

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-57-22>

УДК 004.45

Ковальчук Михайло Ігорович, аспірант

<https://orcid.org/0009-0005-6412-5894>

Луцький національний технічний університет, м. Луцьк, Україна

ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ОПТИЧНОГО МЕТОДУ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ БЕЗПЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ ПОПУЛЯРНИХ YOLO АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Ковальчук М.І. Дослідження ефективності оптичного методу для виявлення безпілотних літальних апаратів за допомогою популярних Yolo алгоритмів машинного навчання. Сучасний світ переживає швидкий розвиток технологій, і однією з ключових сфер, де цей розвиток стає особливо помітним, є використання безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Ці технології знаходять застосування в різних галузях, починаючи від сільського господарства і закінчуючи військовими застосуваннями. Однак, разом із численними перевагами, БПЛА також створюють нові виклики, зокрема, у сфері безпеки. Розробка та впровадження ефективних систем для виявлення БПЛА є критично важливою задачею для забезпечення безпеки критично важливих об'єктів та запобігання можливому використанню дронів у нелегальних цілях. Результати дослідження підкреслюють важливість вибору оптимальної моделі YOLO для конкретних сценаріїв використання БПЛА, інтеграції з іншими системами виявлення та розробки нових стратегій для покращення загальної ефективності систем виявлення. Ці результати мають важливе значення як для розвитку технологій штучного інтелекту, так і для підвищення рівня безпеки в критично важливих сферах життєдіяльності.

Ключові слова: виявлення, БПЛА, YOLO, згортоква нейронна мережа, CNN

Kovalchuk M. Research On The Efficiency Of The Optical Method For Detection Of Unmanned Aircraft Using Popular Yolo Machine Learning Algorithms. The modern world is experiencing rapid technological advancements, and one of the key areas where this progress is particularly noticeable is the use of unmanned aerial vehicles (UAVs). These technologies find applications in various fields, ranging from agriculture to military uses. However, along with numerous advantages, UAVs also present new challenges, particularly in the field of security. The development and implementation of effective systems for UAV detection are critical tasks for ensuring the security of critical infrastructure and preventing the potential illegal use of drones. The research findings highlight the importance of selecting the optimal YOLO model for specific UAV application scenarios, integrating it with other detection systems, and developing new strategies to improve the overall efficiency of detection systems. These results are significant both for the advancement of artificial intelligence technologies and for enhancing security levels in critical areas of human activity.

Keywords: detection, UAV, YOLO, convolutional neural network, CNN

Постановка наукової проблеми. У сучасному світі безпілотні літальні апарати (БПЛА) відіграють важливу роль у багатьох сферах діяльності, зокрема в логістиці, спостереженні, сільському господарстві та обороні. Однак їх широке використання супроводжується зростанням ризиків, таких як незаконне проникнення в охоронювані зони, порушення приватності або використання в терористичних цілях. Це створює необхідність у розробці ефективних систем виявлення та відстеження БПЛА, що дозволяють забезпечити безпеку на об'єктах критичної інфраструктури, кордонах та інших важливих об'єктах.

Сучасні технології виявлення БПЛА включають радіочастотний аналіз, акустичні сенсори, радары та оптичні методи. Серед них оптичний підхід має значний потенціал завдяки високій точності, можливості ідентифікації об'єктів у реальному часі та відносно низькій вартості обладнання. Використання алгоритмів машинного навчання, зокрема YOLO (You Only Look Once), дозволяє значно покращити точність і швидкість виявлення об'єктів на зображеннях або відео, що є критично важливим для реальних сценаріїв застосування. Однак проблема ефективного виявлення БПЛА за допомогою оптичного методу все ще залишається невирішеною з точки зору:

1. Надійності розпізнавання об'єктів у складних умовах, таких як різне освітлення, погодні умови та наявність перешкод.
2. Оптимізації швидкодії алгоритмів для роботи в реальному часі.
3. Вибору оптимальних архітектур YOLO для задач виявлення БПЛА та оцінки їхньої ефективності.

Дослідження в цій сфері має важливий науковий і практичний аспект. З одного боку, воно сприяє розвитку технологій комп'ютерного зору та машинного навчання. З іншого боку, розробка ефективних методів виявлення БПЛА відповідає практичним потребам у підвищенні рівня безпеки у важливих сферах життєдіяльності. Таким чином, вирішення поставленої проблеми сприятиме як

фундаментальному розвитку штучного інтелекту, так і впровадженню інновацій у практичні системи безпеки.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Оптичні камери були широко вивчені для виявлення та протидії БПЛА. У дослідженні [3] використовувалися гістограми орієнтованих градієнтів для розпізнавання дронів на зібраних фотографіях. З іншого боку, в роботі була запропонована система відеоспостереження на основі оптичних камер для моніторингу БПЛА у великому тривимірному пошуковому просторі в реальному часі. Використання оптичних камер для виявлення БПЛА має велику перевагу у витраті і має менше обмежень регулювання, ніж більшість методів, що дозволяє застосовувати його в широкому масштабі. Однак, існують певні обмеження, такі як обмежений дальній засіб, значна залежність від погодних умов та непроникність перешкод, які потребують інтеграції з іншими сенсорними застосуваннями. Для виявлення БПЛА широко застосовується поєднання інфрачервоних датчиків та оптичних камер у військових електрооптичних/інфрачервоних застосуваннях.

В дослідженні [4] використовували мережу CNN, навчену на синтетичному наборі даних, для оцінки моделі безпілотного літального апарату в реальному відеопотоці. Створений набір даних був побудований шляхом застосування випадковості до орієнтацій, положень, текстур і умов освітлення тривимірних моделей дронів. Крім того, до тренувального набору даних застосували гаусівський шум для підвищення продуктивності класифікатора. В результаті дослідження вони прийшли до висновку, що фіксація кількості прихованих шарів негативно впливає на продуктивність класифікатора з точки зору точності. Вони довели, що їх підхід перевершив інші методи, оскільки він базується на тривимірній моделі дрона. Вони стверджують, що їх метод скоротив час навчання для додаткових моделей дронів.

У роботі [5] вирішували проблему виявлення безпілотних літальних апаратів в реальному часі з прийнятною точністю. Процес виявлення був розділений на два етапи: виявлення і класифікацію. На етапі виявлення система виявляла всі типи рухомих об'єктів за допомогою віднімання фону. На етапі класифікації система класифікувала об'єкти на три типи: дрон, птах, фон, використовуючи згорткову нейронну мережу (CNN). Результати свідчать про те, що запропонована система має значну точність порівняно з іншими існуючими системами при високій швидкості обробки. Основним обмеженням цього підходу є велика залежність від наявності рухомого фону.

Також існують фрейворки для виявлення рухомих дронів на основі глибокого навчання з метою передбачення відстані для проведення аналізу доцільності системи виявлення та уникнення зіткнення з БПЛА у повітрі. Монокулярна камера використовувалася як сенсор для виявлення рухомих об'єктів, а також застосування глибокої нейронної мережі (DNN) і згорткової нейронної мережі (CNN) з метою передбачення відстані між потенційним загрозливим об'єктом та БПЛА власного користування. Підхід до виявлення об'єктів базується на використанні детектора YOLO. Крім того, використовуються техніки глибокої нейронної мережі та згорткової нейронної мережі для оцінки їх продуктивності у визначенні відстані між рухомими об'єктами. Також використовується підхід VGG-16 для вилучення ознак з фіксованих крилових дронів, після чого результат передається в мережу для передбачення відстані до об'єкта. Запропоновану модель було навчено за допомогою синтетичних зображень, а також проведено перевірку на синтетичних та реальних відеозаписах польотів. Результати показують, що запропонований підхід на основі активного бачення здатний точно виявляти та відстежувати рухомий БПЛА з низькими похибками в відстані. У рамках дослідження [6] запропонував новий метод виявлення та класифікації дронів, використовуючи YOLO версії 3 та згорткову нейронну мережу (CNN) з різними модальностями. YOLOv3 був використаний спеціально для виявлення рухомих об'єктів, тоді як CNN використовувався для точного вилучення ознак дронів зображень. Згорткова нейронна мережа, поєднана з сучасними технологіями виявлення об'єктів, демонструє винятковий спосіб виявлення дронів у реальному часі.

Формулювання мети дослідження. Метою роботи є дослідження ефективності оптичного методу виявлення безпілотних літальних апаратів (БПЛА) за допомогою популярних алгоритмів машинного навчання YOLO, а також визначення оптимальних архітектур і умов їхнього застосування для підвищення надійності та швидкодії у реальних сценаріях. У статті очікується провести огляд існуючих методів виявлення БПЛА з акцентом на оптичних підходах, проаналізувати можливості різних архітектур YOLO для задачі виявлення БПЛА, включаючи їхню точність, швидкодію та стійкість до змін умов середовища, а також оцінити ефективність алгоритмів

на основі експериментальних даних і сформулювати рекомендації щодо їхнього використання у системах моніторингу й безпеки. Очікувані результати сприятимуть розвитку технологій виявлення БПЛА та інтеграції машинного навчання у системи реального часу для забезпечення безпеки у критично важливих сферах.

Виклад основного матеріалу дослідження. Безпілотні літальні апарати (БПЛА) стали важливою частиною сучасного життя з широким спектром застосувань в різних сферах. Проте ідентифікація БПЛА є важливою для забезпечення безпеки повітряного простору, запобігання несанкціонованому використанню та забезпечення відповідального застосування в цивільних та військових цілях. Алгоритми машинного навчання відіграють ключову роль у розпізнаванні БПЛА за допомогою оптичних методів. Вони дозволяють автоматизувати аналіз візуальних даних, таких як зображення та відео, ідентифікуючи БПЛА навіть у складних умовах, таких як низька видимість, змішаний фон або висока динаміка об'єктів. Це забезпечує високу точність і швидкість виявлення, що є критично важливим для ефективного моніторингу та реагування.

Одним із найбільш ефективних підходів у розпізнаванні БПЛА є використання YOLO (You Only Look Once) алгоритмів. YOLO, як сімейство глибоких нейронних мереж, здатне виконувати обробку в реальному часі, забезпечуючи швидке виявлення та класифікацію об'єктів. Завдяки своїй архітектурі, цей алгоритм дозволяє точно визначити місце розташування БПЛА на зображеннях і відео, що робить його незамінним інструментом для моніторингу повітряного простору та безпеки.

На Рис. 1 зображено архітектуру сімейства глибоких нейронних мереж YOLO. Спочатку алгоритм розбиває вхідну картинку на сітки $S \times S$ для процесу детекції. Залежно від варіанту виконання, розміри цих сіток можуть відрізнятися; Наприклад, можна використовувати сітки 3×3 , 5×5 і 19×19 . Завдання кожної сітки в собі полягає у визначенні класу, довжини, висоти та наявності об'єкта в полі, а також того, чи знаходиться він у середній точці. Ці процеси призводять до створення обмежувальних рамок. Далі для кожної сітки складається вектор оцінки. Довірча оцінка (confidence score), V_x - координата x , V_y - координата у об'єкта, V_w - ширина об'єкта, V_h - висота об'єкта і залежна ймовірність класу - все це міститься в векторі прогнозування.

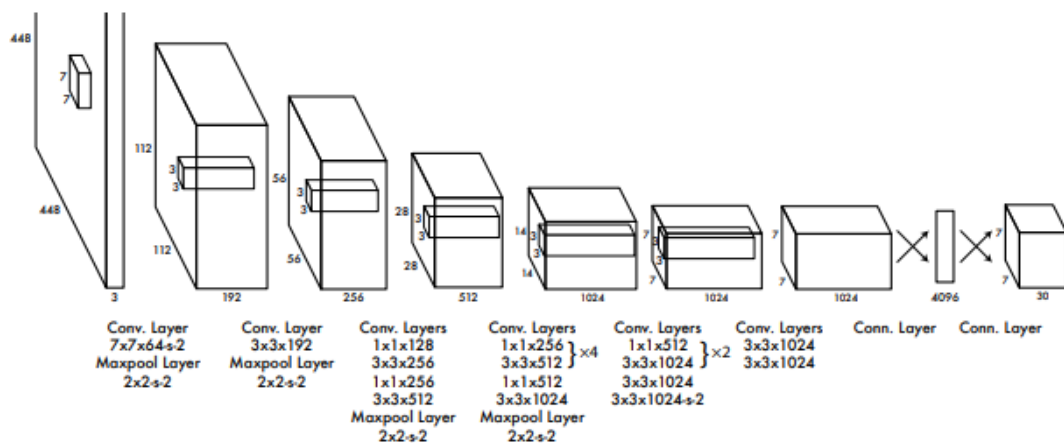


Рис. 1. YOLO архітектура

Серія YOLO зазнала значної еволюції від YOLOv5 до YOLOv10, із кожною версією демонструючи вдосконалення архітектури, продуктивності та ефективності. Ці моделі стали ще більш придатними для використання в промислових реальних умовах, завдяки підвищеній точності та зниженню обчислювальних витрат. YOLOv5 заклав міцну основу завдяки архітектурі CSPNet та високій швидкості обробки. Подальші ітерації, такі як YOLOv6 і YOLOv7, інтегрували інновації, зокрема покращені магістральні мережі та детекцію без використання якорів, що підвищило їхню продуктивність. YOLOv8 і YOLOv9 сприяли розвитку за рахунок оптимізованих конструкцій і вдосконалених методів навчання. У підсумку, YOLOv10 об'єднує всі попередні досягнення, пропонуючи найсучасніші рішення та інновації для складних завдань комп'ютерного зору. У таблиці 1 узагальнені ключові характеристики та показники продуктивності цих моделей YOLO, надано чітке порівняння їх можливостей [12].

Таблиця 1. Порівняння з YOLOv5 по YOLOv10

Модель	Реліз	Архітектура	Приклад використання
YOLOv5	2020	CSPNet для підвищення ефективності, SPP для багатомасштабного вилучення ознак, прогнозування на основі якорів.	Виявлення об'єктів під водою, аналіз відео в режимі реального часу.
YOLOv6	2022	Полегшена конструкція, покращені характеристики витяжних компонентів.	Програми в реальному часі, що вимагають високої швидкості та помірної точності
YOLOv7	2022	ELAN (Ефективна мережа агрегації шарів), складна базова архітектура.	Високопродуктивні завдання, такі як спостереження та автономне водіння
YOLOv8	2023	Глибокі сепарабельні згортки, багатоголовкова самоувага.	Сортування відходів, складні сценарії виявлення об'єктів.
YOLOv9	2023	Орієнтація на ефективність і вдосконалення точності	Удосконалення існуючих варіантів використання та впровадження нових
YOLOv10	2024	Двоетапне навчання, навчання без NMS, розподіл просторово-каналних зв'язків.	Ідеально підходить для додатків у реальному часі з високою точністю та низькою затримкою

Запропонована робота використовує потужність YOLO алгоритмів і набір даних з Kaggle, налаштовуючи архітектуру для адаптації до унікальних проблем зображень БПЛА, таких як невеликі розміри, різний тип об'єкта, різні умови освітлення та віддаленість дрона від камери, тощо. Для навчання використовується Google Colab Pro з графічним процесором з Tesla T4 із 16 ГБ пам'яті GDDR6 і 2560 ядрами CUDA. Точне налаштування виконується протягом 100 епох. Основними критеріями оцінювання були такі метрики, як точність, повнота, F1-оцінка впевненості, mAP⁵⁰ і також mAP⁵⁰⁻⁹⁵. Пропоную детальніше розглянути вищезгадані метрики, та створити порівняльну таблицю алгоритмів YOLO (таблиця 2). На основі результатів, представлених у таблиці, було проведено порівняння характеристик різних версій YOLO для задачі визначення БПЛА (безпілотних літальних апаратів). Виходячи з аналізу ключових показників, модель YOLOv9 демонструє найкращі результати серед представлених алгоритмів, що пояснюється наступними аргументами.

Таблиця 2. Оцінки різних моделей YOLO

Модель	Епохи	Точність	Повнота	F1	mAP ⁵⁰	mAP ⁵⁰⁻⁹⁵	Тривалість навчання	Параметри	GPU (GB)	Вага (MB)
YOLOv5	100	0.87	0.842	0.855	0.912	0.627	0.396	2.52	5.99	5.4
YOLOv6	100	0.887	0.809	0.846	0.903	0.591	0.992	4.67	9.54	10.3
YOLOv7	100	0.844	0.784	0.813	0.852	0.471	1.119	6.06	5.04	12.1
YOLOv8	100	0.882	0.845	0.864	0.908	0.652	0.396	3.03	4.66	6.4
YOLOv9	100	0.938	0.809	0.869	0.93	0.728	1.062	1.99	3.13	4.7
YOLOv10	100	0.851	0.792	0.82	0.869	0.618	0.765	2.72	3.21	5.9

Точність (Precision) (1) обчислює відсоток правильно ідентифікованих об'єктів серед усіх об'єктів, що модель вважає ідентифікованими.

$$\text{Точність} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

де TP (True Positive) - істотно позитивні, прогнозовані значення правильно прогножуються як фактичні позитивні, FP - негативні значення прогножуються як позитивні. Модель YOLOv9

досягає найвищого значення точності, яке становить 0.938, що свідчить про її здатність мінімізувати кількість хибнопозитивних результатів. Це особливо важливо для задач, пов'язаних із виявленням БЛПА, де помилкове визначення об'єктів може призвести до критичних наслідків.

Повнота (2) обчислює відношення правильно визначених позитивних класів. Ця метрика засвідчує наскільки добре модель розпізнає позитивний клас.

$$\text{Повнота} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

де TP - прогнозовані значення правильно прогножуються як фактичні позитивні, FN - позитивні значення прогножуються як негативні. На основі таблиці видно, що YOLOv9 має порівняно високий рівень повноти, хоча він поступається YOLOv5 (0.842) і YOLOv8 (0.845). Це свідчить про те, що модель YOLOv9 може в деяких випадках втрачати окремі об'єкти.

F1-оцінка (3) — це гармонічне середнє між точністю та повнотою, що дає нам єдину метрику для оцінки загальної якості класифікатора.

$$F1 = 2 \cdot \frac{\text{Точність} \cdot \text{Повнота}}{\text{Точність} + \text{Повнота}} = \frac{2 \cdot}{2 \cdot (TP + FP + FN)} \quad (3)$$

F1 - оцінка моделі складає 0.869, що демонструє оптимальний баланс між точністю та повнотою. Високе значення цього показника підтверджує, що модель однаково добре виявляє об'єкти, не втрачаючи точності при складних сценаріях.

Не менш важливою та поширеною в комп'ютерному зорі є метрика середньої точності mAP₅₀₋₉₅. Вона вказує на середню точність у діапазоні перетинів порогових значень об'єднання від 0,5 до 0,95 з кроком 0,05. Порогове значення в IoU (4) відноситься до мінімально прийняттого рівня перекриття між передбаченою моделлю та істинною областю об'єкта, необхідного для того, щоб класифікувати передбачення як вірне.

$$IoU = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (4)$$

де $A \cap B$ – площа перетину, а $A \cup B$ – площа об'єднання.

$$mAP = \frac{1}{|classes|} = \frac{\#TP(c)}{\#TP(c) + \#FP(c)} \quad (5)$$

YOLOv9 забезпечує максимальне значення $mAP^{50} = 0.93$, що перевершує всі інші моделі. Цей показник демонструє здатність алгоритму коректно локалізувати об'єкти за менш суворих умов. Крім того, YOLOv9 має найвище значення $mAP^{50-95} = 0.728$, що свідчить про її стійкість до варіацій умов збігу об'єктів (IoU). Це критично важливо в умовах, коли БЛПА можуть бути частково закриті або мати нечіткі контури. На Рис. 2 показано порівняння алгоритмів YOLO в оцінках mAP₅₀ і mAP₅₀₋₉₅, і YOLOv9 є найвищим в обох, YOLOv5 все ще дає хороші оцінки з 0,912 для mAP⁵⁰ відразу після YOLOv9, але mAP⁵⁰⁻⁹⁵ становить 0,627 на третьому місці, YOLOv8 mAP⁵⁰⁻⁹⁵ становить 0,652 і близький до YOLOv9

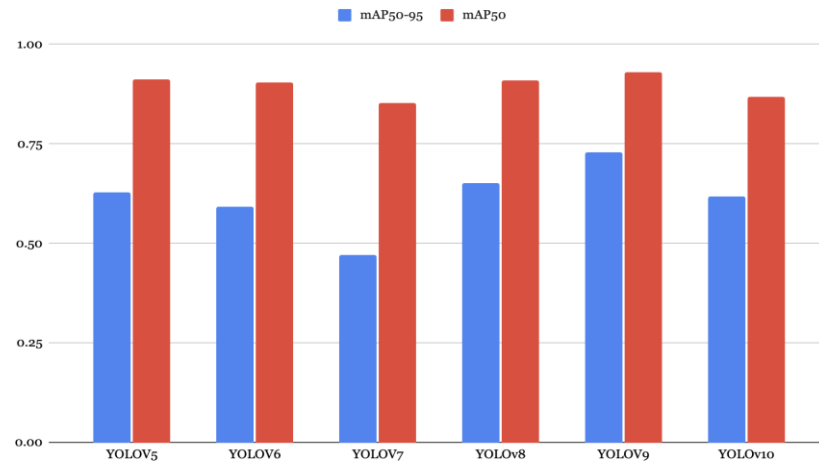


Рис. 2. Оцінки mAP^{50} і mAP^{50-95} для різних YOLO алгоритмів

На основі порівняння основних показників продуктивності (точність, F1-міра, mAP), а також обчислювальної ефективності, модель YOLOv9 демонструє найкращий баланс між якістю виявлення БЛПА та вимогами до ресурсів. Незважаючи на незначно довший час навчання, її переваги у точності, компактності та ефективності роблять її найбільш оптимальним вибором для вирішення задач, пов'язаних із виявленням та класифікацією безпілотних літальних апаратів. Закликаємо детальніше розглянути результати роботи YOLOv9, оскільки ця модель демонструє найкращий баланс між якістю ідентифікації об'єктів та обчислювальною ефективністю, відкриваючи нові можливості для її застосування у складних задачах комп'ютерного зору.

Матриця плутанини (Confusion matrix) є важливим інструментом для аналізу результатів роботи моделей класифікації в машинному навчанні. Вона дозволяє оцінити якість моделі шляхом порівняння її передбачень із фактичними значеннями, забезпечуючи повну характеристику її продуктивності. Матриця плутанини є квадратною таблицею, у якій уздовж рядків вказані фактичні класи, а уздовж стовпців – передбачені класи.

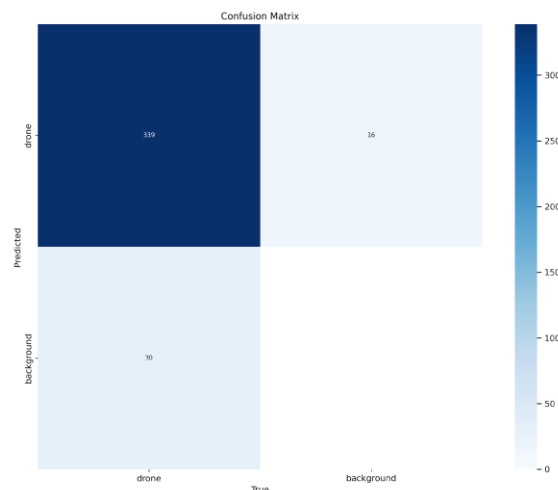


Рис. 3. Матриця плутанини БЛПА алгоритму YOLOv9

Матриця плутанини для YOLOv9 на рис. 3 показує кількість екземплярів, які були правильно класифіковані та неправильно класифіковані для кожного класу. Клас Drone має 339 екземплярів, правильно класифікованих як Drone, і 19 екземплярів, неправильно класифікованих як Background.

Детальний опис процесу навчання моделі YOLOv9 протягом 100 епох наведено на рис 4. Модель прискорює процес навчання завдяки ефективному використанню можливостей паралельної обробки, завершивши навчання за вражаючий час у 1.051 годин. Модель демонструє чудову

продуктивність, що підтверджується фінальними метриками: точність (precision) становить 0.929, повнота (recall) — 0.800, mAP^{50} — 0.921 і mAP^{50-95} — 0.721. Протягом усіх епох модель стабільно знижувала значення втрат, що завершилося остаточними валідаційними втратами для рамок (box), класів (class) і DFL (distributional focal loss).

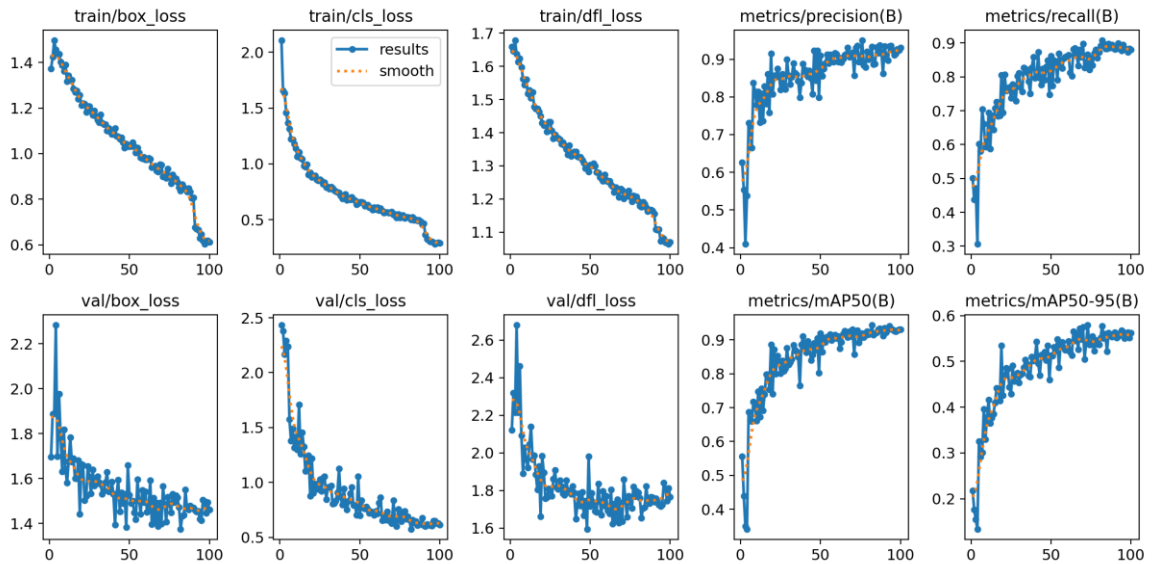


Рис. 4. Результати навчання та перевірки YOLOv9

На рис. 5 показано зразок результатів для моделі YOLOv8 і те, як модель працює в реальному житті



Рис. 5. Зразок результату YOLOv9

Висновки та перспективи подальшого дослідження. Експериментальним шляхом досліджено ефективність кожного алгоритму серії YOLO для задачі виявлення БЛПА. Порівняльний аналіз показав, що найкращі результати продемонструвала модель YOLOv9, яка забезпечила найвищу точність (0.929), значення $mAP50$ (0.921) та $mAP50-95$ (0.721), що свідчить про її здатність до високоточного ідентифікування та локалізації об'єктів у кадрі. Модель також характеризується прийнятним часом навчання (1.051 годин), що свідчить про її обчислювальну ефективність. Встановлено, що модель YOLOv9 поєднує високу продуктивність із відносно низькими витратами ресурсів, що робить її оптимальним вибором для широкого спектра реальних застосувань, включаючи моніторинг дронів та інші сценарії із суворими вимогами до точності.

Перспективи подальших досліджень у даному напрямі включають дослідження продуктивності моделей YOLO в умовах обмеженого обсягу навчальних даних, що відповідає реальним сценаріям застосування, а також оптимізацію моделі YOLOv9 для виконання в

середовищах з низькими обчислювальними потужностями, таких як вбудовані пристрої. Крім того, важливими є інтеграція моделі YOLOv9 із системами раннього попередження для покращення реакції на загрози у реальному часі та дослідження впливу різних стратегій попередньої обробки даних на продуктивність моделей. Всі ці напрямки мають потенціал для подальшого вдосконалення алгоритмів і їх більш широкого застосування в реальних умовах.

Список бібліографічного опису

1. A. Sedunov, D. Haddad, H. Salloum, A. Sutin, N. Sedunov, A. Yakubovskiy, Stevens drone detection acoustic system and experiments in acoustics uav tracking, in: 2019 IEEE International Symposium on Technologies for Homeland Security (HST), IEEE, 2019, pp. 1–7.
2. P. Casabianca, Y. Zhang, Acoustic-based uav detection using late fusion of deep neural networks, Drones 5 (2021) 54.
3. K. R. Sapkota, S. Roelofsen, A. Rozantsev, V. Lepetit, D. Gillet, P. Fua, A. Martinoli, Visionbased unmanned aerial vehicle detection and tracking for sense and avoid systems, in: 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Ieee, 2016, pp. 1556–1561.
4. M. Wisniewski, Z. A. Rana, I. Petrunin, Drone model identification by convolutional neural network from video stream, in: 2021 IEEE/AIAA 40th Digital Avionics Systems Conference (DASC), IEEE, 2021, pp. 1–8.
5. U. Seidaliyeva, D. Akhmetov, L. Ilipbayeva, E. T. Matson, Real-time and accurate drone detection in a video with a static background, Sensors 20 (2020) 3856.
6. D. K. Behera, A. B. Raj, Drone detection and classification using deep learning, in: 2020 4th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS), IEEE, 2020, pp. 1012–1016. [38] U. Seidaliyeva, M. A.
7. M. Jahangir, C. Baker, Robust detection of micro-uas drones with l-band 3-d holographic radar, Signal Processing for Defence (SSPD) (2016) 1–5.
8. Birch G.C., Woo B.L. Counter unmanned aerial systems testing: Evaluation of VIS SWIR MWIR and LWIR passive imagers. Sandia Rep. 2017.
9. Аналіз методів і засобів розпізнавання та ідентифікації літальних апаратів, М. І. Ковальчук, XXVI Міжнародна науково-практична конференція «Scientific trends and ways of solving modern problems», 04-07 липня 2023 р., Ла-Рошель, Франція. С. 236-245. ISBN – 979- 8-89074-572-9. DOI: 10.46299/ISG.2023.1.26.
10. Виявлення безпілотних літальних апаратів за допомогою yolov8, Ковальчук М.І. - IV міжнародна науково-практична конференція “Комп'ютерне моделювання та програмне забезпечення інформаційних систем і технологій 2024” 30 вересня – 01 червня 2024 р., Львів-Чернівці, С. 203-206. ISBN 978-617-10-0860-1
11. U. Sirisha, S.P. Praveen, P.N. Srinivasu, P. Barsocchi, A.K. Bhoi, Statistical analysis of design aspects of various YOLObased deep learning models for object detection, International Journal of Computational Intelligence Systems 16(1) (2023) 126. <https://doi.org/10.1007/s44196-023-00302-w>.

References

1. A. Sedunov, D. Haddad, H. Salloum, A. Sutin, N. Sedunov, A. Yakubovskiy, Stevens drone detection acoustic system and experiments in acoustics uav tracking, in: 2019 IEEE International Symposium on Technologies for Homeland Security (HST), IEEE, 2019, pp. 1–7.
2. P. Casabianca, Y. Zhang, Acoustic-based uav detection using late fusion of deep neural networks, Drones 5 (2021) 54.
3. K. R. Sapkota, S. Roelofsen, A. Rozantsev, V. Lepetit, D. Gillet, P. Fua, A. Martinoli, Visionbased unmanned aerial vehicle detection and tracking for sense and avoid systems, in: 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Ieee, 2016, pp. 1556–1561.
4. M. Wisniewski, Z. A. Rana, I. Petrunin, Drone model identification by convolutional neural network from video stream, in: 2021 IEEE/AIAA 40th Digital Avionics Systems Conference (DASC), IEEE, 2021, pp. 1–8.
5. U. Seidaliyeva, D. Akhmetov, L. Ilipbayeva, E. T. Matson, Real-time and accurate drone detection in a video with a static background, Sensors 20 (2020) 3856.
6. D. K. Behera, A. B. Raj, Drone detection and classification using deep learning, in: 2020 4th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS), IEEE, 2020, pp. 1012–1016. U. Seidaliyeva, M. A.
7. M. Jahangir, C. Baker, Robust detection of micro-uas drones with l-band 3-d holographic radar, Signal Processing for Defence (SSPD) (2016) 1–5.
8. Birch G.C., Woo B.L. Counter unmanned aerial systems testing: Evaluation of VIS SWIR MWIR and LWIR passive imagers. Sandia Rep. 2017.
9. Analiz metodiv i zasobiv rozpoznavannia ta identyfikatsii litalnykh aparativ, M. I. Kovalchuk, XXVI Mizhnarodna naukovo-praktychna konferentsiia «Scientific trends and ways of solving modern problems», 04-07 lypnia 2023 r., La-Roshel, Frantsiia. S. 236-245. ISBN – 979- 8-89074-572-9. DOI: 10.46299/ISG.2023.1.26
10. Vyivavlennia bezpilotnykh litalnykh aparativ za dopomohoiu yolov8, Kovalchuk M.I. - IV mizhnarodna naukovo-praktychna konferentsiia “Kompiuterne modeliuvannia ta prohramne zabezpechennia informatsiinykh system i tekhnolohii 2024” 30 veresnia – 01 chervnia 2024 r., Lviv-Chernivtsi, C. 203-206. ISBN 978-617-10-0860-1
11. U. Sirisha, S.P. Praveen, P.N. Srinivasu, P. Barsocchi, A.K. Bhoi, Statistical analysis of design aspects of various YOLObased deep learning models for object detection, International Journal of Computational Intelligence Systems 16(1) (2023) 126. <https://doi.org/10.1007/s44196-023-00302-w>.