує найвищу повноту виявлення та надійність розпізнавання аморфних об'єктів (диму та вогню) у складних умовах міської забудови. Модель YOLOv11 рекомендована як альтернатива для систем з обмеженими апаратними ресурсами завдяки високій швидкодії.

Результати дослідження мають практичне значення для модернізації систем безпеки населених пунктів та дозволяють мінімізувати час реагування екстрених служб на виникнення пожеж.

ANNOTATION

Semtsiv T. A. Methods and tools for detecting fire sources in populated areas with a computerized video-surveillance system. Master's Graduation Thesis: speciality 123 — Computer engineering / supervisor Osukhivska G. M. Ternopil: Ternopil Ivan Puluj National Technical University, 2025.

Keywords: computer video surveillance system, fire, fire recognition, monitoring, smoke, YOLO model, settlement.

The qualification paper is dedicated to improving the efficiency of fire outbreak detection in populated areas using computer vision methods.

The paper analyzes modern object detection methods and justifies the use of the YOLO family of neural networks. A structural scheme of a centralized video surveillance system has been developed, which includes data collection, server processing, and notification subsystems.

The practical part involves the preparation of a specialized dataset and the training of YOLOv11, YOLOv12, and YOLOv13 models. It has been experimentally established that the YOLOv13 architecture is the most effective for civil protection tasks, providing the highest detection recall and reliability in recognizing amorphous objects (smoke and fire) within complex urban environments. The YOLOv11 model is recommended as an alternative for systems with limited hardware resources due to its high processing speed.

The research results have practical significance for modernizing security systems in populated areas and allow for minimizing the response time of emergency services to fire outbreaks.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	7
РОЗДІЛ 1 АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА	10
1.1. Опис науково-технічної області досліджень	10
1.2. Огляд існуючих систем та методів виявлення пожежі.....	12
1.3. Архітектура комп'ютеризованої системи виявлення осередків пожежі	19
1.4. Висновки до розділу	21
РОЗДІЛ 2. ТЕОРЕТИЧНА ЧАСТИНА	22
2.1. Обґрунтування вибору моделі для виявлення пожеж у населених пунктах	22
2.2. Принципи побудови та особливості архітектури YOLOv11	28
2.3. Принципи побудови та особливості архітектури YOLOv12	31
2.4. Принципи побудови та особливості архітектури YOLOv13	34
2.5. Висновки до розділу	37
РОЗДІЛ 3 ПРАКТИЧНА ЧАСТИНА	39
3.1. Підбір та підготовка набору даних.....	39
3.2. Встановлення та налаштування YOLO	41
3.3. Тренування моделей YOLOv11, YOLOv12, YOLOv13	43
3.4. Результати тренування моделей YOLO	48
3.5. Висновки до розділу	51
РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ.....	52
4.1. Охорона праці	52
4.2. Безпека в надзвичайних ситуаціях	54
4.3. Висновки до розділу	57
ВИСНОВКИ.....	58
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	60
ДОДАТОК А. Тези конференції	

ВСТУП

Актуальність роботи. Забезпечення пожежної безпеки в сучасних населених пунктах залишається критичним завданням, вирішення якого ускладнюється обмеженою ефективністю традиційних засобів виявлення на відкритих просторах. У цьому контексті актуальним є впровадження комп'ютеризованих систем відеонагляду, які виступають як інструмент безконтактного моніторингу. Перевагою даного підходу полягає у здатності виявляти візуальні ознаки пожежі на значних відстанях. Стрімкий розвиток технологій CNN дозволяє вирішити головну проблему попередніх поколінь таких систем — високий рівень хибних спрацювань через погодні явища чи міський візуальний шум.

Вагомий внесок у розвиток методів виявлення пожеж та задимлення внесли A. Elhanashi та S. Saponara, які приділили увагу систематизації підходів на основі CNN. Питаннями розробки гібридних методів, що враховують просторово-часові патерни, займалися P. de Venâncio та A. Lisboa. Особливості застосування інтелектуальних агентів у концепції «розумного міста» та використання мультимодальних даних досліджували A. Rehman, A. Sharma та R. Kumar. Крім того, удосконаленням алгоритмів реального часу, зокрема полегшених архітектур на базі YOLO та трансформерів, присвячені роботи H. Wang, X. Wang та M. Titu.

Таким чином, розробка системи автоматизованого виявлення осередків пожежі методами комп'ютерного зору дозволяє здійснити перехід від пасивного спостереження до проактивного раннього попередження. Це має важливе практичне значення, оскільки дозволяє суттєво скоротити час реагування екстрених служб, мінімізувати ризики для населення та зменшити економічні збитки від пожеж.

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення ефективності виявлення пожеж в населених пунктах методами комп'ютерного зору задля мінімізації наслідків для довкілля.

Завдання кваліфікаційної роботи:

- Провести аналіз предметної області та існуючих методів виявлення осередків пожежі, розглянути переваги та недоліки сучасних систем комп'ютерного зору, а також проаналізувати ефективність різних архітектур нейронних мереж для задач детекції вогню та диму.
- Обґрунтувати вибір методів та засобів для реалізації системи.
- Розробити архітектуру комп'ютеризованої системи, визначити взаємодію основних компонентів: підсистеми відеонагляду, серверного модуля обробки даних та підсистеми оповіщення.
- Розробити алгоритмічне забезпечення системи.
- Реалізувати ПЗ системи виявлення осередків пожежі та провести експериментальні дослідження її ефективності, оцінивши точність детекції та час реакції на тестових наборах даних.

Об'єкт дослідження : процес виявлення осередків пожежі в населеному пункті комп'ютеризованою системою.

Предмет дослідження: методи та засоби виявлення осередків пожежі в населених пунктах комп'ютеризованою системою.

Методи дослідження: У роботі використано теоретичні методи аналізу наукових джерел та технічної документації для узагальнення існуючих підходів до автоматизованого виявлення пожеж. Методи системного аналізу застосовано для розробки архітектури та визначення функціональних взаємозв'язків між компонентами КСВ. За допомогою методів порівняння проведено оцінку ефективності різних модифікацій архітектури YOLO, що дозволило обґрунтувати вибір оптимального алгоритму. Реалізацію функцій детекції виконано методами машинного навчання, зокрема технологіями CNN на базі CNN, а емпіричні методи використано для проведення експериментальних досліджень та перевірки якісних показників роботи розроблених моделей.

Наукова новизна дослідження

- Вперше використано модель YOLOv13 для виявлення осередків пожежі в населених пунктах комп'ютеризованою системою відеонагляду.
- Набуло подальшого розвитку структурне рішення комп'ютеризованої системи відеоспостереження.

Практичне значення одержаних результатів КРМ полягає у можливості впровадження запропонованого методу в реальну комп'ютеризовану систему відеонагляду, для підвищення ефективності виявлення пожеж.

Публікації. Результати дослідження апробовано на XIII науково-технічній конференції Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя «Інформаційні моделі, системи та технології» (17-18 грудня 2025 р.) у вигляді тез конференцій.

1. Семців Т.А., Виявлення пожеж з допомогою моделей YOLO. Матеріали XIII науково технічної конференції Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя «Інформаційні моделі, системи та технології» (17-18 грудня 2025 року). Тернопіль: ТНТУ. 2025. с. 82.

2. Семців Т.А., Порівняльний аналіз архітектур YOLO для виявлення осередків займання на відеопотоці. Матеріали XIII науково технічної конференції Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя «Інформаційні моделі, системи та технології» (17-18 грудня 2025 року). Тернопіль: ТНТУ. 2025. с. 83.

Структура роботи. Робота складається з пояснювальної записки та графічної частини. Пояснювальна записка складається із вступу, 4 розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА

1.1. Опис науково-технічної області досліджень

Проблема забезпечення пожежної безпеки в умовах сучасних населених пунктів є однією з найбільш критичних та багатограних, вимагаючи постійного вдосконалення методів і засобів раннього виявлення загроз. Традиційні системи, які базуються на точкових сенсорах (теплові, димові сповіщувачі), ефективно працюють усередині приміщень, але мають суттєві обмеження щодо моніторингу великих відкритих територій, зовнішніх периметрів об'єктів, а також висотних споруд і важкодоступних промислових зон. Саме тому науково-технічна область, що досліджується, спрямована на розробку та впровадження КСВ, які використовують мережу відеокамер як первинний сенсор для автоматичного, неконтактного моніторингу простору.

Дана галузь досліджень знаходиться на перетині таких ключових дисциплін, як інформаційні технології, ШІ та пожежна безпека. Еволюція систем виявлення пожеж наочно демонструє перехід від простих контактних і точкових електронних сповіщувачів до інтелектуальних систем неконтактного моніторингу. Основна перевага КСВ полягає в їхній здатності забезпечувати широку зону покриття і, що найважливіше, виконувати раннє виявлення ознак пожежі (димув чи полум'я) на значних відстанях – задовго до того, як вони досягнуть стаціонарних датчиків. Крім того, відеоаналіз дозволяє проводити швидко верифікацію тривоги, значно зменшуючи ризик хибних спрацювань.

Технологічним фундаментом для розробки методів виявлення осередків пожежі є КЗ та обробка зображень. У цій сфері алгоритми спрямовані на аналіз візуальних ознак у реальному часі. Визначення полум'я (Flame Detection) переважно базується на аналізі кольорового простору (інтенсивність та відтінки в червоно-жовтогарячому діапазоні) та динамічних характеристиках, зокрема хаотичному і швидкому мерехтінні, відомому як флікер-аналіз. Водночас,

виявлення диму (Smoke Detection) є складнішим завданням через його низьку контрастність та схожість із природними явищами, такими як туман або хмари. Тут використовуються методи аналізу текстури (клубоподібна структура), кольору (сірі, білі, чорні напівпрозорі об'єкти) та характерного, повільного, висхідного руху.

Кардинальним проривом у цій області стало застосування технологій ШІ, зокрема CNN (Deep Learning). Використання CNN та інших передових архітектур, наприклад, YOLO, R-CNN [10] дозволило відійти від ручного програмування ознак. Нейромережі, навчені на величезних масивах даних, тепер здатні самостійно виділяти найбільш інформативні просторово-часові ознаки диму і полум'я, забезпечуючи значно вищу точність і стійкість до хибних спрацьовувань порівняно з класичними алгоритмами. Додатковою важливою складовою сучасних КСВ є їхня інтеграція з геоінформаційними системами (ГІС). Ця інтеграція забезпечує не лише фіксацію події, але й автоматичне визначення точних географічних координат осередку пожежі, що є критично важливим для оперативного реагування диспетчерських та пожежних служб.

Незважаючи на значний технологічний прогрес, дана науково-технічна область стикається з низкою викликів, які окреслюють поле для подальших досліджень. Головною проблемою залишається високий рівень хибних спрацьовувань, спричинених об'єктами-імітаторами (парою, яскравим світлом, димом від промислових викидів, туманом). Ефективність систем також сильно залежить від умов видимості, зокрема нічного освітлення та несприятливих погодних явищ, що вимагає впровадження мультиспектральних рішень (тепловізійних, ІЧ-камер). Також актуальною є проблема обчислювальних ресурсів, оскільки аналіз численних відеопотоків у режимі 24/7 вимагає розробки оптимізованих алгоритмів для роботи на периферійних обчислювальних пристроях (Edge Computing) та забезпечення належної масштабованості та інтеграції систем у єдиний міський моніторинговий комплекс.

Таким чином, науково-технічна область автоматизованого виявлення осередків пожежі за допомогою відеоаналізу є критично важливою для сучасної

інфраструктури, забезпечуючи перехід від пасивного спостереження до проактивної інтелектуальної системи раннього попередження.

1.2. Огляд існуючих систем та методів виявлення пожежі

Дослідження в області виявлення осередків пожежі у населених пунктах методом комп'ютерного зору ведеться великою кількістю науковців зі всього світу. У статтях [11-17] наведено їх напрацювання у цій сфері.

У статті [11] автори пропонують вирішення проблеми обчислювальної складності високоточних нейронних мереж, яка перешкоджає їхньому використанню для систем реального часу виявлення пожежі в системах відеонагляду (КССВ). Автори пропонують гібридний підхід, який поєднує полегшену архітектуру згорткової нейронної мережі (Lightweight CNN) та інноваційний механізм уваги (Attention Mechanism). Суть методу полягає у використанні оптимізованої CNN-архітектури, що забезпечує необхідну швидкість обробки (високий FPS) для реального часу моніторингу, що є критичним для моніторингу населених пунктів. Додатковою ключовою ланкою є модуль уваги, який дозволяє мережі вибірково зосереджувати обчислювальні ресурси лише на тих частинах зображення, де з найбільшою ймовірністю знаходяться ознаки пожежі, тим самим підвищуючи точність і стійкість до хибних спрацювань від міського візуального шуму. Весь процес починається із захоплення відеопотоку, його попередньої обробки, подальшого проходження через ядро полегшеної CNN, застосування модуля уваги для створення уточнених карт ознак, і завершується головою класифікації, яка за допомогою функції Softmax визначає ймовірність наявності полум'я або диму. Архітектура цього методу детально представлена на рис. 1.1 [11].

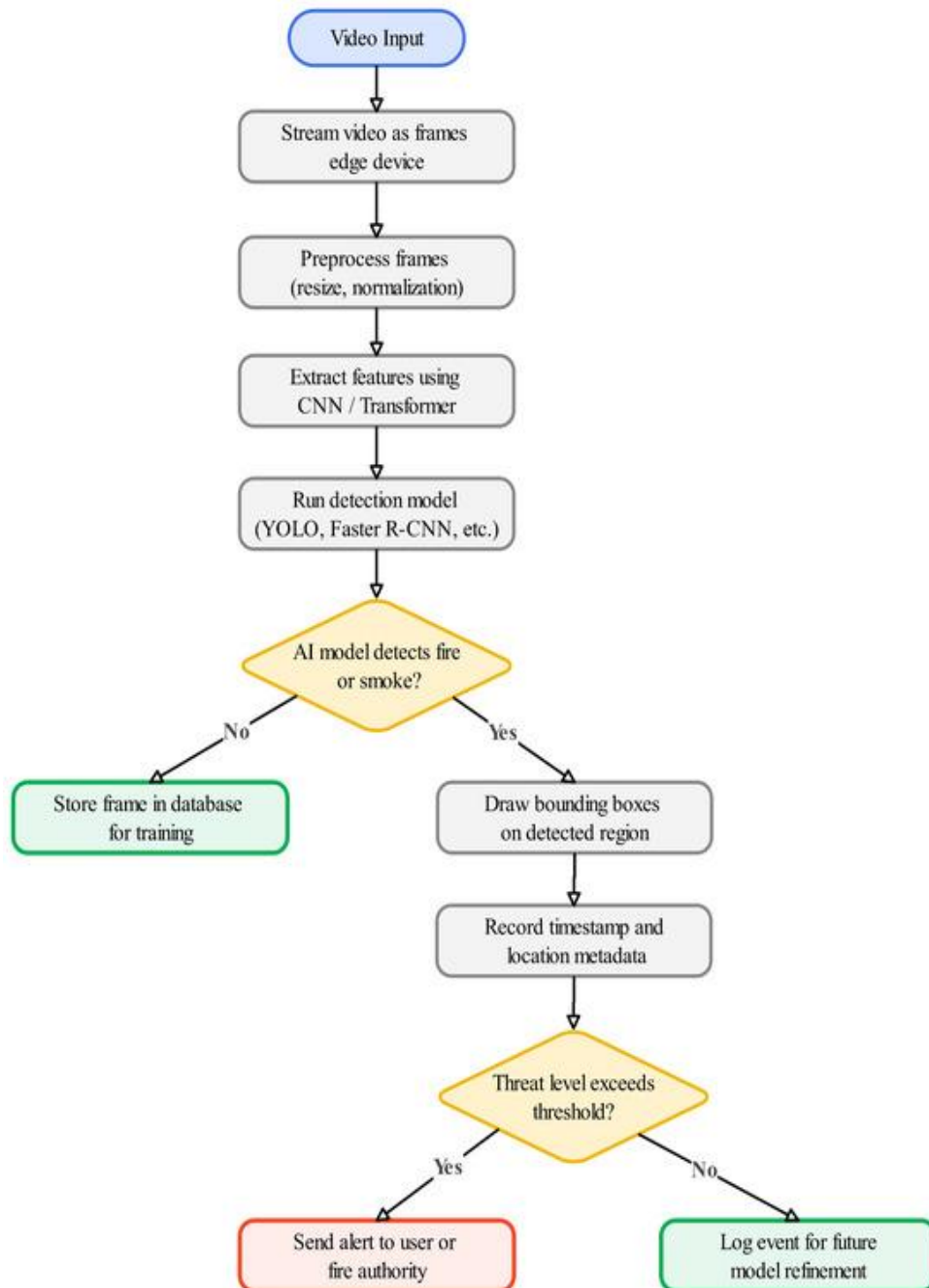


Рис. 1.1 – Концептуальний потік архітектур CNN, що застосовуються до виявлення пожежі та диму.

Завдяки цій архітектурі, метод забезпечує одночасне та надійне виявлення обох ключових ознак, демонструючи високу стійкість до хибних спрацювань та повністю відповідаючи вимогам до швидкодії систем моніторингу в населених пунктах.

У статті [12] автори пропонують унікальну гібридну методологію для надійного та точного виявлення пожежі та диму. Метод спрямований на

підвищення ефективності систем моніторингу в міських та промислових умовах, де висока кількість візуальних перешкод призводить до частих хибних спрацювань. Запропонована архітектура базується на конкатенованій згортковій нейронній мережі (CNN), яка інтегрує класичні підходи до обробки зображень у фазу попередньої обробки даних. Цей гібридний попередній аналіз включає два основні компоненти: аналіз колірних характеристик та контурний аналіз. Аналіз кольору використовується для швидкої ідентифікації пікселів, що відповідають палітрі полум'я (червоний, жовтий, помаранчевий), тоді як контурний аналіз застосовується для оцінки морфологічних ознак потенційних об'єктів. Зокрема, алгоритми контурного аналізу перевіряють об'єкти на відповідність критеріям площі, видаляючи об'єкти надто великі або надто малі, співвідношення сторін, виявлення асиметричних форм та опуклості, ідентифікація мерехтливих та вигнутих ліній, характерних для полум'я. Ці гібридні ознаки, отримані на етапі попередньої обробки, подаються на вхід CNN, що дозволяє мережі ефективніше відокремлювати справжні зони диму та полум'я від візуально схожих об'єктів, таких як відблиски сонячного світла або яскравий одяг. Схему, що показує архітектуру гібридного методу виявлення пожежі зображена на рис. 1.2.

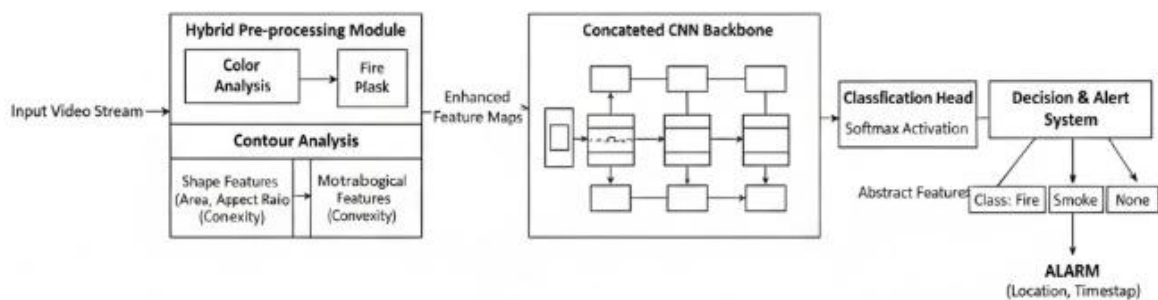


Рис. 1.2 – Концептуальна архітектура гібридного методу виявлення пожежі з інтеграцією колірної та контурної аналізи для посилення ознак

Цей підхід, поєднуючи простоту традиційних методів із глибоким навчанням, підвищує адаптивність та надійність системи виявлення у практичних застосуваннях.

У статті [13] запропонований авторами підхід базується на гібридному аналізі динамічних та хроматичних характеристик відеопотоку. Алгоритм спочатку виконує сегментацію рухомих об'єктів за допомогою методу віднімання фону, що дозволяє відфільтрувати статичні ділянки сцени та знизити обчислювальне навантаження. Надалі потенційні зони загоряння перевіряються на відповідність колірним моделям полум'я та диму, а також аналізуються на наявність характерного для вогню мерехтіння (часової нестабільності яскравості).

Перевагою такого методу є його здатність працювати в режимі реального часу на обладнанні з обмеженою обчислювальною потужністю, оскільки він не вимагає використання важких архітектур CNN. Втім, цей підхід має суттєві обмеження для використання в умовах населених пунктів: він демонструє залежність від умов освітлення та схильність до хибних спрацювань на об'єктах, що мають схожі з вогнем колір та динаміку руху, наприклад, фари автомобілів або яскравий одяг пішоходів.

У статті [14] автори пропонують метод виявлення пожежі який поєднує мобільність безпілотних платформ із сучасними методами CNN. Автори пропонують систему моніторингу на базі БПЛА, оснащених панорамними камерами, що забезпечують безперервний огляд на 360 градусів. Оскільки вихідні зображення в еквідистантній проекції мають значні геометричні спотворення, алгоритм передбачає їх попередню трансформацію у стереографічну проекцію, що покращує якість розпізнавання об'єктів.

Ядром системи розпізнавання є архітектура семантичної сегментації DeepLab V3+, яка використовує потужну згорткову мережу ResNet-101 як основу для виділення ознак. Важливою особливістю запропонованого методу є паралельна робота двох окремих моделей: одна налаштована на детекцію візуальних ознак полум'я, а інша — диму. Для підвищення надійності системи та фільтрації хибних спрацювань, наприклад, відблисків сонця або об'єктів червоного кольору, застосовується додатковий етап верифікації на основі аналізу динамічних текстур — Linear Dynamic System. Цей модуль аналізує часову

еволюцію пікселів у виділених регіонах, перевіряючи їх на відповідність хаотичній динаміці горіння. Запропонована архітектура моделі наведена на рис. 1.3 [14].

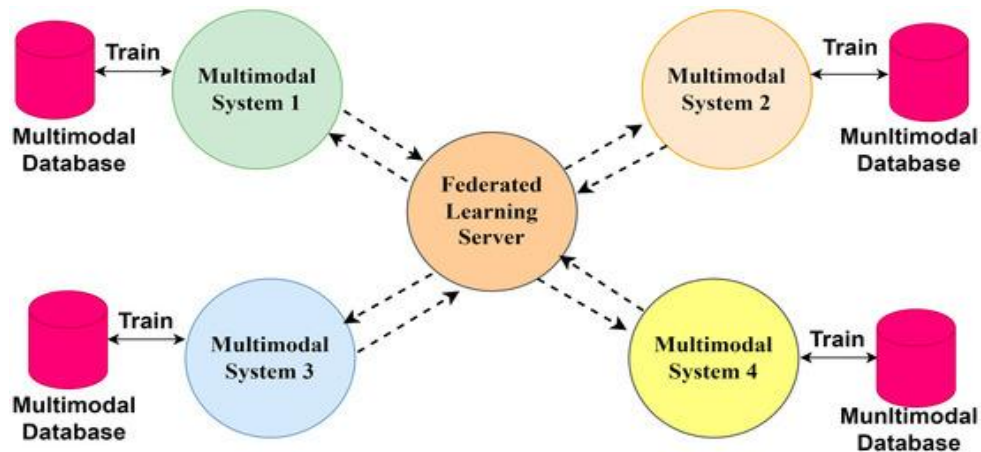


Рис. 1.3 – Архітектура моделі для системи розпізнавання пожеж на базі БПЛА [14]

Попри високу точність детекції, яка досягає 94,6%, впровадження такого підходу в стаціонарні системи відеоспостереження населених пунктів стикається з викликами високої обчислювальної складності, що вимагає дороговартісного обладнання, та обмеженою автономністю роботи повітряних платформ.

Сучасним трендом у розвитку систем відеомоніторингу є перехід до концепції Edge AI, що яскраво продемонстровано у дослідженні [15]. Автори розробили модифіковану архітектуру нейромережі DSS-YOLO, взявши за основу алгоритм YOLOv8. Ключовою проблемою, яку вирішує даний метод, є необхідність виявлення пожежі на ранніх стадіях, коли осередок займання займає незначну частину кадру, при збереженні високої швидкості обробки. Завдяки оптимізації структури мережі вдалося досягти балансу між низьким споживанням обчислювальних ресурсів та високою точністю детекції. Це дозволяє імплементувати алгоритм безпосередньо в обчислювальні модулі камер відеонагляду або компактні системи на базі мікроконтролерів, усуваючи необхідність трансляції потокового відео на центральний сервер для аналізу.

Такий підхід значно знижує навантаження на канали зв'язку та зменшує час реакції системи, що є критичним фактором для безпеки населених пунктів.

До основних переваг даного методу варто віднести можливість автономного функціонування системи та високу енергоефективність, що робить її придатною для масового розгортання в умовах обмеженого енергопостачання. Крім того, архітектурні вдосконалення DSS-YOLO суттєво підвищують ймовірність виявлення віддалених або дрібних осередків полум'я, мінімізуючи пропуски реальних загроз. Водночас, підхід має певні обмеження: полегшена структура нейромережі зазвичай демонструє дещо нижчу стійкість до складних візуальних перешкод та шумів, наприклад, густий туман чи інтенсивні опади, у порівнянні з глибокими серверними моделями, а також вимагає значного обсягу якісно розмічених даних для навчання, щоб уникнути помилкових спрацювань на схожих за кольором об'єктах.

Автори статті [16] дослідили практичну апробацію концепції граничних обчислень Edge Computing на мобільних платформах. Вони розробили архітектуру автономної системи моніторингу, інтегрувавши мікрокомп'ютер Raspberry Pi 5 безпосередньо на борт безпілотного літального апарату DJI F450. Програмною основою стала нейромережа YOLOv8n (Nano), яка була додатково оптимізована за допомогою методу дистиляції знань Knowledge Distillation. Цей підхід передбачає навчання компактної мережі під керівництвом більш складної моделі, що дозволяє зберегти високу здатність до розпізнавання образів при значному зменшенні обчислювальної ваги алгоритму. В результаті серії експериментів у різних умовах, а саме: приміщення, відкрита місцевість, ліс. Система продемонструвала здатність обробляти відеопотік безпосередньо на пристрої з точністю детекції 89,23%.

Аналіз ефективності рішення показує, що його ключовими перевагами є повна незалежність від каналів зв'язку та низька вартість впровадження. Водночас, використання бюджетних мікроконтролерів накладає обмеження на швидкодію системи, а показники точності, хоч і прийнятні для моніторингу, все ж поступаються стаціонарним серверним рішенням.

До основних переваг методу DFFT слід віднести його виняткову здатність детектувати малі об'єкти, що є критичним для систем раннього попередження, а також відмову від складної структури декодера, що оптимізує процес навчання. Водночас, застосування трансформерних архітектур накладає суттєві обмеження на апаратну частину: для забезпечення роботи системи в реальному часі необхідні високопродуктивні графічні прискорювачі рівня NVIDIA RTX 3090 і вище, що ускладнює її інтеграцію в автономні пристрої граничних обчислень. Крім того, результати тестів показали, що модель демонструє дещо гіршу точність при розпізнаванні напівпрозорого диму порівняно з відкритим полум'ям через його візуальну схожість з атмосферними явищами.

1.3. Архітектура комп'ютеризованої системи виявлення осередків пожежі

Архітектура системи розпізнавання осередків пожежі в населених пунктах побудована за принципом розподіленої комп'ютеризованої системи, що поєднує засоби відеоспостереження, серверну обробку даних та централізовану систему сповіщення (див. Рис. 1.5). Основною метою такої архітектури є забезпечення безперервного моніторингу територій, автоматичного аналізу відеоданих і своєчасного формування повідомлень про можливі осередки пожежі.

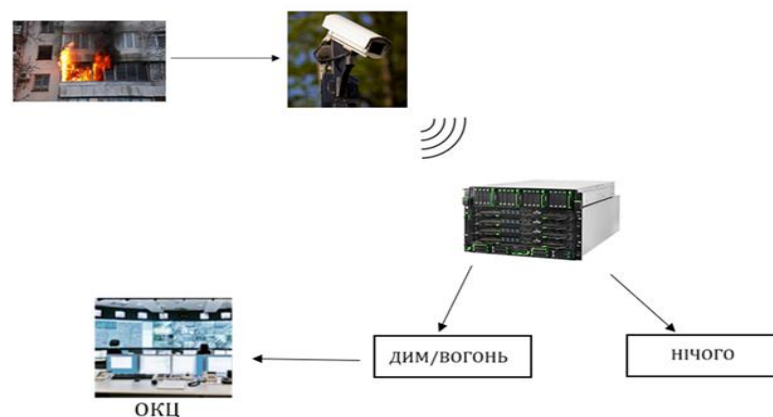


Рис. 1.5 – Загальна архітектура КВС для виявлення осередків пожежі

Першим рівнем системи є підсистема збору відеоданих, яка складається з камер відеоспостереження, встановлених у межах населених пунктів. Камери можуть бути стаціонарними або поворотними та мати широкий кут огляду, що дозволяє охоплювати значні території. Вони здійснюють безперервну відеозйомку та формують відеопотік у реальному часі. Отримані дані передаються до серверної частини системи через дротові або бездротові канали зв'язку з використанням стандартних протоколів передачі мультимедійних даних.

Другим ключовим елементом архітектури є серверна підсистема обробки відеоінформації. Саме на цьому рівні реалізується основна логіка комп'ютерного зору. Сервер приймає відеопотоки з камер, виконує попередню обробку кадрів, яка може включати зміну розміру зображень, нормалізацію яскравості та усунення шумів. Такі операції необхідні для підвищення стійкості алгоритмів розпізнавання до змін освітлення та погодних умов.

Подальший аналіз відеоданих здійснюється за допомогою моделей CNN, зокрема алгоритмів YOLO [18], орієнтованих на виявлення характерних візуальних ознак пожежі — відкритого полум'я та диму. Модель аналізує окремі кадри або послідовності кадрів відеопотоку та формує оцінку наявності пожежонебезпечної ситуації. У результаті роботи алгоритму генеруються структуровані дані, що містять інформацію про ймовірний осередок пожежі, його локалізацію в межах кадру та рівень впевненості розпізнавання.

Наступним компонентом архітектури є підсистема формування та передачі сповіщень. У разі виявлення ознак пожежі сервер автоматично створює повідомлення, яке включає ідентифікатор камери, часові характеристики події та фрагменти відео або статичні зображення. Ці дані передаються до оперативно-координаційного центру ДСНС, що забезпечує централізований прийом та обробку інформації з різних джерел відеоспостереження.

Архітектура системи передбачає чітке розділення функцій між рівнями збору даних, обчислювальної обробки та прийняття рішень, що забезпечує її масштабованість та надійність. У разі збільшення кількості камер або площі

покриття система може бути розширена шляхом додавання серверних ресурсів без зміни загальної логіки роботи. Крім того, централізована серверна обробка дозволяє оновлювати та вдосконалювати алгоритми розпізнавання без втручання в апаратну частину системи.

Загалом запропонована архітектура забезпечує ефективне поєднання відеоспостереження та методів комп'ютерного зору для автоматизованого виявлення осередків пожежі в населених пунктах, що створює передумови для підвищення оперативності реагування та зменшення ризиків поширення пожеж.

1.4. Висновки до розділу

Здійснений аналіз предметної області засвідчив, що забезпечення пожежної безпеки сучасних населених пунктів вимагає якісно нових підходів, оскільки традиційні точкові сповіщувачі є неефективними для моніторингу відкритих просторів та зовнішніх периметрів.

Встановлено, що найбільш перспективним напрямом є впровадження комп'ютеризованих систем відеонагляду, які використовують методи ШІ для безконтактного виявлення ознак диму та полум'я на ранніх стадіях.

Огляд існуючих рішень показав, що класичні методи обробки зображень не забезпечують достатньої надійності в умовах візуального шуму міського середовища, тоді як сучасні архітектури CNN, зокрема згорткові нейронні мережі, дозволяють досягти високої точності детекції, мінімізуючи рівень хибних спрацювань.

На основі порівняння різних варіантів реалізації, включаючи мобільні платформи та граничні обчислення, було обґрунтовано вибір централізованої серверної архітектури системи. Такий підхід дозволяє використовувати потужні обчислювальні ресурси для роботи складних моделей типу YOLO, забезпечує легку масштабованість системи при розширенні зони покриття та створює умови для оперативної передачі критичної інформації до диспетчерських служб, що є необхідним фундаментом для практичної розробки програмного комплексу.

РОЗДІЛ 2

ТЕОРЕТИЧНА ЧАСТИНА

2.1. Обґрунтування вибору моделі для виявлення пожеж у населених пунктах

Проблема автоматизованого виявлення пожеж у межах населених пунктів за допомогою систем комп'ютерного зору належить до класу задач виявлення об'єктів Object Detection у складних умовах навколишнього середовища. На відміну від промислових приміщень, де освітлення є стабільним, а фон — статичним, міське середовище характеризується високою динамікою сцени, змінними погодними умовами, наявністю великої кількості рухомих об'єктів та складним світловим забрудненням. Саме тому вибір алгоритмічного забезпечення для підсистеми інтелектуального аналізу відеопотоку є критично важливим етапом проектування системи. Від обраної моделі нейронної мережі безпосередньо залежать ключові експлуатаційні характеристики системи, такі як час реакції на подію, ймовірність хибних спрацювань та вимоги до обчислювальних потужностей апаратного забезпечення.

Для вирішення поставленої задачі в рамках даної роботи було здійснено аналіз сучасних методів комп'ютерного зору, оскільки традиційні методи обробки зображень, що базуються на аналізі колірних просторів RGB, HSV, YCbCr та детекції руху, продемонстрували свою неефективність у масштабах населеного пункту. Вони генерують неприпустимо високу кількість хибних тривог, реагуючи на вуличне освітлення, фари автомобілів, світлофори та яскраві елементи одягу пішоходів. У зв'язку з цим, фокус дослідження було зміщено на методи CNN Deep Learning, а саме — на згорткові нейронні мережі, які здатні виділяти не лише колірні, а й текстурні та контекстні ознаки полум'я та диму.

Серед існуючих архітектур нейромереж для детекції об'єктів можна виділити два основні класи: двостадійні детектори та одностадійні детектори. До першого класу належать алгоритми сімейства R-CNN, зокрема Faster R-CNN та

Mask R-CNN. Принцип їх роботи полягає у послідовному виконанні двох операцій: спочатку спеціалізована мережа Region Proposal Network генерує набір потенційних регіонів інтересу, де може знаходитися об'єкт, а на другому етапі ці регіони класифікуються, і уточнюються їхні координати. Перевагою такого підходу є надзвичайно висока точність детекції та здатність виявляти дрібні об'єкти, що є важливим для фіксації пожежі на ранніх стадіях. Проте, суттєвим недоліком двостадійних детекторів є висока обчислювальна складність та низька швидкість обробки кадрів. У контексті системи відеонагляду населеного пункту, де необхідно обробляти десятки або сотні відеопотоків одночасно, використання Faster R-CNN вимагатиме надмірних ресурсів серверного обладнання, що робить систему економічно недоцільною для муніципального впровадження. Крім того, затримка в обробці сигналу може бути критичною в умовах надзвичайної ситуації, де кожна секунда впливає на швидкість поширення вогню.

Альтернативою є одностадійні детектори, яскравими представниками яких є Single Shot MultiBox Detector та сімейство моделей YOLO[19]. Основна ідея цих архітектур полягає у відмові від окремого етапу генерації регіонів. Натомість задача детекції формулюється як єдина задача регресії, де нейронна мережа безпосередньо передбачає координати обмежувальних рамок та ймовірності класів для всього зображення за один прохід. Такий підхід дозволяє досягти значно вищої швидкості роботи, забезпечуючи обробку відео в режимі реального часу, що є обов'язковою вимогою для систем безпеки життєдіяльності.

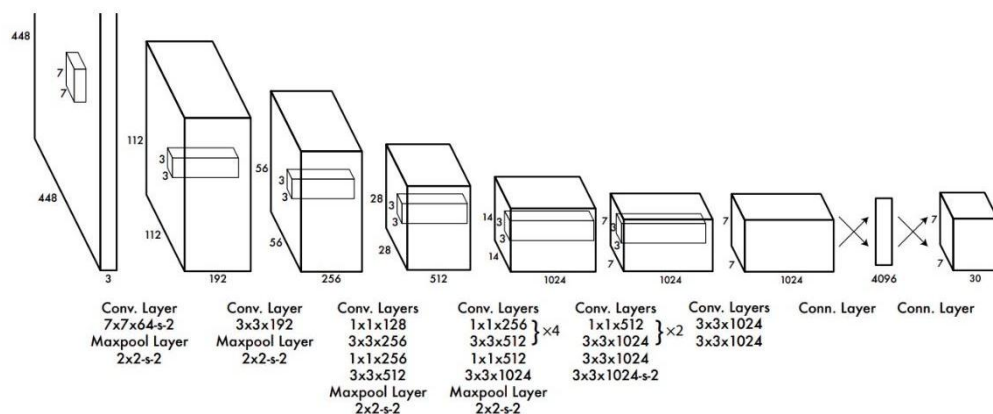


Рис. 2.1 – Процес виявлення об'єктів моделями YOLO [19]

Провівши порівняльний аналіз, для реалізації програмної частини системи виявлення пожеж, було обрано архітектуру YOLO (див. рис. 2.1). Цей вибір обґрунтований комплексом технічних та експлуатаційних переваг, які найкраще відповідають специфіці моніторингу у населених пунктах (табл. 2.1).

Таблиця 2.1

Порівняння підходів до виявлення об'єктів на зображеннях

	Методи ковзного вікна	R-CNN/ Faster R-CNN	SSD	YOLO
Принцип роботи	Послідовний аналіз локальних фрагментів зображення	Двоетапний підхід: генерація областей та класифікація	Одноетапна детекція з багатомасштабними картами ознак	Одноетапна детекція з глобальним аналізом зображення
Аналіз контексту	Відсутній	Обмежений	Частковий	Повний
Кількість етапів обробки	Багато	Два	Один	Один
Швидкодія (FPS)	Низька	Середня	Висока	Дуже висока
Придатність для відеопотоку	Низька	Обмежена	Висока	Висока
Обчислювальна складність	Висока	Висока	Середня	Низька-середня
Стійкість до хибних спрацювань	Низька	Висока	Середня	Висока
Придатність для реального часу	Ні	Обмежено	Так	Так
Доцільність для виявлення пожеж	Низька	Середня	Середня	Висока

Модель YOLO належить до архітектурної парадигми «глобального погляду». На відміну від методів ковзного вікна або R-CNN, які розглядають

окремі фрагменти зображення ізольовано, YOLO бачить все зображення цілком під час тренування та тестування. Це дозволяє мережі неявно кодувати контекстну інформацію про класи та їх оточення. У контексті виявлення пожеж у місті це має вирішальне значення. Вогонь, як візуальний об'єкт, має аморфну структуру без чітких геометричних меж, що робить його схожим на інші об'єкти, наприклад, захід сонця, відблиски на скляних фасадах, неонові вивіски. Здатність YOLO враховувати контекст дозволяє значно знизити кількість помилок типу False, коли за вогонь приймається безпечний об'єкт фону. Наприклад, мережа з більшою ймовірністю відрізняє полум'я на даху будинку від червоного білборда, аналізуючи їх розташування відносно інших об'єктів у кадрі.

Сучасні ітерації YOLO використовують передові методи оптимізації, такі як CSPDarknet як основу та механізми PAFNet (Path Aggregation Network) для агрегації ознак. Це дозволяє досягати показників точності, які є порівнянними з двостадійними детекторами, при цьому швидкість обробки залишається на рівні 30–140 кадрів за секунду залежно від потужності графічного прискорювача. Така швидкодія дозволяє одному серверу обслуговувати велику кількість камер, що знижує вартість масштабування системи на рівні району або міста. Крім того, висока швидкість інференсу залишає запас обчислювальних ресурсів для застосування додаткових алгоритмів пост-обробки, наприклад, для трекінгу об'єкта чи фільтрації шумів.

Однією з проблем ранніх версій одностадійних детекторів була складність у виявленні малих об'єктів. Оскільки камери відеонагляду в населених пунктах часто встановлюються на висотних будівлях або стовпах і охоплюють велику площу, осередок займання на початковій стадії може займати лише декілька десятків пікселів на зображенні високої роздільної здатності. Обрана архітектура YOLO вирішує цю проблему за допомогою використання піраміди ознак Feature Pyramid Networks та механізму якірних рамок anchor boxes або ж безякірного підходу anchor-free у новітніх версіях. Це дозволяє мережі здійснювати детекцію

на трьох різних масштабах, ефективно виявляючи як великі пожежі, що охоплюють будівлю, так і малі вогнища на значній відстані.

Архітектура YOLO добре оптимізується для роботи на пристроях з обмеженими ресурсами за допомогою технологій квантування та прунінгу. Це відкриває можливість інтеграції алгоритму безпосередньо в розумні камери або компактні обчислювальні модулі, наприклад, NVIDIA Jetson, встановлені безпосередньо на місці зйомки. Такий підхід, відомий як граничні обчислення, дозволяє передавати на центральний пульт не повний відеопотік, який перевантажує мережу, а лише метадані про тривожні події та підтверджуючі кадри, що підвищує надійність системи в умовах нестабільного зв'язку, характерного для віддалених районів населених пунктів.

Окремо слід зазначити стійкість моделі до перекриттів. В умовах щільної забудови вогонь може бути частково перекритий деревами, парканами або іншими будівлями. Завдяки надійній функції втрат, яка враховує не лише координати центру та розміри рамки, але й ступінь перекриття, YOLO здатна утримувати об'єкт у полі зору навіть при його частковому зникненні або зміні форми, що є критичним для відстеження динаміки поширення пожежі.

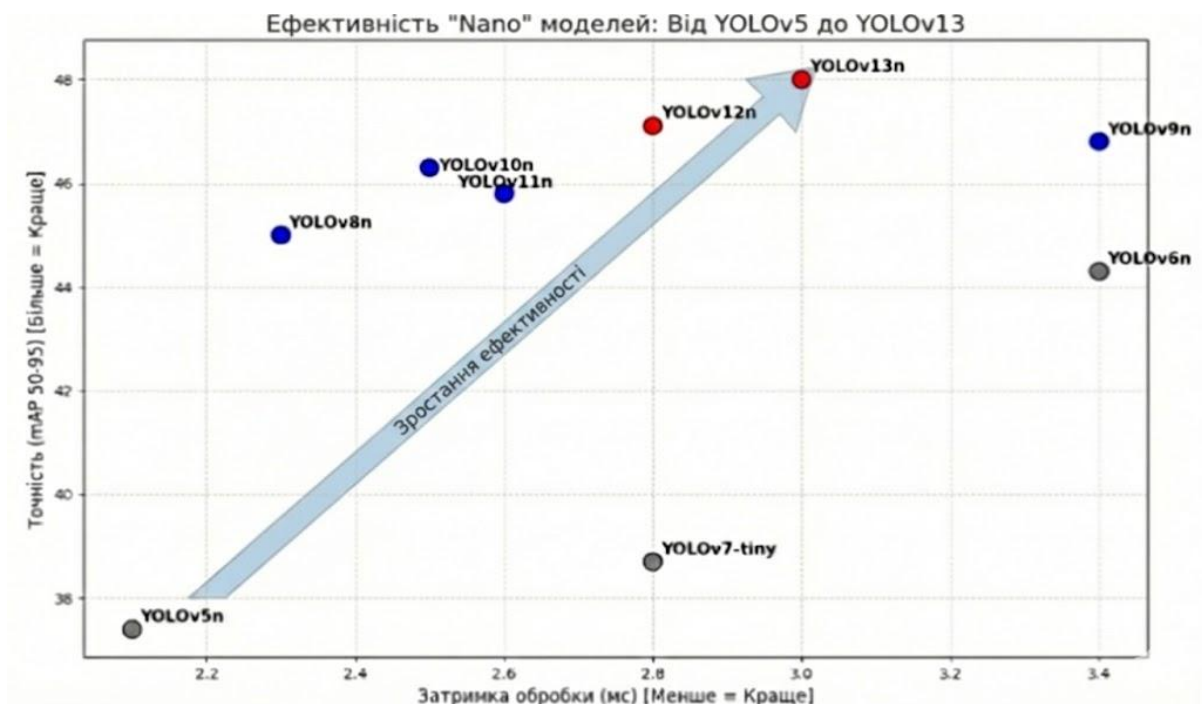


Рис. 2.2 – Порівняння точності та швидкодії моделей YOLO розмірності N

Для кількісної оцінки ефективності сучасних архітектур YOLO було розглянуто співвідношення між точністю детекції та швидкістю моделей. Оскільки системи відеомоніторингу пожеж функціонують у режимі реального часу, ключовими характеристиками є значення показника mAP, що відображає точність виявлення об'єктів, а також затримка обробки одного кадру. З метою аналізу динаміки розвитку моделей та виявлення загальних тенденцій було виконано порівняння версій YOLO розмірності Nano за цими показниками, результати якого наведено на рис. 2.2 та 2.3.

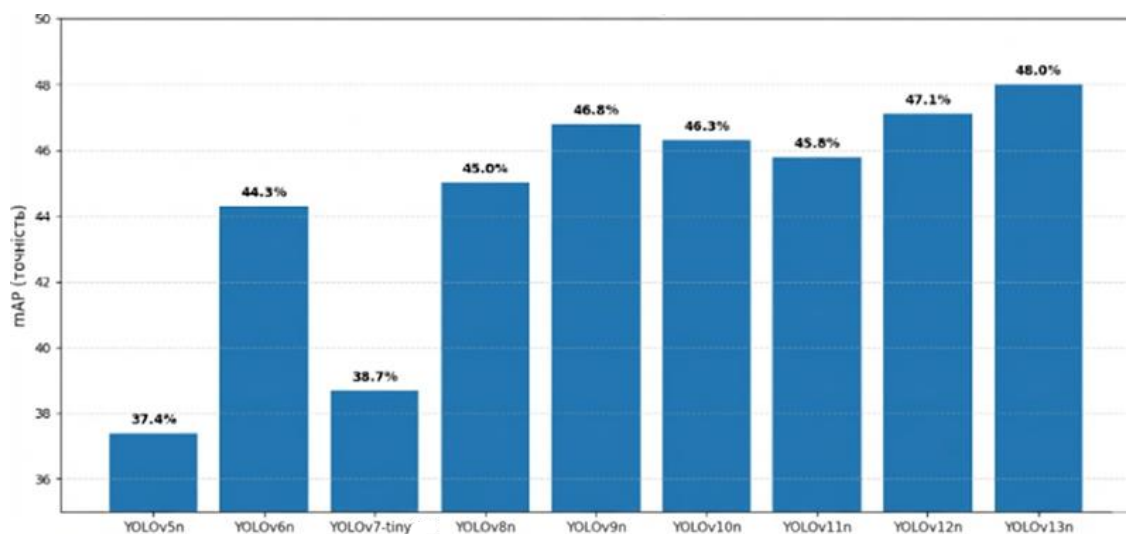


Рис. 2.3 - Еволюція точності моделей YOLO за показником mAP

Підсумовуючи вищевикладене, вибір моделі YOLO для розробки системи виявлення пожеж у населених пунктах є науково та практично обґрунтованим. Дана архітектура поєднує в собі необхідну швидкість для роботи в реальному часі, високу точність детекції в умовах складного урбаністичного фону та можливість виявлення малорозмірних об'єктів на великих дистанціях. Відкритість вихідного коду та широка підтримка спільноти дозволяють адаптувати модель під специфічні потреби задачі, зокрема шляхом донавчання на спеціалізованих датасетах, що містять зображення пожеж у міському середовищі, що в сукупності забезпечує створення ефективного та надійного інструменту для підвищення пожежної безпеки.

2.2. Принципи побудови та особливості архітектури YOLOv11

Архітектура YOLOv11 [20] є одією із найновіших ітерацій сімейства одностадійних детекторів, розроблених компанією Ultralytics наприкінці 2024 року. У контексті задачі виявлення осередків пожежі в населених пунктах, вибір цієї моделі зумовлений переходом до повністю безякірного підходу та використанням удосконалених механізмів вилучення ознак, що дозволяє ефективно детектувати аморфні об'єкти, такі як дим та полум'я на складних динамічних фонах.

Структурно модель YOLOv11 складається з трьох функціональних блоків [20]: Backbone (екстрактор ознак), Neck (агрегатор різномасштабних ознак) та Head (детектуюча голова) (див. рис. 2. 4).

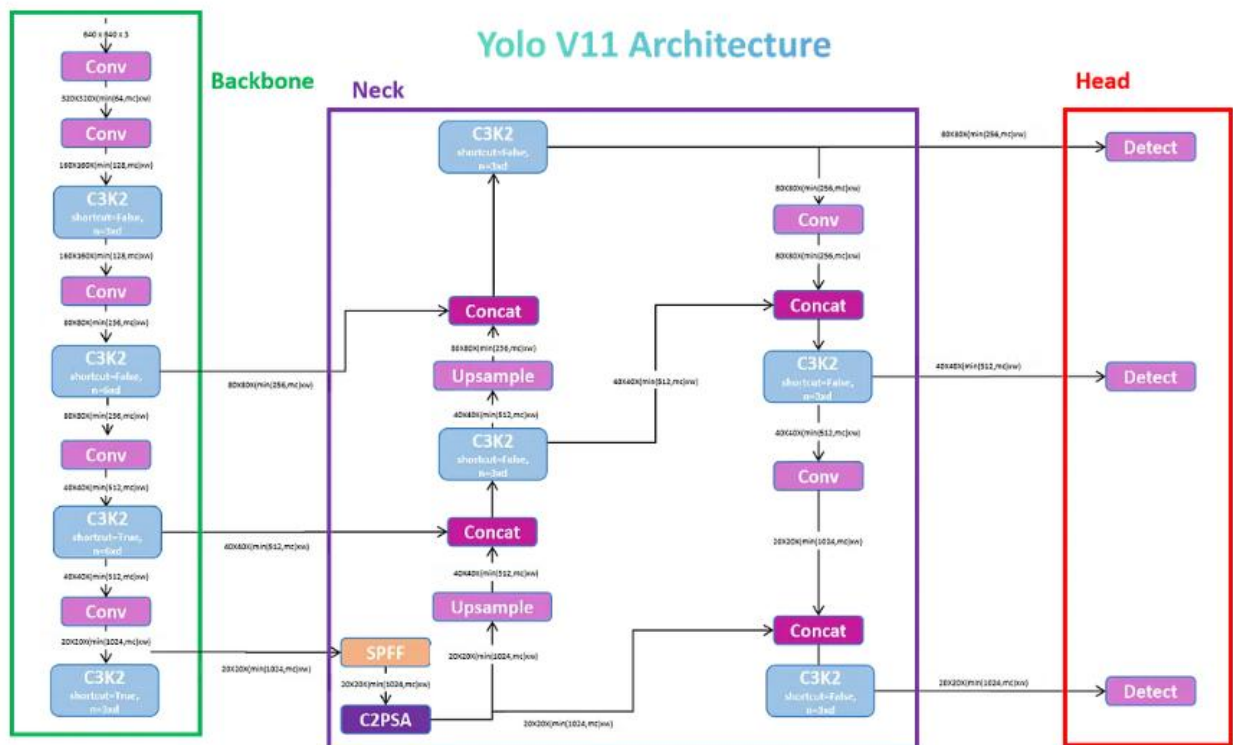


Рис. 2.4 – Загальна архітектура моделі YOLOv11 [20]

Фундаментальною відмінністю YOLOv11 від попередніх версій є інтеграція в кістяк мережі блоків Cross Stage Partial. Цей блок є еволюцією

архітектури CSPNet, яка розділяє градієнтний потік для зменшення обчислювальної надлишковості.

Вхідний тензор ознак $X \in R^{C \times H \times W}$ розділяється на дві гілки. Одна частина проходить через серію згорток зі змінним розміром ядра, що дозволяє адаптивно змінювати рецептивне поле мережі, а інша передається через прямий зв'язок. Це забезпечує більш глибоке навчання ознак без втрати інформації про деталі.

Для нелінійного перетворення сигналів у кожному шарі використовується функція активації SiLU (Sigmoid Linear Unit). На відміну від ReLU (Rectified Linear Unit), вона є диференційованою в усьому діапазоні, що критично важливо для стабільного навчання на зашумлених зображеннях нічного міста:

$$f(x) = x \cdot \sigma(x) = \frac{x}{1+e^{-x}},$$

де x – вхідний сигнал, зважена сума значень від нейронів попереднього шару, яка може бути будь-яким дійсним числом;

$\sigma(x)$ – сигмоїдна функція, визначає коефіцієнт "пропускання" сигналу в діапазоні від 0 до 1.

Завдяки SiLU, мережа уникає проблеми «вмираючих нейронів» і здатна розрізняти тонкі градієнтні переходи, характерні для напівпрозорого диму.

Для виявлення пожеж, які можуть займати від 1% до 80% площі кадру, YOLOv11 використовує архітектуру шиї типу Path Aggregation Network. Вона формує піраміду ознак (P3, P4, P5), об'єднуючи семантичну інформацію з глибоких шарів та просторову інформацію з поверхневих.

Ключовою особливістю є Anchor-Free механізм у детектуючій голові. Традиційні детектори покладаються на попередньо задані якірні рамки anchor boxes, які погано підходять для вогню, оскільки його форма є хаотичною і не відповідає стандартним пропорціям. YOLOv11 безпосередньо прогнозує:

1. координати центру об'єкта (x_c, y_c);
2. відстані від центру до чотирьох сторін обмежувальної рамки;

3. ймовірність приналежності до класу.

Голова мережі є розділеною на гілки класифікації та регресії координат навчаються окремо, що прискорює збіжність моделі.

Навчання нейронної мережі базується на мінімізації композитної функції втрат L_{total} , яка у випадку YOLOv11 включає три компоненти:

$$L_{total} = \lambda_{box}L_{box} + \lambda_{cls}L_{cls} + \lambda_{dfl}L_{dfl},$$

де L_{cls} – втрати класифікації. Використовує BCE With Logits Loss для визначення ймовірності наявності вогню.

L_{box} – втрати локалізації. Базується на метриці Complete Intersection over Union. Вона враховує не лише площу перекриття передбаченої (B) та істинної (B^{gt}) рамок, а й відстань між їх центрами ρ та співвідношення сторін αv :

$$L_{CIoU} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha v,$$

де IoU – (Intersection over Union) коефіцієнт перекриття, який показує площу спільної частини передбаченої та справжньої рамок. Якщо $IoU = 1$, рамки ідеально збігаються; якщо 0 — не перетинаються.

ρ^2 – квадрат евклідової відстані між центрами рамок.

b — центр передбаченої рамки.

b^{gt} — центр істинної рамки. Цей доданок додає рамку до об'єкта, навіть якщо вони ще не перетинаються.

c^2 – квадрат довжини діагоналі найменшого прямокутника, який охоплює обидві рамки і виступає нормалізатором відстані.

α – ваговий коефіцієнт, який автоматично регулює вплив останнього доданку (v): якщо перекриття (IoU) велике, α збільшує важливість правильних пропорцій.

α – міра подібності співвідношення сторін, яка порівнює пропорції передбаченої рамки з істинною. Це запобігає ситуаціям, коли рамка має правильну площу, але розтягнута не в той бік.

Використання CIOU дозволяє надзвичайно точно локалізувати межі полум'я, мінімізуючи похибку навіть при незначному перетині рамок.

L_{dfl} – Distribution Focal Loss, спеціальний компонент для роботи з розмитими межами.

Оскільки краї диму часто розчиняються у повітрі, чітка межа рамки є умовною. dfl моделює координати рамки як розподіл ймовірностей, дозволяючи мережі враховувати невизначеність:

$$L_{dfl}(S_i, S_{i+1}) = -((y_{i+1} - y) \log \log (S_i) + (y - y_i) \log \log (S_{i+1})),$$

Таким чином, архітектура YOLOv11 представляє собою математично збалансовану систему. Поєднання блоків C3k2 (див. Рис. 2.4) для ефективної екстракції ознак, безякірного підходу для адаптації до довільної форми вогню та функції втрат DFL для роботи з нечіткими контурами робить цю модель оптимальним вибором для автоматизованої системи виявлення пожеж у складних умовах міської забудови.

2.3. Принципи побудови та особливості архітектури YOLOv12

Якщо архітектура YOLOv11 є еволюційною вершиною класичних згорткових мереж, то модель YOLOv12 [21] представляє собою революційний зсув у бік використання механізмів уваги. Головним недоліком чистих CNN є обмежене ефективне рецептивне поле: згортка бачить лише локальні пікселі (3×3), і для розуміння глобального контексту потрібні дуже глибокі мережі.

YOLOv12 вирішує цю проблему шляхом інтеграції блоків уваги безпосередньо у кістяк, що дозволяє моделі враховувати глобальні залежності

між віддаленими частинами зображення без суттєвого збільшення затримок. Загальну архітектуру моделі YOLOv12 показано на рис. 2.5.

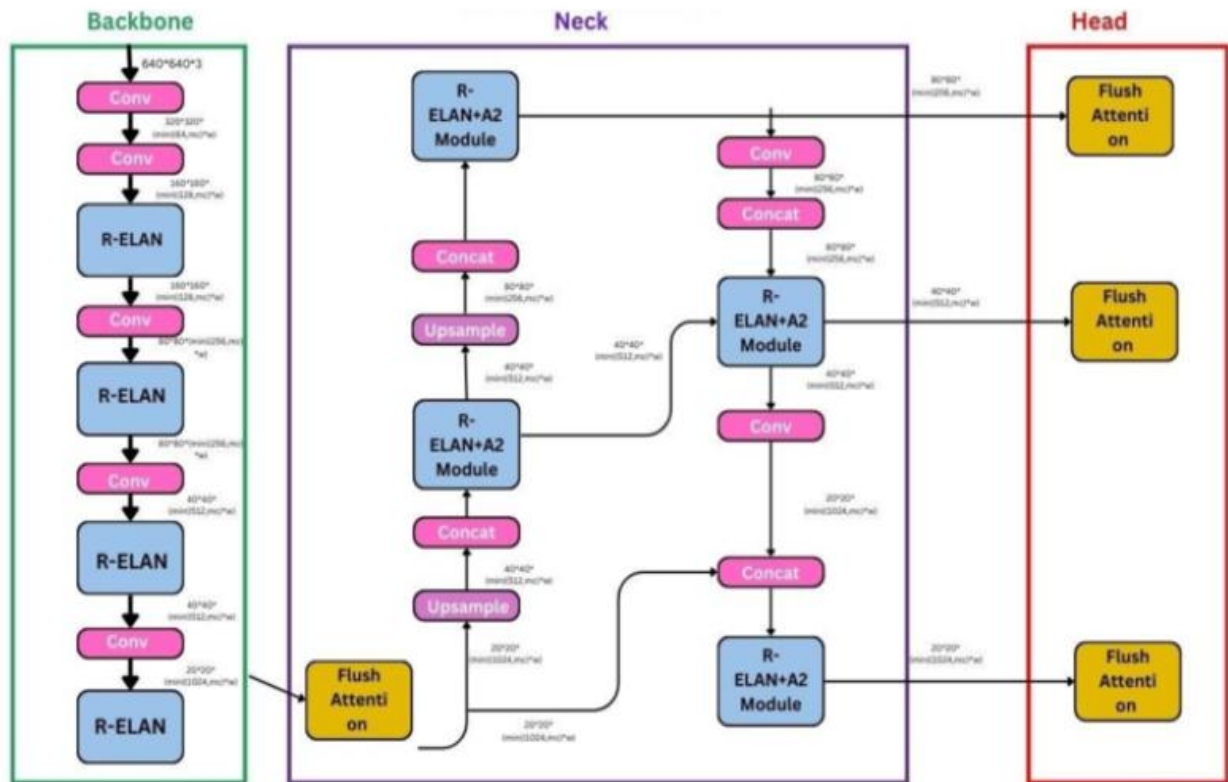


Рис. 2.5 – Загальна архітектура моделі YOLOv12[21]

Центральним елементом архітектури YOLOv12 є відмова від тотального використання згорток на користь нового модуля Area Attention. Традиційний механізм Multi-Head Self-Attention, що використовується у трансформерах, має квадратичну складність $O(N^2)$, що унеможливає його роботу в реальному часі на високих роздільних здатностях.

В моделі YOLOv12 зображення розбивається на області, і увага обчислюється в межах цих областей та між ними. Це дозволяє моделювати зв'язки «піксель-до-пікселя» на великих відстанях.

Математично механізм уваги в YOLOv12 можна описати модифікованою формулою уваги до масштабованого точкового добутку. Для вхідного тензора ознак X формуються запити Q , ключі K та значення V :

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{Softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} + B\right)V,$$

де d_k — розмірність векторів ключів для стабілізації градієнтів;

B — відносне позиційне кодування, яке є критично важливим для YOLOv12.

У контексті виявлення пожеж це означає, що мережа здатна пов'язати візуальні ознаки диму у верхній частині кадру з джерелом займання внизу, навіть якщо між ними є перешкоди, що було складним завданням для локальних згорток попередніх версій.

Замість блоків C3k2 у YOLOv11, YOLOv12 впроваджує структуру Residual Efficient Layer Aggregation Network, оптимізовану під градієнтні потоки механізмів уваги.

Архітектура R-ELAN вирішує проблему деградації глибоких мереж, використовуючи масштабовані залишкові зв'язки.

Якщо $F(x)$ — це перетворення блоку уваги, то вихід блоку описується як:

$$x_{out} = x_{in} + \alpha \cdot F(x_{in}),$$

де α — навчальний параметр масштабування.

Це дозволяє мережі динамічно вирішувати, наскільки сильно враховувати глобальний контекст або зберігати оригінальні локальні ознаки зображення. Така гнучкість критична для міських сцен, де дрібні деталі фону так само важливі, як і великі об'єкти пожежі.

Для компенсації обчислювальної важкості матричних множень у блоках уваги, YOLOv12 імплементує технологію FlashAttention. Це алгоритмічна оптимізація, яка мінімізує кількість звернень до повільної глобальної пам'яті GPU, виконуючи більшість операцій у швидкій кеш-пам'яті.

Завдяки цьому, незважаючи на значно складнішу математику, порівняно з YOLOv11, YOLOv12 досягає порівнянної швидкості інференсу. Це робить

можливим розгортання трансформер-подібної моделі на периферійних пристроях, що раніше вважалося неможливим.

Однією з ключових особливостей YOLOv12 є її стійкість до перекриттів. У населеному пункті вогонь часто частково закритий автомобілями або забудовою. Згорткові мережі у таких випадках бачать лише фрагменти і часто помиляються, класифікуючи їх як шум. YOLOv12, завдяки глобальній увазі, аналізує контекст навколо перекритої ділянки.

Формально це виражається у здатності матриці уваги $A \in R^{N \times N}$ фокусуватися на релевантних областях:

$$a_{ij} = \frac{\exp(e_{ij})}{\sum_k \exp(e_{ik})},$$

де a_{ij} — вага уваги, яку піксель i приділяє пікселю j .

Якщо частина об'єкта перекрита, мережа перерозподіляє ваги на видимі частини та навколишній контекст, реконструюючи цілісний образ події "Пожежа".

Архітектура YOLOv12 докорінно змінює підхід до вилучення ознак, переходячи від локального аналізу до глобального моделювання сцени. Впровадження Area Attention та оптимізації FlashAttention дозволяє подолати головне обмеження попередніх версій — відсутність розуміння глобального контексту. Для системи виявлення пожеж це забезпечує критичну перевагу: суттєве зменшення хибних спрацювань на складних фонах та здатність ідентифікувати розрізнені фрагменти полум'я та диму як єдину подію надзвичайної ситуації.

2.4. Принципи побудови та особливості архітектури YOLOv13

Архітектура YOLOv13 [22] представляє собою новітній етап у розвитку систем комп'ютерного зору, спрямований на вирішення проблеми семантичної

фрагментації об'єктів. Якщо моделі попередніх поколінь розглядали зображення як набір пікселів або набір залежностей, то YOLOv13 впроваджує парадигму структурного моделювання на основі гіперграфів (див. рис. 2.6). У задачі виявлення пожеж це є важливим кроком.

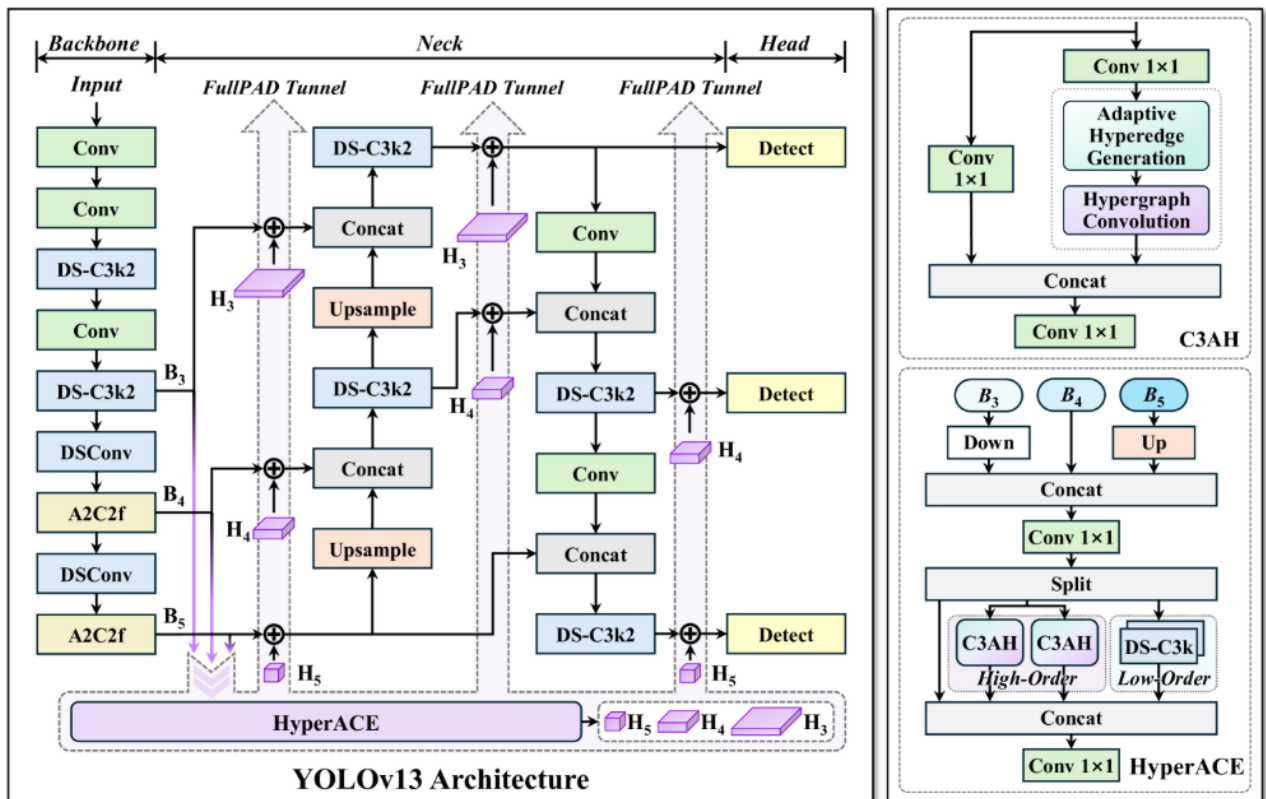


Рис. 2.6 – Загальна архітектура моделі YOLOv13 [22]

Візуально пожежа часто складається з розрізнених елементів, тобто язики полум'я можуть бути відокремлені один від одного димом, перешкодами або просторовим розривом. Стандартні детектори можуть сприйняти це як декілька окремих, незначущих об'єктів. YOLOv13 здатна об'єднати ці розрізнені фрагменти в єдину сутність «Пожежа» завдяки моделюванню зв'язків вищого порядку.

Фундаментальною відмінністю YOLOv13 є використання структури гіперграфа замість звичайного графа або сітки ознак. У звичайному графі ребро з'єднує лише дві вершини (v_i, v_j). У гіперграфі одне гіперребро може з'єднувати довільну кількість вершин одночасно.

Нехай гіперграф представлений як $G = (V, E, W)$, в якому v — множина вершин, e — множина гіперребер, w — діагональна матриця ваг гіперребер.

Структура гіперграфа описується матрицею інцидентності h розмірності $|v| \times |e|$, де $h(v, e) = \{1, \text{ якщо } v \in e, 0, \text{ якщо } v \notin e\}$.

Це означає, що піксель "полум'я зліва" і піксель "полум'я справа" можуть належати одному гіперребру e_{fire} , навіть якщо вони просторово віддалені. Це дозволяє моделі формувати цілісний об'єкт з розірваних частин.

Замість стандартних згорток або блоків уваги, в кістяк YOLOv13 інтегровано модуль HyperACE. Його завдання — оновлювати ознаки вершин, враховуючи інформацію від усіх сусідів по гіперребру.

Процес поширення інформації Hypergraph Convolution описується формулою:

$$X^{(l+1)} = \sigma(D_v^{-\frac{1}{2}} H W D_e^{-1} H^T D_v^{-\frac{1}{2}} X^{(l)} \theta),$$

де X^l — матриця ознак на шарі l ;

H, H^T — матриця інцидентності та її транспонована;

D_v, D_e — діагональні матриці ступенів вершин та гіперребер;

θ — матриця навчальних ваг фільтра;

σ — нелінійна функція активації.

Множення на H^T фактично збирає інформацію з усіх розрізнених точок вогню в єдиний дескриптор гіперребра, а наступне множення на H роздає уточнену інформацію назад кожному фрагменту. Таким чином, навіть слабкий відблиск вогню "розуміє", що він є частиною великої пожежі, і ймовірність його детекції зростає.

Складність застосування графів у зорі полягає в тому, що зображення немає явної графової структури. YOLOv13 вирішує це за допомогою алгоритму Dynamic KNN у просторі ознак.

На кожному етапі обробки модель шукає для кожного пікселя K найбільш схожих на нього пікселів не за координатами (x, y) , а за семантичним наповненням.

Це дозволяє моделі групувати дим і вогонь разом, оскільки вони часто з'являються в схожих контекстах, і ігнорувати схожі за кольором об'єкти, які мають іншу текстурну семантику.

Для навчання YOLOv13 було модифіковано функцію втрат. До стандартних компонентів Box, Cls, DFL додано компонент структурної узгодженості. Він штрафує модель, якщо пікселі, що належать одному об'єкту, потрапляють у різні гіперребра:

$$L_{struct} = \sum_{e \in E} \sum_{v_i, v_j \in e} \|z_i - z_j\|^2,$$

де z — латентні представлення вершин.

Це змушує нейромережу мінімізувати відстань між ознаками фрагментів одного осередку пожежі, роблячи детекцію більш щільною та впевненою.

Архітектура YOLOv13 демонструє відхід від локальної обробки зображень до топологічного аналізу сцени. Використання апарату гіперграфів та модуля HyperACE дозволяє ефективно вирішувати проблему перекриття та фрагментації, що є типовим для візуалізації пожеж у міській забудові. Завдяки здатності об'єднувати розрізнені візуальні ознаки в єдині семантичні структури, YOLOv13 забезпечує найвищу надійність виявлення складних, нестандартних осередків займання, перевершуючи можливості традиційних CNN та Transformer-архітектур.

2.5. Висновки до розділу

Здійснено теоретичне обґрунтування вибору методів та засобів для побудови комп'ютеризованої системи виявлення пожеж у населених пунктах.

Аналіз предметної області показав, що специфіка міського середовища, робить неефективним використання традиційних методів обробки зображень та повільних двостадійних детекторів типу Faster R-CNN. Натомість, оптимальним рішенням визначено використання одностадійних детекторів архітектури YOLO, які завдяки парадигмі «глобального погляду» забезпечують необхідний баланс між точністю детекції та роботою в режимі реального часу.

Проведено детальне дослідження архітектур YOLO, що дозволило виявити ключові технологічні особливості, важливі для задачі розпізнавання вогню та диму.

Встановлено, що модель YOLOv11 завдяки впровадженню блоків C3k2 та безякірному підходу ефективно адаптується до аморфних форм полум'я, використовуючи функцію втрат для роботи з розмитими межами об'єктів. Подальший розвиток архітектури у версії YOLOv12 продемонстрував перехід до використання механізмів глобальної уваги Area Attention, що дозволяє враховувати контекстні залежності між віддаленими частинами зображення та мінімізувати вплив перекриттів.

Архітектура YOLOv13 запропонувала вирішення проблеми семантичної фрагментації пожежі через застосування апарату гіперграфів та модуля HyperACE, які здатні об'єднувати розрізнені візуальні ознаки в єдину структуру події.

Проведений аналіз доводить, що обрана технологія на базі глибоких нейронних мереж містить необхідний математичний апарат для надійного виявлення пожеж в умовах щільної забудови. Розглянуті архітектурні рішення, що включають вдосконалені методи екстракції ознак та функції втрат, створюють надійну теоретичну базу для реалізації практичної частини роботи та подальшого навчання системи на спеціалізованих наборах даних.

РОЗДІЛ 3

ПРАКТИЧНА ЧАСТИНА

3.1. Підбір та підготовка набору даних

Ключовим етапом у розробці та налаштуванні системи комп'ютерного зору є підготовка якісної навчальної вибірки (датасету). Ефективність алгоритмів CNN, прямо пропорційна обсягу та репрезентативності даних, на яких вони навчаються. Для задачі виявлення осередків пожежі в умовах населених пунктів критично важливо, щоб набір даних містив зображення, що максимально відповідають реальним умовам експлуатації системи відеоспостереження: різний час доби, погодні умови, наявність міської забудови та різноманітні ракурси зйомки.

Пошук та формування набору даних здійснювалися з використанням відкритих джерел, спеціалізованих на задачах комп'ютерного зору. Основним ресурсом для агрегації даних було обрано платформу Roboflow Universe [23], яка надає доступ до широкої бази анотованих зображень та інструментів для їх попередньої обробки. Вибір даної платформи зумовлений наявністю великої кількості тематичних проєктів, присвячених детекції вогню та диму, а також можливістю експорту даних у формати, сумісні з сучасними архітектурами. Приклад даних наведено на рис. 3.1.

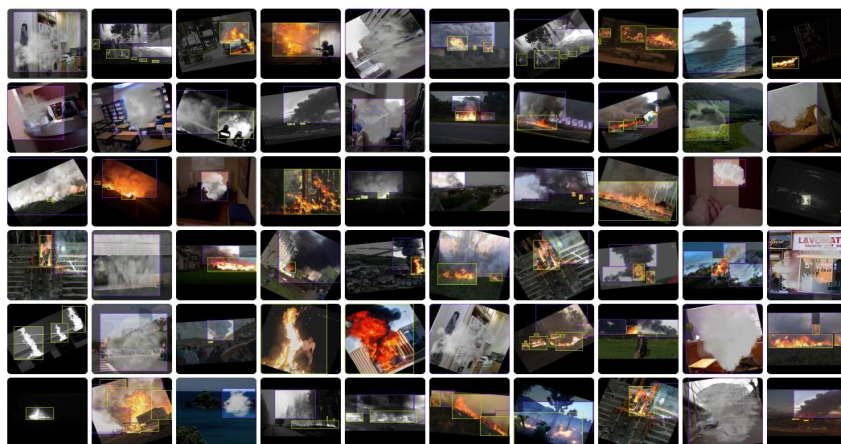


Рис. 3.1 – Початковий набір даних

Так як потрібного датасету, який б містив зображення полум'я та диму тільки в межах населеного пункту на сайті не виявилось, то було прийнято рішення завантажити набір даних який містить необхідні фото, а далі самостійно підібрати підходящі. Було обрано датасет розроблений користувачем «Fire Detect», з назвою «Fire smoke detect Computer Vision Dataset» [24].

Датасет було завантажено та підготовлено для навчання моделі YOLO, зокрема, видалено зображення, на яких показано вогонь та дим за межами населених пунктів. Зображення та розмітка для них знаходяться в різних папках, тому спочатку було видалено зображення, після чого за допомогою скрипта на мові Python (див. лістинг 3.1), було видалено розмітку для видалених фото.

Лістинг 3.1 – Скрипт для видалення розмітки

```
import os

dataset_path = r'D:\MyYOLO\yolov13\datasets\raw_fire'

def clean_folder(folder_name):

    images_dir = os.path.join(dataset_path, folder_name,
                              'images')
    labels_dir = os.path.join(dataset_path, folder_name,
                              'labels')

    if not os.path.exists(images_dir) or not
os.path.exists(labels_dir):
        print(f"Пропускаємо {folder_name}: папки не
знайдені.")
        return

    valid_names = set()
    for img_file in os.listdir(images_dir):
        if img_file.lower().endswith(('.jpg', '.jpeg', '.png',
                                      '.bmp')):
            name_without_ext = img_file.rsplit('.', 1)[0]
            valid_names.add(name_without_ext)

    print(f"--- Обробка папки {folder_name} ---")
    print(f"Знайдено картинок: {len(valid_names)}")

    deleted_count = 0
    for label_file in os.listdir(labels_dir):
        if label_file.endswith('.txt'):
            name_without_ext = label_file.rsplit('.', 1)[0]
```

```

        if name_without_ext not in valid_names:
            full_path = os.path.join(labels_dir,
label_file)

            os.remove(full_path)
            deleted_count += 1

    print(f"ВИДАЛЕНО зайвих файлів розмітки: {deleted_count}")
    print("-----")

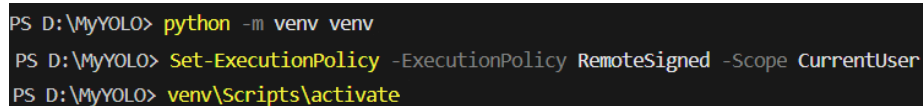
    clean_folder('train')
    clean_folder('valid')
    print("Готово!")

```

3.2. Встановлення та налаштування YOLO

Процес розробки системи відеонагляду передбачав поетапне розгортання та тестування трьох архітектур YOLO. Для забезпечення чистоти експерименту та уникнення конфліктів між бібліотеками різних версій, встановлення виконувалося в локальному середовищі з суворим контролем залежностей.

Першочергово завданням було створення віртуального простору для проекту. У терміналі було виконано ініціалізацію віртуального середовища `venv` (див. рис. 3.2).



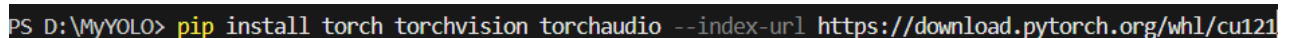
```

PS D:\MyYOLO> python -m venv venv
PS D:\MyYOLO> Set-ExecutionPolicy RemoteSigned -Scope CurrentUser
PS D:\MyYOLO> venv\Scripts\activate

```

Рис. 3.2 – Створення віртуального середовища

Наступним етапом налаштування стала підготовка бібліотеки PyTorch для роботи з відеокартою NVIDIA GeForce GTX 1050. Для цього було встановлено версію PyTorch з підтримкою CUDA 12.1 (див. рис 3.3).



```

PS D:\MyYOLO> pip install torch torchvision torchaudio --index-url https://download.pytorch.org/whl/cu121

```

Рис. 3.3 – Встановлення PyTorch з підтримкою CUDA

Першою було розгорнуто стабільну версію YOLOv11 (див. рис. 3.4). Ця архітектура використовувалася як базова для перевірки коректності підготовки даних. Встановлення здійснювалося шляхом клонування репозиторію та інсталяції бібліотеки ultralytics у режимі редагування, що дозволяє вносити зміни у вихідний код.

```
D:\MyYOLO> pip install ultralytics  
D:\MyYOLO> yolo export model=yolo11n.pt format=torchscript
```

Рис. 3.4 – Розгортання YOLOv11

Для порівняння точності детекції, також, було встановлено новішу версію YOLOv12 (див. рис. 3.5). Оскільки ця версія має відмінності у структурі нейронної мережі, її встановлення вимагало завантаження окремого репозиторію від розробника. Встановлення виконувалося з прапором «-e .», що реєструє пакет у поточному середовищі, але залишає код відкритим для модифікацій. Це було необхідно для подальшого налаштування конфігураційних файлів .yaml.

```
PS D:\MyYOLO> git clone https://github.com/sunsmarterjie/yolov12.git  
PS D:\MyYOLO\yolov12> pip install -e .
```

Рис. 3.5 – Розгортання YOLOv12

Останньою версією стала для порівняння стала найновіша YOLOv13 (див. рис. 3.6). Ця версія містить розширені залежності, тому процес встановлення включав інсталяцію повного списку бібліотек з файлу requirements.txt.

```
PS D:\MyYOLO> git clone https://github.com/iMoonLab/yolov13.git  
PS D:\MyYOLO\yolov13> pip install -r requirements.txt  
PS D:\MyYOLO\yolov13> pip install -e .
```

Рис. 3.6 – Розгортання YOLOv13

3.3. Тренування моделей YOLOv11, YOLOv12, YOLOv13

Після успішного розгортання програмного середовища та верифікації апаратної сумісності було розпочато етап безпосереднього навчання. Навчання нейронних мереж реалізовано на основі методики трансферного навчання, що передбачає адаптацію ваг базових моделей під специфічні ознаки класів «Вогонь» та «Дим». Експериментальна частина охоплювала тренування архітектур YOLOv11, YOLOv12 та YOLOv13 з метою виявлення найбільш ефективного алгоритму для роботи в реальному часі. Ключовим етапом оптимізації став емпіричний підбір гіперпараметрів, зокрема розміру вхідного пакету даних, що дозволило забезпечити стабільний градієнтний спуск та уникнути переповнення пам'яті графічного прискорювача NVIDIA GeForce GTX 1050.

Для початку навчання необхідно визначити розмір вхідного пакету даних. Експериментальним підбором було визначено що оптимально для графічного прискорювача NVIDIA GeForce GTX 1050 на 3 ГБ становить 12 зображень. Кожна з моделей вчилася однаково кількість епох, а саме 20, для коректної оцінки.

Як невід'ємну складову етапу ініціалізації навчання, програмним алгоритмом було проведено попередній статистичний аналіз розмічених даних. Результатом цього аналізу стала побудова корелограм міток, які відображають просторовий розподіл класів та геометричні параметри об'єктів у навчальній вибірці. Наведені графіки демонструють щільність розміщення центрів обмежувальних рамок у площині кадру, а також співвідношення їхньої ширини та висоти.

Варто зауважити, що оскільки для тренування всіх досліджуваних архітектур (YOLOv11, YOLOv12, YOLOv13) використовувався ідентичний набір даних, отримані діаграми розподілу є однаковими для всіх експериментів. Вони підтверджують репрезентативність вибірки, демонструючи наявність у датасеті осередків займання різного масштабу та їх рівномірний розподіл по

полю зору камери, що є критично важливим для запобігання ефекту зміщення нейронної мережі. Просторовий розподіл класів та геометричні параметри об'єктів у навчальній вибірці показано на рис. 3.7.

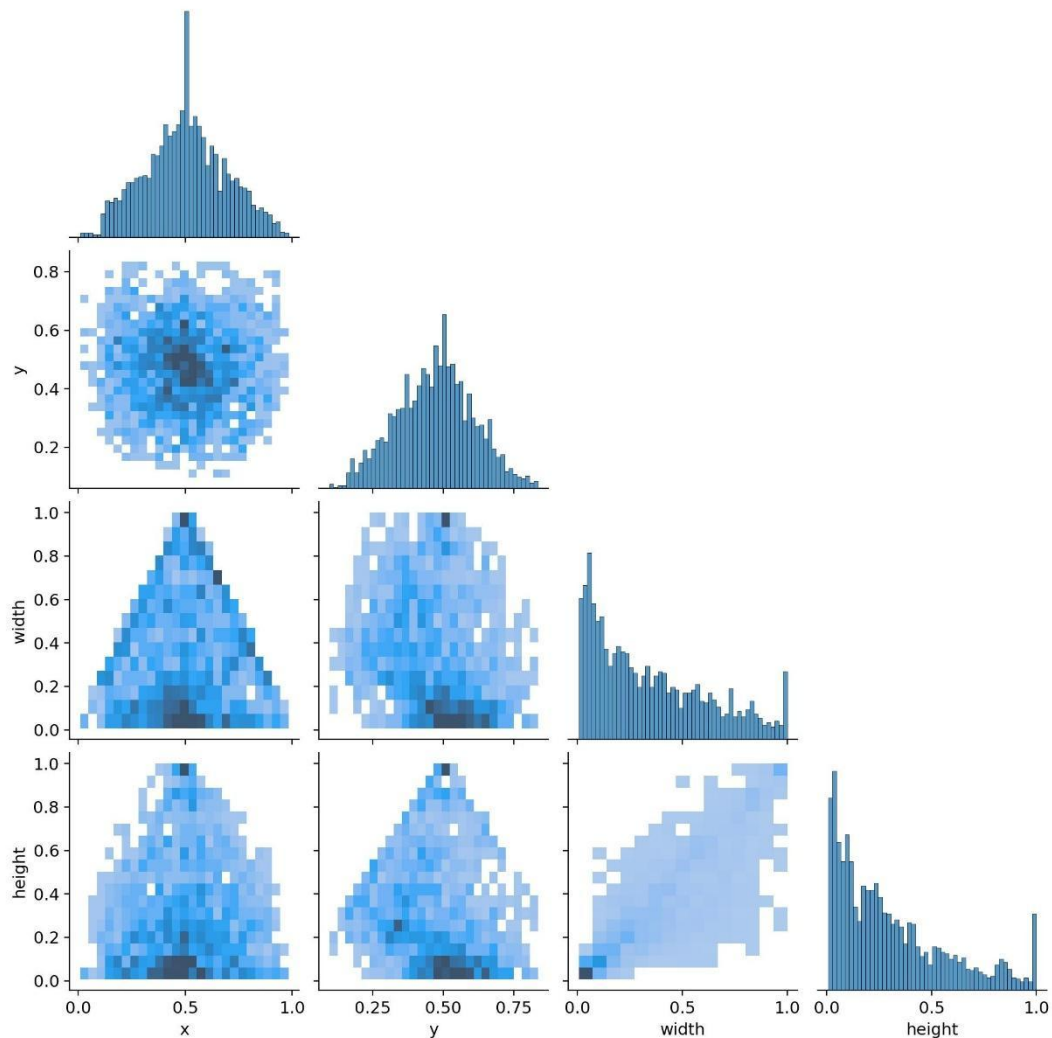


Рис. 3.7 - Просторовий розподіл класів та геометричні параметри об'єктів у навчальній вибірці

Також було отримано зведену діаграму розподілу міток (див. рис. 3.8). На ній відображено кількісне співвідношення екземплярів класів «Fire» та «Smoke», що дозволяє оцінити рівномірність наповнення датасету. Крім того, графіки демонструють геометричні характеристики обмежувальних рамок: щільність розміщення центрів об'єктів у площині кадру та варіативність їхніх розмірів, що

підтверджує наявність у навчальній вибірці як масштабних, так і віддалених осередків займання.

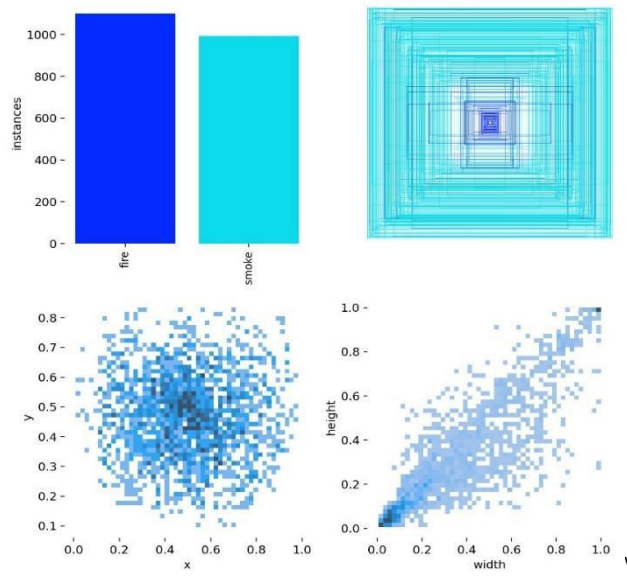


Рис. 3.8 – Зведена діаграма розподілу міток

Після закінчення процесу тренування для кожної з моделей сформовано підсумкові звіти з графіками. Ці візуальні дані дозволяють побачити реальну динаміку навчання: як саме неймережа покращувала свої навички розпізнавання вогню та диму з кожною епохою. Аналіз отриманих кривих дає змогу зрозуміти, наскільки стабільно працював алгоритм, як швидко він вчився та чи не виникало проблем із запам'ятовуванням даних. Саме на основі цих графіків можна визначити момент, коли модель досягла своєї пікової форми, та обрати найкращі збережені налаштування. Для фінального порівняння ефективності архітектур YOLOv11, YOLOv12 та YOLOv13 між собою було використано наступні стандартні показники:

- **box_loss** – Втрати локалізації рамки. Цей показник відображає похибку в координатах. Він показує, наскільки точно передбачена рамка співпадає з реальною розміткою об'єкта. Зменшення цього значення означає, що система навчилася щільніше та точніше обводити осередки вогню та диму, мінімізуючи "повітря" навколо об'єкта.

- `cls_loss` – Втрати класифікації. Характеризує ймовірність помилки при визначенні типу об'єкта. Ця метрика показує, наскільки часто модель плутає класи між собою.
- `dfl_loss` – втрати фокального розподілу. Додаткова метрика, що відповідає за уточнення меж рамки у випадках, коли краї об'єкта розмиті або нечіткі.
- `precision(B)` – точність. Показує частку правильних спрацювань серед усіх, що зробила система;
- `recall(B)` – повнота. Показує здатність моделі знайти всі об'єкти, що є на зображенні;
- `mAP50(B)` – усереднена точність при порозі перекриття 50%. Це стандартний показник якості. Він вважає детекцію успішною, якщо передбачена рамка перекриває реальну хоча б наполовину. Високе значення `mAP50` свідчить про те, що модель стабільно виявляє осередки пожежі.
- `mAP50-95(B)` – оцінює точність при різних порогах перекриття (від 50% до 95%). Високе значення тут означає, що модель не просто бачить вогонь, а ідеально точно визначає його геометрію та розміри.

Першою тренувалася модель YOLOv11. Результати перебігу тренування даної моделі показано на рис. 3.9.

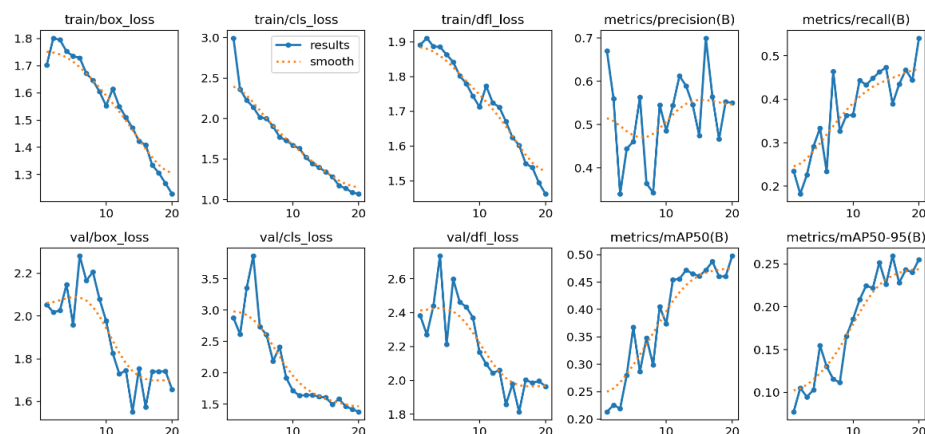


Рис. 3.9 – Перебіг тренування моделі YOLOv11

Результати перебігу тренування моделі YOLOv12 показано на рис. 3.10.

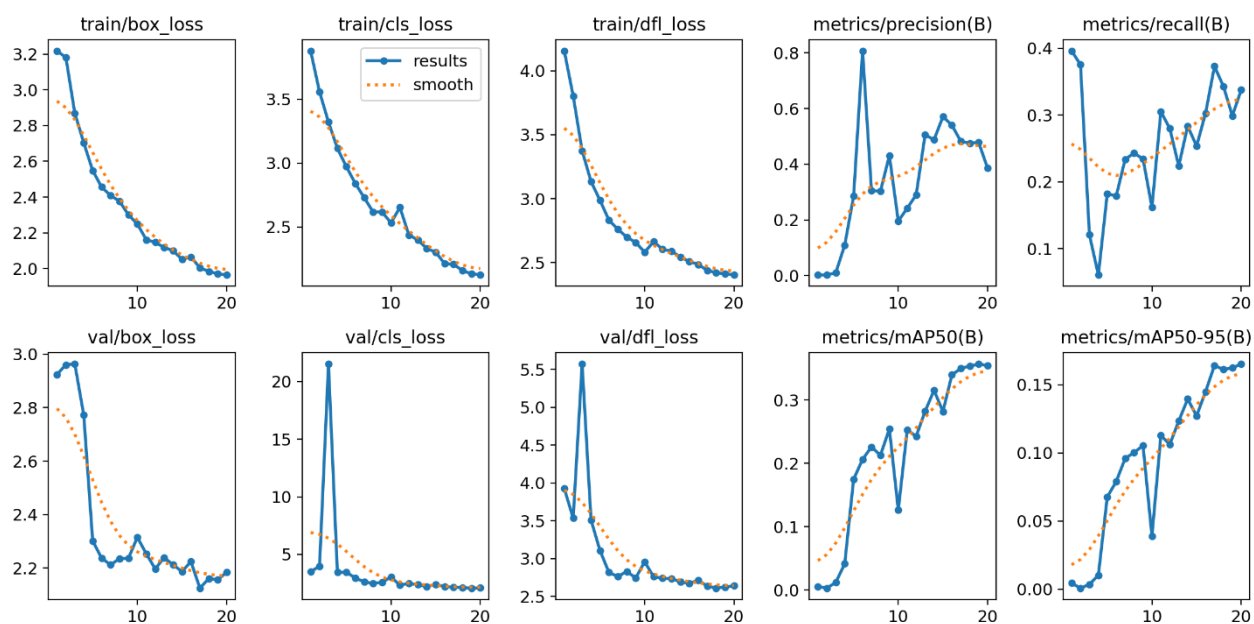


Рис. 3.10 – Перебіг тренування моделі YOLOv12

Результати перебігу тренування моделі YOLOv13 показано на рис. 3.11.

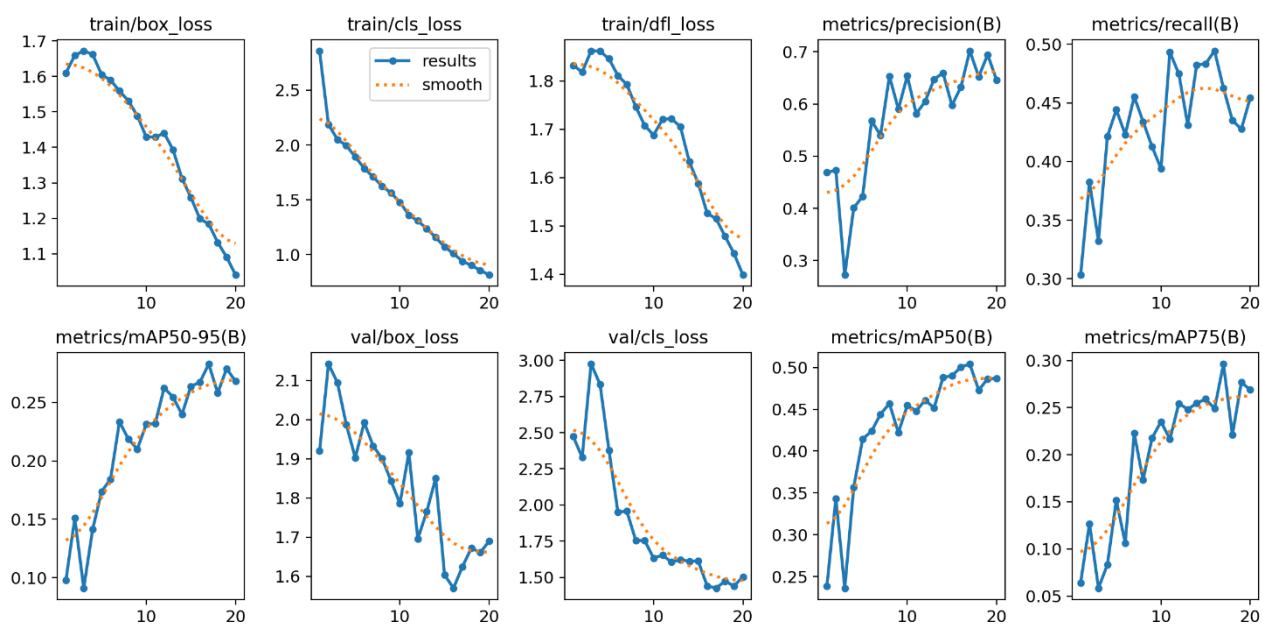


Рис. 3.11 – Перебіг тренування моделі YOLOv13

3.4. Результати тренування моделей YOLO

В результаті тестування було отримано дані, що відображають фінальні метрики продуктивності нейронної мережі на валідаційній вибірці. Перевірка здійснювалася з використанням вагових коефіцієнтів, які забезпечили найкращі показники точності в процесі навчання. Підсумковий протокол валідації, згенерований бібліотекою Ultralytics, демонструє узагальнену статистику по 43 тестових зображеннях, що містять 100 екземплярів об'єктів (51 об'єкт класу «Fire» та 49 об'єктів класу «Smoke»). Протокол валідації для YOLOv11 наведено на рис. 3.12.

```
Validating D:\MyYOLOv13\yolov12\runs\detect\train7\weights\best.pt...
Ultralytics 8.3.63 Python-3.11.0 torch-2.5.1+cu121 CUDA:0 (NVIDIA GeForce GTX 1050, 3072MiB)
YOLOv11n summary (fused): 238 layers, 2,582,542 parameters, 0 gradients, 6.3 GFLOPs
Class      Images  Instances  Box(P)      R      mAP50  mAP50-95): 100%| 2/2 [00:01<00:00, 1.95it/s]
all         43       100        0.701      0.39   0.472   0.26
fire        27        51        0.571      0.209  0.243   0.109
smoke       38        49        0.83       0.571  0.701   0.41
Speed: 0.7ms preprocess, 10.8ms inference, 0.0ms loss, 2.1ms postprocess per image
Results saved to D:\MyYOLOv13\yolov12\runs\detect\train7
Learn more at https://docs.ultralytics.com/modes/train
VS Code: view Ultralytics VS Code Extension at https://docs.ultralytics.com/integrations/vscode
```

Рис. 3.12 – Протокол валідації для YOLOv11

Протоколи валідації також було отримано для моделей YOLOv12 та YOLOv13 (див. рис. 3.13 та 3.14).

```
Validating D:\MyYOLOv13\yolov12\runs\detect\train5\weights\best.pt...
Ultralytics 8.3.63 Python-3.11.0 torch-2.5.1+cu121 CUDA:0 (NVIDIA GeForce GTX 1050, 3072MiB)
YOLOv12n summary (fused): 376 layers, 2,508,734 parameters, 0 gradients, 5.8 GFLOPs
Class      Images  Instances  Box(P)      R      mAP50  mAP50-95): 100%| 2/2 [00:01<00:00, 1.44it/s]
all         43       100        0.407      0.345  0.357   0.165
fire        27        51        0.338      0.18   0.17   0.0532
smoke       38        49        0.477      0.51   0.544   0.278
Speed: 0.7ms preprocess, 17.7ms inference, 0.0ms loss, 2.1ms postprocess per image
Results saved to D:\MyYOLOv13\yolov12\runs\detect\train5
Learn more at https://docs.ultralytics.com/modes/train
VS Code: view Ultralytics VS Code Extension at https://docs.ultralytics.com/integrations/vscode
```

Рис. 3.13 – Протокол валідації для YOLOv12

```
Validating D:\MyYOLOv13\yolov13\runs\detect\train3\weights\best.pt...
Ultralytics 8.3.63 Python-3.11.0 torch-2.5.1+cu121 CUDA:0 (NVIDIA GeForce GTX 1050, 3072MiB)
YOLOv13n summary (fused): 535 layers, 2,448,285 parameters, 0 gradients, 6.2 GFLOPs
Class      Images  Instances  Box(P)      R      mAP50  mAP75  mAP50-95): 100%| 3/3 [00:01<00:00, 1.62it/s]
all         43       100        0.696      0.463  0.504   0.298   0.284
fire        27        51        0.474      0.333  0.246   0.0706  0.107
smoke       38        49        0.919      0.592  0.762   0.524   0.461
Speed: 0.9ms preprocess, 24.2ms inference, 0.0ms loss, 3.3ms postprocess per image
Results saved to D:\MyYOLOv13\yolov13\runs\detect\train3
Learn more at https://docs.ultralytics.com/modes/train
VS Code: view Ultralytics VS Code Extension at https://docs.ultralytics.com/integrations/vscode
```

Рис. 3.14 - Протокол валідації для YOLOv13

Для глибокого аналізу характеру помилок детектора та оцінки його здатності розрізняти класи «Fire» та «Smoke» на фоні складного оточення, було побудовано матриці невідповідностей. На рис. 3.15 наведено два типи візуалізації для YOLOv11: абсолютна матриця, що відображає кількість екземплярів, та нормалізована матриця, що показує частку вірних прогнозів у відсотковому відношенні від 0 до 1.

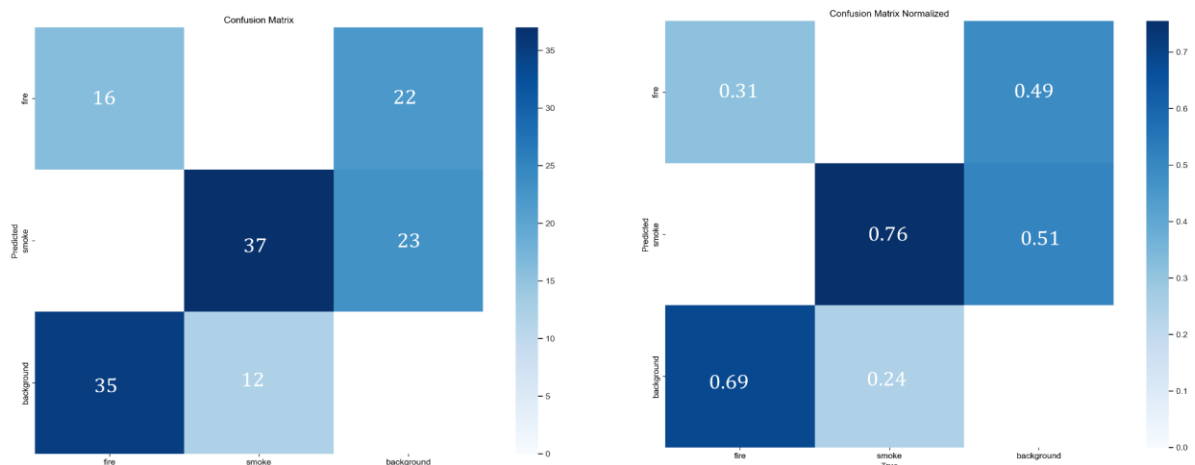


Рис. 3.15 – Матриці невідповідностей для YOLOv11

(а) – абсолютна матриця (б) – нормалізована матриця

Також матриці невідповідностей було згенеровано для моделей YOLOv12 та YOLOv13 (див. рис. 3.16 та 3.17).

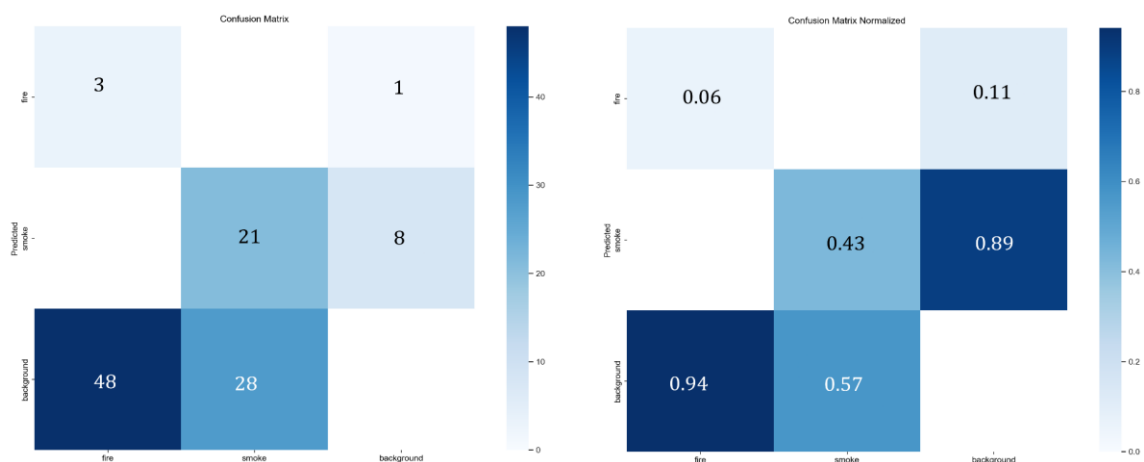


Рис. 3.16 – Матриці невідповідностей для YOLOv12

(а) – абсолютна матриця (б) – нормалізована матриця

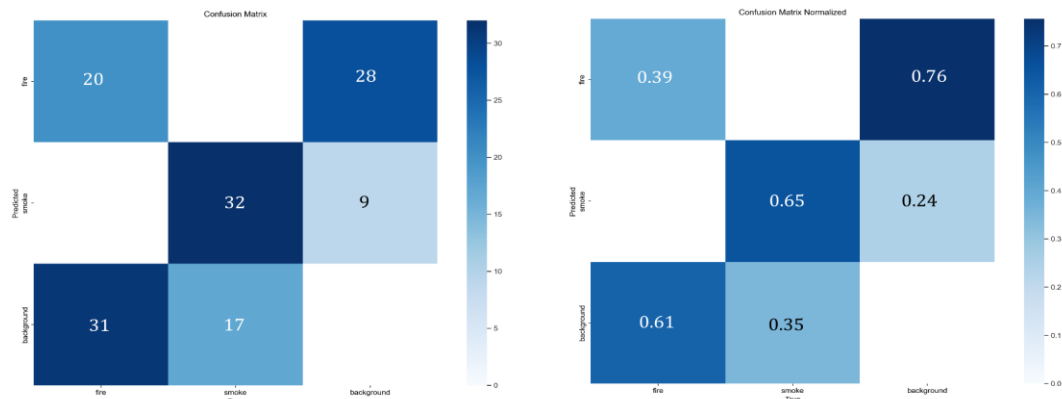


Рис. 3.17 – Матриці невідповідностей для YOLOv13

(a) – абсолютна матриця (б) – нормалізована матриця

Після навчання моделей було проведено зіставлення результатів роботи трьох навчених нейронних мереж — YOLOv11, YOLOv12 та YOLOv13. Метою порівняння було визначення оптимального балансу між точністю детекції та швидкістю обробки відеопотоку на наявному апаратному забезпеченні. Зведені показники ефективності, отримані на валідаційній вибірці, представлено у табл. 3.1.

Таблиця 3.1

Зведені результати тестування моделей

	Precision	Reccal	mAP50	mAP50-95	Час інтерференсу (ms)	FPS
YOLOv11	0.701	0.390	0.472	0.260	10.8	92
YOLOv12	0.407	0.345	0.357	0.165	17.7	56
YOLOv13	0.696	0.463	0.504	0.284	24.2	41

За результатами експериментів встановлено, що для задачі виявлення пожеж, де пріоритетом є мінімізація пропусків небезпечних подій, найбільш ефективною є архітектура YOLOv13. Вона забезпечує на 18% вищу повноту порівняно з YOLOv11.

Однак, якщо ключовим обмеженням системи є апаратні ресурси та необхідність високошвидкісної обробки, модель YOLOv11 є оптимальним

компромісним рішенням, демонструючи високу точність при максимальній швидкодії.

3.5. Висновки до розділу

Здійснено практичну реалізацію та налаштування програмного комплексу для виявлення осередків пожежі.

Для навчання нейронних мереж було сформовано спеціалізований датасет на основі відкритих даних, який було адаптовано під умови населених пунктів шляхом фільтрації нерелевантних зображень.

Розгортання системи виконано у віртуальному середовищі з використанням бібліотек PyTorch та CUDA, що забезпечило ефективне використання апаратних можливостей відеокарти NVIDIA GeForce GTX 1050 для тренування моделей сімейства YOLO версій 11, 12 та 13.

За результатами проведених експериментів та порівняльного аналізу встановлено, що моделі демонструють різний баланс між точністю та швидкістю.

Модель YOLOv11 показала найвищу швидкість обробки та високу точність класифікації, що робить її ефективною для систем реального часу з обмеженими ресурсами. Водночас модель YOLOv12 продемонструвала найнижчі показники точності та повноти серед протестованих архітектур, що робить її менш придатною для вирішення поставленої задачі.

Найбільш ефективною для цілей розпізнавання пожеж в населених пунктах визначено архітектуру YOLOv13. Незважаючи на меншу швидкість роботи порівняно з 11-ю версією, вона забезпечує найкращі показники середньої точності та повноти. Оскільки для систем пожежної безпеки пріоритетом є мінімізація пропусків небезпечних подій, саме YOLOv13 є найдоцільнішою для подальшого використання, адже вона дозволяє виявляти загрози з найвищою надійністю.

РОЗДІЛ 4

ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1. Охорона праці

Охорона праці є важливою складовою забезпечення безпечних та здорових умов діяльності під час виконання інженерно-технічних і науково-дослідних робіт. У процесі розроблення та експлуатації комп'ютеризованих систем відеонагляду для виявлення осередків пожежі в населених пунктах працівники можуть зазнавати впливу різних небезпечних і шкідливих виробничих факторів. Тому дотримання вимог охорони праці є обов'язковою умовою забезпечення належного рівня безпеки, збереження здоров'я персоналу та запобігання виникненню нещасних випадків і професійних захворювань.

Правові та організаційні засади охорони праці в Україні визначаються Законом України «Про охорону праці»[25], який встановлює основні принципи державної політики у цій сфері, а також обов'язки роботодавця та працівників щодо створення безпечних умов праці. Крім того, під час виконання робіт, пов'язаних з використанням комп'ютерної техніки, електрообладнання та програмних засобів, необхідно керуватися Кодексом законів про працю України[26], Законом України «Про пожежну безпеку»[27], Правилами пожежної безпеки в Україні[28], Правилами улаштування електроустановок[29], державними санітарними нормами та будівельними нормами, що регламентують умови праці у виробничих і офісних приміщеннях.

Розроблення програмного забезпечення для систем відеоспостереження, зокрема із застосуванням алгоритмів комп'ютерного зору та CNN, здійснюється з використанням персональних електронно-обчислювальних машин. Основними небезпечними та шкідливими факторами у такому випадку є тривале зорове навантаження, статичне навантаження на опорно-руховий апарат, психоемоційна напруга, а також вплив електричного струму у разі порушення правил експлуатації електрообладнання. Додатковим фактором ризику є

пожежна небезпека, пов'язана з використанням комп'ютерної техніки, мережевого обладнання та допоміжних електроприладів.

Відповідно до вимог державних санітарних норм, зокрема НПАОП 0.00-7.15-18[30], робота з візуальними дисплейними терміналами повинна здійснюватися з урахуванням встановлених обмежень щодо тривалості безперервної роботи за комп'ютером. Для зменшення негативного впливу на органи зору та нервову систему необхідно дотримуватися режиму праці та відпочинку, передбачати регламентовані перерви, а також забезпечувати належні параметри освітлення та мікроклімату у приміщенні. Освітлення робочих місць має бути рівномірним, без різких контрастів яскравості та відблисків на поверхні екрана монітора.

Організація робочого місця розробника або оператора комп'ютеризованої системи відеонагляду повинна відповідати ергономічним вимогам. Робочий стіл, крісло, монітор та пристрої введення інформації мають бути розташовані таким чином, щоб забезпечити зручну та фізіологічно правильну позу працівника. Висота сидіння крісла повинна регулюватися, а положення монітора — забезпечувати комфортний кут огляду та мінімальне навантаження на шийний відділ хребта. Недотримання ергономічних вимог може призводити до розвитку захворювань опорно-рухового апарату та зниження працездатності.

Особливу увагу слід приділяти електробезпеці під час експлуатації комп'ютерного та мережевого обладнання. Відповідно до Правил улаштування електроустановок, електричні мережі повинні бути справними, а всі електроприлади — заземленими та захищеними від короткого замикання. Забороняється використання обладнання з пошкодженою ізоляцією проводів, несправних розеток або подовжувачів. Усі роботи з обслуговування електрообладнання повинні виконуватися лише за умови його знеструмлення та з дотриманням встановлених правил безпеки.

З огляду на тематику дипломного проєкту, що пов'язана з виявленням пожежі, важливим аспектом є дотримання вимог пожежної безпеки у приміщеннях, де розміщується комп'ютерна техніка та серверне обладнання.

Відповідно до Закону України «Про пожежну безпеку»[31] та Правил пожежної безпеки в Україні[32], такі приміщення повинні бути обладнані первинними засобами пожежогасіння, зокрема вогнегасниками відповідного типу. Забороняється захарщення шляхів евакуації, зберігання легкозаймистих матеріалів поблизу електрообладнання та експлуатація приладів із порушенням вимог інструкцій виробника.

У разі виникнення пожежі або задимлення персонал повинен діяти відповідно до встановлених інструкцій з пожежної безпеки, негайно припинити роботу, знеструмити обладнання та повідомити відповідні служби. Своєчасне виконання цих дій дозволяє мінімізувати матеріальні збитки та запобігти загрозі життю і здоров'ю людей.

Для забезпечення належного рівня охорони праці під час розроблення та експлуатації комп'ютеризованої системи відеонагляду необхідно також проводити інструктажі з охорони праці та пожежної безпеки, ознайомлювати працівників з чинними нормативними документами та контролювати дотримання встановлених вимог. Регулярне навчання персоналу та підвищення рівня обізнаності щодо потенційних небезпек сприяє зниженню ризику виникнення нещасних випадків.

Таким чином, дотримання вимог охорони праці під час виконання робіт, пов'язаних з розробленням і використанням системи виявлення осередків пожежі, є необхідною умовою забезпечення безпечних та комфортних умов праці. Виконання чинних нормативно-правових актів, санітарних норм та правил пожежної безпеки дозволяє знизити рівень виробничих ризиків, забезпечити стабільну роботу обладнання та зберегти здоров'я персоналу.

4.2. Безпека в надзвичайних ситуаціях

1. Організація протипожежного захисту та проведення протипожежної профілактики на промисловому підприємстві

Організація протипожежного захисту на будь-якому промисловому об'єкті є комплексним завданням, що базується на чинному законодавстві України, зокрема Кодексі цивільного захисту України [31] та «Правилах пожежної безпеки в Україні» [32]. Головною метою цієї системи є створення умов, за яких виключається можливість виникнення пожежі, а у випадку її появи — мінімізуються наслідки для людей та матеріальних цінностей. Відповідальність за забезпечення пожежної безпеки на підприємстві покладається безпосередньо на його керівника або власника, який своїм наказом визначає обов'язки посадових осіб, призначає відповідальних за пожежну безпеку окремих будівель, споруд, цехів та ділянок. Керівник зобов'язаний забезпечити розробку комплексної системи організаційно-технічних заходів, що включає в себе створення відповідних служб, фінансування заходів пожежної безпеки та контроль за їх виконанням.

Важливою складовою організації є встановлення на об'єкті відповідного протипожежного режиму. Це сукупність встановлених норм поведінки людей, правил виконання робіт та експлуатації об'єкта, спрямованих на забезпечення пожежної безпеки. Протипожежний режим регламентує порядок огляду та зачинення приміщень після закінчення роботи, місця для паління, порядок проведення вогневих робіт, правила користування електронагрівальними приладами та порядок відключення електромережі. Усі працівники підприємства повинні бути ознайомлені з цими правилами. Для забезпечення дієвості системи проводиться систематичне навчання персоналу. Воно здійснюється у формі протипожежних інструктажів: вступного, первинного, повторного, позапланового та цільового. Вступний інструктаж проходять усі новоприйняті працівники, незалежно від їхньої посади чи стажу. Первинний інструктаж проводиться безпосередньо на робочому місці, повторний — не рідше одного разу на шість місяців для перевірки знань. Крім того, для відпрацювання навичок евакуації та гасіння пожеж на великих підприємствах регулярно проводяться практичні тренування.

Профілактика пожеж є пріоритетним напрямком у системі безпеки і полягає у завчасному виявленні та усуненні причин, що можуть призвести до займання. До профілактичних заходів належать регулярні технічні огляди електрообладнання, перевірка справності систем вентиляції, контроль за станом блискавкозахисту та заземлення. Окрему увагу приділяють утриманню шляхів евакуації: вони повинні бути вільними, освітленими та позначеними відповідними знаками безпеки. На підприємстві також має бути організовано технічне обслуговування автоматичних систем виявлення пожеж та установок автоматичного пожежогасіння. Ефективна профілактика також передбачає наявність та справність первинних засобів пожежогасіння, таких як вогнегасники, пожежні щити та крани, розташування яких має відповідати затвердженим нормам. Таким чином, поєднання чіткої організаційної структури, суворого дотримання протипожежного режиму та постійної профілактичної роботи створює надійний фундамент безпеки промислового підприємства.

2. Умови та фактори виникнення пожеж та суцільних пожеж. Заходи попередження пожеж та суцільних пожеж.

Фізико-хімічною основою виникнення пожежі є наявність трьох обов'язкових умов: горючої речовини, окислювача та джерела запалювання з достатньою енергією. Сукупність цих факторів утворює так званий «трикутник вогню», а виключення хоча б одного з них робить горіння неможливим. Суцільні пожежі виникають за умов, коли окремі осередки горіння об'єднуються у єдиний фронт вогню, чому сприяють щільна забудова території, наявність великої кількості горючих матеріалів на відкритих майданчиках, сильний вітер та інтенсивне теплове випромінювання, що нагріває сусідні об'єкти.

Система попередження пожеж базується на комплексі технічних, будівельно-планувальних та організаційних заходів. Технічні заходи спрямовані на усунення причин загоряння шляхом використання іскробезпечного обладнання, герметизації технологічних систем та захисту від статичної електрики. Будівельно-планувальні рішення передбачають зонування території, дотримання безпечних протипожежних розривів між будівлями та встановлення

вогнестійких перешкод для локалізації вогню. Ефективна профілактика суцільних пожеж також включає своєчасне очищення території від горючих відходів та створення зелених насаджень, що перешкоджають поширенню теплової хвилі.

4.3. Висновки до розділу

У даному розділі проведено аналіз умов праці та питань безпеки в надзвичайних ситуаціях, пов'язаних із розробкою та експлуатацією комп'ютеризованої системи відеоспостереження. Встановлено, що основними шкідливими факторами при роботі з обчислювальною технікою є зорове та статичне навантаження, а також ризик ураження електричним струмом, що вимагає дотримання ергономічних вимог та правил електробезпеки.

У сфері безпеки в надзвичайних ситуаціях визначено ключові аспекти організації протипожежного захисту на промислових об'єктах, що базуються на профілактиці та своєчасному виявленні загроз. З'ясовано, що ефективна система попередження пожеж повинна включати комплекс технічних та організаційних заходів, спрямованих на розрив «трикутника вогню» та мінімізацію ризиків виникнення суцільних пожеж. Виконання розглянутих вимог є необхідною умовою для безпечної життєдіяльності персоналу та надійного функціонування технічних засобів.

ВИСНОВКИ

В результаті виконання кваліфікаційної роботи вирішено задачу підвищення ефективності виявлення осередків пожежі в населених пунктах шляхом розробки методів та засобів комп'ютеризованої системи відеонагляду, зокрема:

- На основі аналізу предметної області встановлено неефективність традиційних точкових сповіщувачів для моніторингу відкритих просторів міського середовища та визначено необхідність впровадження інтелектуальних систем відеонагляду, здатних розпізнавати візуальні ознаки полум'я та диму на значних відстанях в умовах візуального шуму.

- Обґрунтовано вибір архітектури YOLO як базового алгоритму детекції, завдяки парадигмі «глобального погляду», що дозволяє враховувати контекст сцени для мінімізації хибних спрацювань, а також здатності працювати в режимі реального часу, що є критичним для систем раннього попередження.

- Проведено детальний порівняльний аналіз сучасних версій архітектури YOLO: YOLOv11 (безякірний підхід), YOLOv12 (механізми глобальної уваги) та YOLOv13 (структурне моделювання на основі гіперграфів), з метою визначення оптимальної моделі для детекції аморфних об'єктів у щільній забудові.

- Знайдено та підготовлено спеціалізований набір даних на основі бази Roboflow Universe, який було адаптовано під специфіку населених пунктів шляхом програмної фільтрації та видалення зображень, що не відповідають умовам міського середовища, за допомогою розробленого Python-скрипта.

- Реалізовано програмний комплекс та проведено навчання моделей у локальному середовищі з використанням бібліотек PyTorch/CUDA на апаратній платформі з графічним прискорювачем NVIDIA GeForce GTX 1050, із

застосуванням методики трансферного навчання протягом 20 епох для кожної архітектури.

- Експериментально досліджено ефективність моделей за метриками точності, повноти та швидкодії. Встановлено, що модель YOLOv11 забезпечує найвищу швидкодію (92 FPS) та високу точність (Precision 0.701), що робить її придатною для систем з обмеженими ресурсами.

- Виявлено, що архітектура YOLOv13, завдяки використанню гіперграфів та модуля HyperACE, демонструє найкращі показники середньої точності (mAP50 = 0.504) та повноти (Recall = 0.463), перевершуючи версію YOLOv11 на 18% за здатністю виявляти всі наявні загрози, незважаючи на меншу швидкість обробки (41 FPS).

- Запропоновано централізовану серверну архітектуру системи, яка передбачає збір даних з камер відеоспостереження та їх обробку на високопродуктивному сервері, що дозволяє використовувати більш складні моделі типу YOLOv13 та забезпечує легку масштабованість системи.

- На основі комплексного аналізу результатів, для практичного впровадження в систему пожежної безпеки населених пунктів рекомендовано використовувати модель YOLOv13, оскільки для задач цивільного захисту пріоритетним є мінімізація пропусків небезпечних подій над максимальною частотою кадрів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Луцик Н.С., Луцків А.М., Осухівська Г.М., Тиш Є.В. Програма та методичні рекомендації з проходження практики за тематикою кваліфікаційної роботи для студентів спеціальності 123 «Комп'ютерна інженерія» другого (магістерського) рівня вищої освіти усіх форм навчання. Тернопіль: ТНТУ. 2024. 45 с.
2. Луцик Н.С., Луцків А.М., Осухівська Г.М., Тиш Є.В. Методичні рекомендації до виконання кваліфікаційної роботи магістра для студентів спеціальності 123 «Комп'ютерна інженерія» другого (магістерського) рівня вищої освіти усіх форм навчання. Тернопіль. 2024. 44 с.
3. Варавін А.В., Лецишин Ю.З., Чайковський А.В. Методичні вказівки до виконання курсового проєкту з дисципліни «Дослідження і проєктування комп'ютерних систем та мереж» для здобувачів другого (магістерського) рівня вищої освіти спеціальності 123 «Комп'ютерна інженерія» усіх форм навчання. Тернопіль: ТНТУ, 2024. 32 с.
4. Семців Т. Виявлення пожеж з допомогою моделей YOLO. Матеріали XIII науково-технічної конференції „Інформаційні моделі, системи та технології“, 2025. с. 82.
5. Семців Т. Порівняльний аналіз архітектур YOLO для виявлення осередків займання на відеопотоці. Матеріали XIII науково-технічної конференції „Інформаційні моделі, системи та технології“, 2025. с.83.
6. Velychko D., Osukhivska H., Palaniza Y., Lutsyk N., Sobaszek Ł. Artificial Intelligence Based Emergency Identification Computer System / Advances in Science and Technology Research Journal. 2024. Vol. 18, № 2. P. 296–304. doi:10.12913/22998624/184343. ISSN 2299-8624.
7. Borodii I., Fedorovych I., Osukhivska H., Velychko D., Butsii R. Порівняльний аналіз обробки великих даних в Apache Spark з використанням Java, Python та Scala, 2025.
8. Щур Т., Осухівська Г. М. Використання штучного інтелекту для систем

розпізнавання в Інтернеті речей : Т. Щур, Г. М. Осухівська. Матеріали V Міжнародної науково-практичної конференції «Цифрова економіка як фактор інновацій та сталого розвитку суспільства», 28–29 листопада 2024 р. Тернопіль : Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, 2024. с. 131–135.

9. Velichko, D., Singh, S., Markopoulos, P. P., Saber, E., & Hurd, J. Image Preprocessing and YOLO Architectures for Improved Detection of Small and Slowly Moving Objects. Proceedings of the 2024 IEEE Western New York Image and Signal Processing Workshop (WNYISPW). IEEE, 2024, pp. 1–4.

10. Girshick R., Donahue J., Darrell T., Malik J. Багати ієрархії ознак для точного розпізнавання та семантичної сегментації / Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation. Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2014. С. 580–587. URL: <https://arxiv.org/abs/1311.2524> (дата звернення: 20.11.2025).

11. Elhanashi A., Essahraui S., Dini P., Saponara S. Early Fire and Smoke Detection Using Deep Learning: A Comprehensive Review of Models, Datasets, and Challenges. Applied Sciences. 2025. Vol. 15, No. 18. Art. 10255. DOI: 10.3390/app151810255.

12. de Venâncio P. V. A. B., Campos R. J., Rezende T. M., Lisboa A. C., Barbosa A. V. A hybrid method for fire detection based on spatial and temporal patterns. Neural Computing and Applications. 2023. Vol. 35, No. 13. P. 9349–9361. DOI: 10.1007/s00521-023-08260-2.

13. Rehman A., Saeed F., Rathore M. M., Paul A., Kang J.-M. Smart city fire surveillance: A deep state-space model with intelligent agents. IET Smart Cities. 2024. Vol. 6, No. 3. P. 199–210. DOI: 10.1049/smc2.12086.

14. Sharma A., Kumar R., Kansal I., Popli R., Khullar V., Verma J., Kumar S. Fire Detection in Urban Areas Using Multimodal Data and Federated Learning. Fire. 2024. Vol. 7, No. 4, Art. 104. DOI: 10.3390/fire7040104.

15. Wang H., Fu X., Yu Z., Zeng Z. DSS-YOLO: an improved lightweight real-time fire detection model based on YOLOv8. Scientific Reports. 2025. Vol. 15, Art.

8963. DOI: 10.1038/s41598-025-93278-w.

16. Titu M. F. S., Pavel M. A., Michael G. K. O., Babar H., Aman U., Khan R. Real-Time Fire Detection: Integrating Lightweight Deep Learning Models on Drones with Edge Computing. *Drones*. 2024. Vol. 8, No. 9, Art. 483. DOI: 10.3390/drones8090483.

17. Wang X., Li M., Gao M., Liu Q., Li Z., Kou L. Early smoke and flame detection based on transformer. *Journal of Safety Science and Resilience*. 2023. Vol. 4, No. 3. P. 294–304. DOI: 10.1016/j.jnlssr.2023.06.002.

18. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R. та Farhadi, A. (2016). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 779–788.

19. Ultralytics. Models Documentation. URL: <https://docs.ultralytics.com/models/>.

20. Khanam R., Hussain M. YOLOv11: An Overview of the Key Architectural Enhancements. *arXiv preprint*. 2024. Article 2410.17725. URL: <https://arxiv.org/abs/2410.17725>

21. Tian Y., Ye Q., Doermann D. YOLOv12: Attention-Centric Real-Time Object Detectors. *arXiv preprint*. 2025. Article 2502.12524. URL: <https://arxiv.org/abs/2502.12524>

22. Lei M., Li S., Wu Y., Hu H., Zhou Y., Zheng X., Ding G., Du S., Wu Z., Gao Y. YOLOv13: Real-Time Object Detection with Hypergraph-Enhanced Adaptive Visual Perception. *arXiv preprint*. 2025. Article 2506.17733. URL: <https://arxiv.org/abs/2506.17733>

23. Roboflow : end-to-end платформа для підготовки даних і навчання моделей комп'ютерного зору. URL: <https://roboflow.com>.

24. Fire Smoke Detect / Roboflow Universe. URL: <https://universe.roboflow.com/fire-detect-jhehu/fire-smoke-detect-kvvvx>

25. Про охорону праці : Закон України від 14 жовтня 1992 р. № 2694-XII (зі змінами і доповненнями).

26. Кодекс законів про працю України : Закон України від 10 грудня 1971 р. (зі змінами і доповненнями).
27. Про пожежну безпеку : Закон України від 17 грудня 1993 р. № 3745-ХІІ (зі змінами і доповненнями).
28. Правила пожежної безпеки в Україні : затв. наказом Міністерства внутрішніх справ України від 30 грудня 2014 р. № 1417 (зі змінами).
29. Правила улаштування електроустановок (ПУЕ) : нормативний документ. Чинна редакція (зі змінами і доповненнями).
30. Вимоги щодо безпеки та захисту здоров'я працівників під час роботи з екранними пристроями : НПАОП 0.00-7.15-18 : затв. наказом Мінсоцполітики України від 14.02.2018 № 207 ; зареєстр. в Мін'юсті України 25.04.2018 за № 508/31960. База даних «Законодавство України» Верховна Рада України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/go/z0508-18> (дата звернення: 08.12.2025).
31. Кодекс цивільного захисту України : Закон України від 02.10.2012 № 5403-VI. База даних «Законодавство України» Верховна Рада України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/go/5403-17> (дата звернення: 08.12.2025)
32. Про затвердження Правил пожежної безпеки в Україні : Наказ МВС України від 30.12.2014 № 1417. База даних «Законодавство України» Верховна Рада України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/go/z0252-15> (дата звернення: 08.12.2025)

ДОДАТОК А
Тези конференції

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ТЕРНОПІЛЬСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ІВАНА ПУЛЮЯ

МАТЕРІАЛИ

ХІІ НАУКОВО-ТЕХНІЧНОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ

**«ІНФОРМАЦІЙНІ МОДЕЛІ,
СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ»**



17-18 грудня 2025 року

ТЕРНОПІЛЬ
2025

КОМУНІКАЦІЇ

I. Ralik

IMPLEMENTATION OF A PROTOTYPE INTELLIGENT CRM SYSTEM WITH COGNITIVE ANALYSIS AND ADAPTIVE

Т. Семців

ВИЯВЛЕННЯ ПОЖЕЖ З ДОПОМОГОЮ МОДЕЛЕЙ YOLO

T. Semtsiv

FIRE DETECTION USING YOLO MODELS

82

Т. Семців

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ АРХІТЕКТУР YOLO ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ОСЕРЕДКІВ ЗАЙМАННЯ НА ВІДЕОПОТОЦІ

T. Semtsiv

COMPARATIVE ANALYSIS OF YOLO ARCHITECTURES FOR DETECTION OF ENGAGEMENT CENTERS IN VIDEO STREAM

83

П. Семчишин

ПРОЕКТУВАННЯ МІКРОСЕРВІСНОЇ АРХІТЕКТУРИ ВЕБ-ЗАСТОСУНКУ

P. Semchyshyn

DESIGNING A MICROSERVICE ARCHITECTURE FOR A WEB APPLICATION

84

О. Семчишин, Р. Козак

МЕТОДИВ АНАЛІЗУ ШКІДЛИВИХ ПОСИЛАНЬ ТА ІР-АДРЕС У СЕРЕДОВИЩІ LINUX

O. Semchyshyn, R. Kozak

METHODS FOR ANALYZING MALICIOUS LINKS AND IP ADDRESSES IN THE LINUX ENVIRONMENT

85

П. Слободян, М. Богач, М. Деркач

АНАЛІЗ ПОПУЛЯРНИХ СИСТЕМ УПРАВЛІННЯ ПАРОЛЯМИ

P. Slobodian, M. Bohach, M. Derkach

ANALYSIS OF POPULAR PASSWORD MANAGEMENT SYSTEMS

86

П. Станіславчук, Н. Дзюбата

КІБЕРСПОРТ ЯК НОВА ПРОФЕСІЯ – ПЕРСПЕКТИВИ ДЛЯ СТУДЕНТІВ

P. Stanislavchuk, N. Dzyubata

ESPORTS AS A NEW PROFESSION – PROSPECTS FOR STUDENTS

87

М. Стебельський, Н. Загородна

ПРОБЛЕМАТИКА ІНТЕГРАЦІЇ ЗАСОБІВ SCA У ПРОЦЕСИ DEVSECOPS ДЛЯ NODE.JS ПРОЕКТІВ

M. Stebelskyi, N. Zagorodna

PROBLEMATICS OF INTEGRATING SCA TOOLS INTO DEVSECOPS PROCESSES FOR NODE.JS PROJECTS

88

В. Стрихарський, О. Оробчук

ЦЕНТРАЛІЗОВАНЕ УПРАВЛІННЯ ПОЛІТИКАМИ БЕЗПЕКИ У SDN ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ МЕХАНІЗМІВ ФІЛЬТРАЦІЇ ДОСТУПУ

V. Strykharskyi, O. Orobchuk

CENTRALIZED SECURITY POLICY MANAGEMENT IN SDN USING ACCESS FILTERING MECHANISMS

89

В. Судомир, Я. Осадца

АВТОМАТИЗАЦІЯ ЗАХОПЛЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ ФОТОКАМЕРОЮ ДЛЯ УСУНЕННЯ ВІБРАЦІЙ ТА ПОМИЛОК НАЛАШТУВАННЯ

V. Sudomyr, Ya. Osadtsa,

AUTOMATION OF IMAGE CAPTURING WITH CAMERA TO ELIMINATE VIBRATION AND SETTING ERRORS

90

А. Сюшко, І. Скарга-Бандурова

ПОБУДОВА СИСТЕМИ МОНІТОРИНГУ БЕЗПЕКИ КІНЦЕВИХ ПРИСТРІЇВ НА ОСНОВІ OSSEC

91

УДК 004.932.2:004.021:614.841

Тарас Семців, студент

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, м. Тернопіль

ВИЯВЛЕННЯ ПОЖЕЖ З ДОПОМОГОЮ МОДЕЛЕЙ YOLO

Taras Semtsiv, student

FIRE DETECTION USING YOLO MODELS

Оперативне виявлення осередків займання є однією із важливих функцій сучасних систем безпеки, особливо там, де класичні давачі реагують із затримкою або не мають достатнього покриття. У таких випадках використання моделей комп'ютерного зору сімейства YOLO є одним із найефективніших інструментів [1]. Їхня перевага полягає у здатності в режимі реального часу опрацьовувати відеопотік із достатньою точністю, що дозволяє вловлювати динамічні ознаки, як-от поява полум'я чи задимлення.

Реалізація цього підходу вимагає глибокої адаптації архітектури YOLO [1]. На початку процесу вхідний відеокادر проходить через потужну згорткову мережу Backbone, яка здійснює екстракцію ознак. Фактично, виконується перетворення вхідних даних I у тензор ознак F функцією G_{conv} , що описується як [2]

$$F = G_{conv}(I) \quad (1)$$

Модель навчається розпізнавати специфічні ознаки такі як хаотичні та рухливі контури полум'я, інтенсивність світіння, а також задимленість. Також важливим при розпізнаванні пожеж є робота з об'єктами різних розмірів — від невеликого вогню до великого диму. Це досягається завдяки використанню багатомасштабного модуля опрацювання ознак. Цей механізм дозволяє моделі інтегрувати як семантичні ознаки з глибоких шарів, так і просторові ознаки з поверхневих шарів. Для підвищення точності локалізації полум'я, яке не має сталої форми, в сучасних YOLO часто застосовується Anchor-Free підхід [2]. Розміри прямокутника b_w та b_h прогножуються за допомогою експоненціальних функцій:

$$b_w = \exp \exp(t_w) \quad \text{і} \quad b_h = \exp \exp(t_h), \quad (2)$$

де t_w та t_h — параметри, які безпосередньо виводить нейронна мережа.

Навчання моделі контролюється функцією втрат L , яка є сумою різних компонентів. Для покращення локалізації в L_{box} застосовуються метрики, чутливі до перекриття, такі як DIoU Loss [2]. Ця метрика використовує відстань між центрами b і b^{gt} для оптимізації, а її частина описується як:

$$L_{box} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} \quad (3)$$

де ρ — евклідова відстань, а c — діагональ найменшого охоплюючого прямокутника.

Для боротьби з дисбалансом при виявленні пожеж у L_{cls} використовується Focal Loss], що надає більшої ваги саме помилкам, пов'язаним з ідентифікацією вогню. На практиці системи на базі YOLO мають значну перевагу завдяки швидкості та точності реакції.

Література

1. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R. та Farhadi, A. (2016). *You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection*. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 779–788.
2. Bochkovskiy, A., Wang, C.-Y. та Liao, H.-Y. M. (2020). *YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection*. arXiv preprint arXiv:2004.10934.

УДК 004.932.2:004.421.3:614.84

Тарас Семців, студент групи СІм-62

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, м. Тернопіль

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ АРХІТЕКТУР YOLO ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ОСЕРЕДКІВ ЗАЙМАННЯ НА ВІДЕОПОТОЦІ

Taras Semtsiv, student

COMPARATIVE ANALYSIS OF YOLO ARCHITECTURES FOR DETECTION OF ENGAGEMENT CENTERS IN VIDEO STREAM

Проблема оперативного виявлення осередків займання у відкритому міському середовищі є важливим завданням для забезпечення техногенної безпеки, оскільки традиційні системи протипожежної сигналізації часто виявляються непридатними для моніторингу просторих територій. Перехід до комп'ютеризованих систем відеонагляду, підсилених методами CNN, дозволяє в реальному часі виявляти пожежу. Для служб екстреного реагування критичною є вимога щодо досягнення оптимального балансу між надійністю ідентифікації (mAP) та показником швидкості опрацювання (FPS). Через це актуальними є моделі, які можуть працювати в реальному режимі часу на звичайних Edge-пристроях, і при цьому не втрачати точності. Такими моделями є YOLO, які дозволяють опрацьовувати відеопотік та виявляти в ньому задані об'єкти [1].

Серед версій YOLO варто виокремити YOLOv11, YOLOv12 та YOLOv13, оскільки саме вони пропонують помітні зміни в тому, як модель збирає та інтерпретує інформацію з кадру [1].

YOLOv11 загалом зосереджена на тому, щоб зробити детекцію стабільнішою та швидшою без зайвих ускладнень у структурі. У YOLOv12 з'явилися механізми уваги, які допомагають краще розпізнавати контекст сцени — це важливо тоді, коли дим або слабке полум'я зливаються з фоном. У YOLOv13 використано HyperACE — підхід, що дає змогу моделі «бачити» зв'язки між ознаками ширше, ніж у попередніх версіях, тому вона впевненіше знаходить навіть малопомітні сигнали займання.

Щоб оцінити реальні можливості моделей, застосовувався датасет із ознаками пожежі, а головними метриками були mAP, FPS і FLOPs (див. табл. 1).

Таблиця 1. Порівняння архітектурних характеристик версій моделей YOLO

Метрика	YOLOv11-n	YOLOv12-n	YOLOv13-n
Detection Head	Розділена	Розділена+увага	HyperACE
FLOPs	Дуже низька	Низька	Середня
mAP	Швидкодія	Робота з акцентом	Підвищена точність
FPS	Висока	Висока	Середньо-висока

З огляду на результати, YOLOv11 найкраще підходить для систем, де вирішальними є швидкість і мінімальні затримки. YOLOv12 краще справляється зі складними сценами, де важливо враховувати контекст. YOLOv13 показує найвищу точність у випадках, коли ознаки займання ледве помітні. Такий аналіз може бути корисним при виборі моделі для реальних протипожежних відеосистем.

Література

1. Ultralytics. Models Documentation [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <https://docs.ultralytics.com/models/>