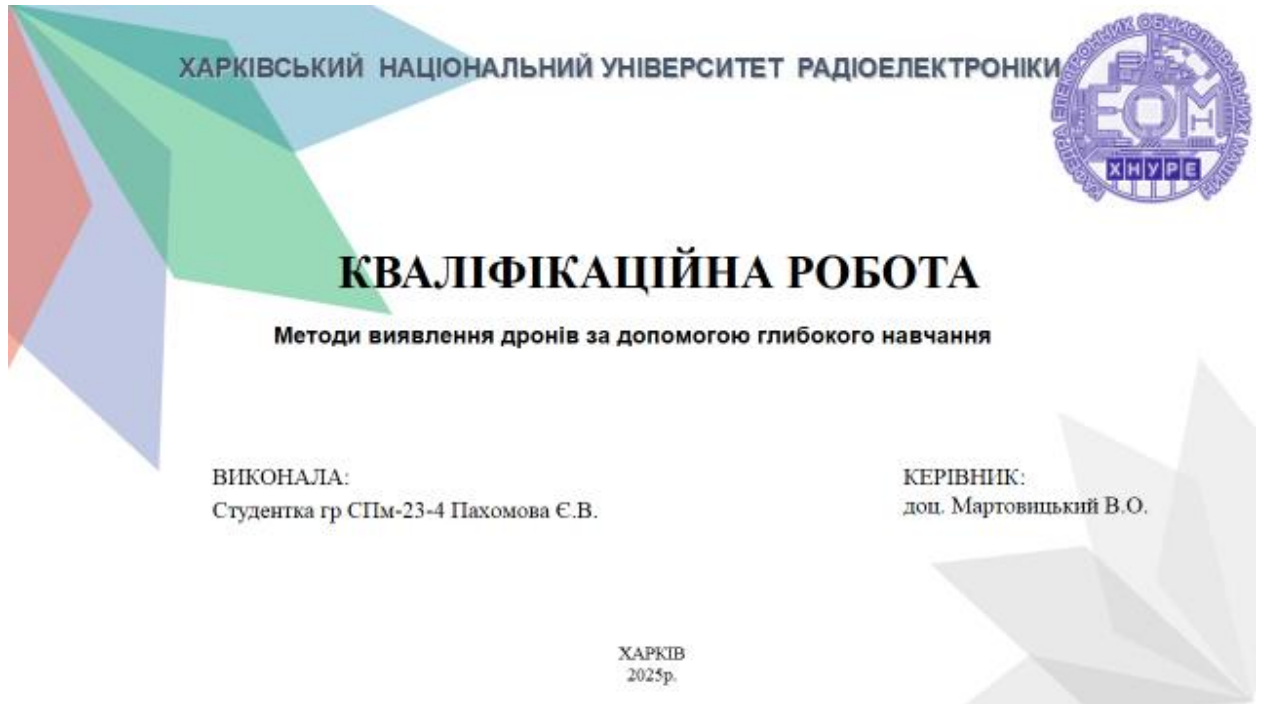


ДОДАТОК А

Графічний матеріал кваліфікаційної роботи



Актуальність дослідження

- Стрімке поширення дронів створює нові виклики для безпеки:
 - несанкціоноване проникнення
 - порушення приватності
 - потенційні загрози об'єктам критичної інфраструктури
- Існуючі методи виявлення (радар, звук, радіосигнали) мають обмеження:
 - висока вартість
 - складність розпізнавання малих об'єктів
 - чутливість до зовнішніх умов
- Глибоке навчання забезпечує:
 - точне виявлення дронів навіть на великій відстані
 - роботу в реальному часі
 - гнучкість у використанні з відеокамерами різних типів

Мета та завдання

Мета дослідження

Розробити та дослідити метод виявлення дронів на зображеннях за допомогою глибокого навчання, що забезпечує високу точність і швидкість в умовах реального часу.

Завдання

- Провести огляд сучасних підходів до виявлення дронів
- Обрати та адаптувати ефективні моделі глибокого навчання (YOLO)
- Побудувати та анотувати датасет із зображеннями дронів
- Реалізувати методіку розбиття зображень (tiling) для покращення виявлення малих об'єктів
- Провести експерименти з різними архітектурами YOLO та оцінити їх точність, повноту й швидкість
- Проаналізувати вплив додаткових даних (наприклад, зображень птахів) на рівень хибних спрацювань

3

МЕТОДИ ВІЯВЛЕННЯ БПЛА

◇ Акустичні методи

- Використовують звукові сигнатури дронів
- Ефективні в тихому середовищі
- Недоліки: слабка дія у міських умовах, шум

◇ Радарні методи

- Виявляють об'єкти за допомогою електромагнітних хвиль
- Доплер-радар може виявляти обертання гвинтів
- Недоліки: складність розрізнення дрона та птаха

◇ Радіочастотний (RF) аналіз

- Аналіз сигналів між дроном і пультом
- Дальнє виявлення, але залежить від типу зв'язку

◇ Оптичні методи (візуальні)

- Використовують камери + комп'ютерний зір
- Висока точність при хорошій видимості
- Недоліки: погана робота в темряві або тумані

◇ Методи глибокого навчання

- Використання нейронних мереж для розпізнавання об'єктів на зображеннях
- Найбільш перспективні для реального часу
- Дають змогу виявляти навіть малі дрони на великій відстані



4

Типи моделей у глибокому навчанні для виявлення об'єктів

◇ Двоетапні детектори (Two-stage detectors)

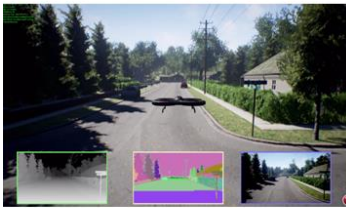
- Спочатку генерують області, де можуть бути об'єкти (region proposals)
- Потім класифікують ці області та уточнюють координати
- Приклад: R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN
- Висока точність, але повільні — не підходять для реального часу

◇ Одноетапні детектори (One-stage detectors)

- Одразу знаходять і класифікують об'єкти на зображенні
- Приклад: YOLO, SSD, RetinaNet
- Швидші, підходять для реального часу, але дещо поступаються в точності на складних сценах

5

Опис даних



6

Розбиття зображень на фрагменти (Tiling)

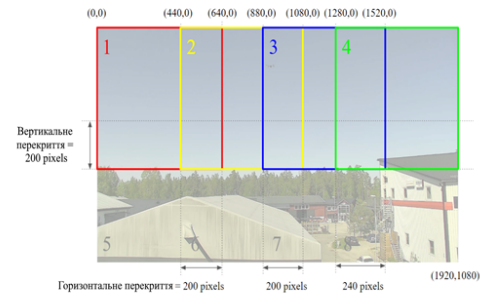
- ◇ Використовується для покращення виявлення **дрібних об'єктів** (наприклад, дронів на великій відстані)
- ◇ Зображення розбивається на **кілька перекриваних частин (тайлів)**
- ◇ Кожен фрагмент подається окремо в модель для обробки
- ◇ Зберігається висока **роздільна здатність об'єкта** без зменшення масштабу
- ◇ Недолік — **збільшення часу обробки**, бо модель працює з кожним фрагментом окремо

● Переваги:

- ✓ Краще виявлення дрібних дронів
- ✓ Менше втрати важливої візуальної інформації

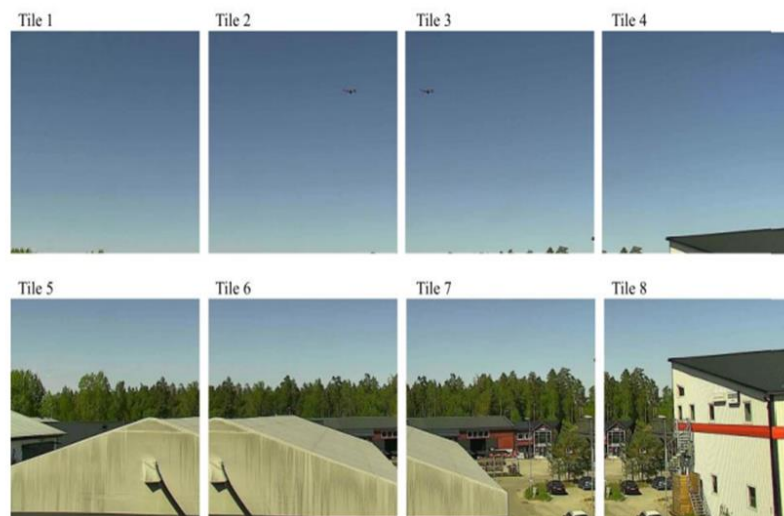
● Недоліки:

- X Вища обчислювальна вартість
- X Потрібна додаткова обробка анотацій

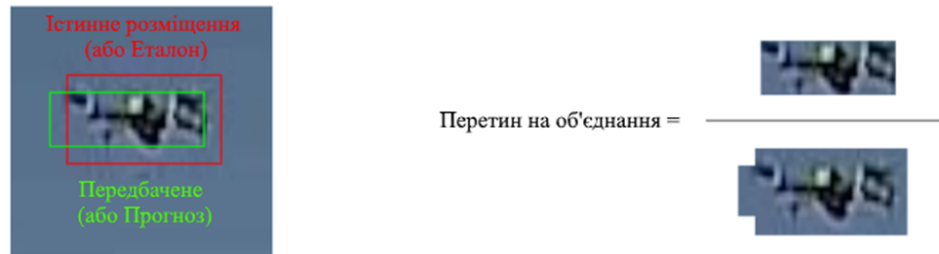


7

Вісім фрагментів одного еталонного зображення



Приклад для розрахунку IoU



9

Метрики

У такому випадку:

- якщо $\text{IoU} \geq 0.65$, виявлений об'єкт вважається дійсним і класифікується як істинно позитивний (true positive, TP);
- якщо $\text{IoU} \leq 0.65$, виявлений об'єкт вважається недійсним і класифікується як хибно позитивний (false positive, FP);
- якщо модель не змогла виявити реальний об'єкт на зображенні, це класифікується як хибно негативний (false negative, FN);
- усі частини зображення, де немає ні об'єкта, ні його передбачення, класифікуються як істинно негативні (true negative, TN).

10

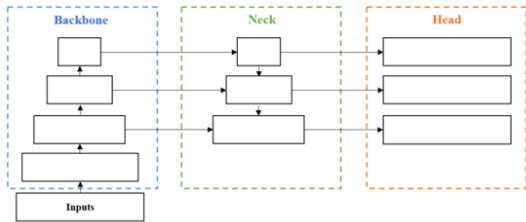


Рисунок 1 – Спрощена структура YOLO

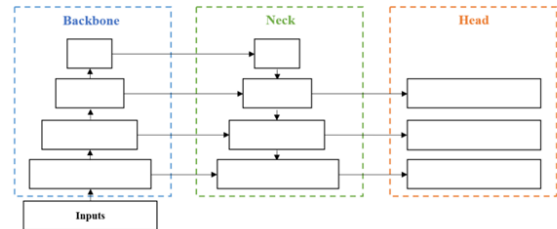


Рисунок 2– Спрощена структура YOLO з додатковою головою дет

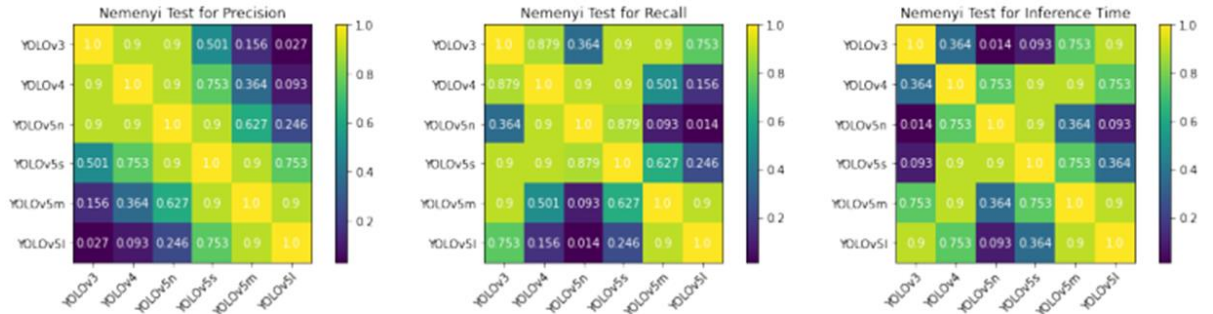
11

Результати тестування моделей YOLO

Модель	Точність (Precision, %)	Повнота (Recall, %)	Час інференсу (мс)
YOLOv3	93.1 ± 0.6	75.1 ± 0.4	102.1 ± 0.2
YOLOv4	93.3 ± 0.8	74.1 ± 0.6	25.0 ± 0.3
YOLOv5n	93.8 ± 0.5	72.6 ± 0.6	7.9 ± 0.2
YOLOv5s	95.4 ± 0.5	74.1 ± 0.8	19.4 ± 0.3
YOLOv5m	96.1 ± 0.3	75.6 ± 0.6	49.5 ± 0.2
YOLOv5l	98.8 ± 0.3	76.4 ± 0.2	101.4 ± 0.3
YOLOv5x	N/A	N/A	N/A

12

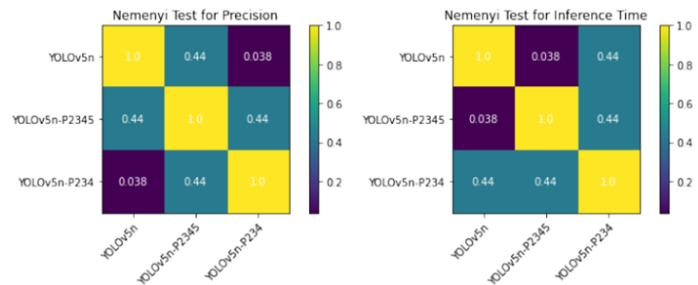
Тест Немейї для результатів тестування моделей сімейства YOLO



13

Таблиця 1– Результати тестування моделі YOLOv5n та її варіацій

Модель	Точність (Precision, %)	Повнота (Recall, %)	Час інференсу (мс)
YOLOv5n	93.8 ± 0.5	72.6 ± 0.6	7.9 ± 0.2
YOLOv5n-P2345	93.4 ± 0.7	71.2 ± 0.4	10.5 ± 0.3
YOLOv5n-P234	90.0 ± 0.8	71.0 ± 0.8	9.9 ± 0.3



Тест Немейї для результатів тестування моделі YOLOv5n та її варіацій

14

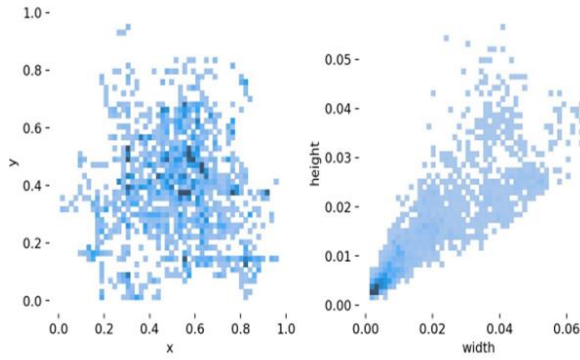


Рисунок 1 – Візуалізація даних датасету зробленого на камеру без розбиття на фрагменти: розташування міток (зліва) та відносний розмір об'єктів (справа)

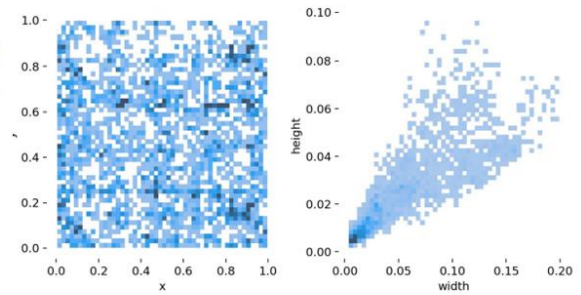


Рисунок 2 – Візуалізація даних датасету зробленого на камеру після розбиття на фрагменти (tiling): розташування міток (зліва) та відносний розмір об'єктів (справа)

15

Скорочення для навчального, валідаційного та тестового наборів

Скорочення	Навчання (Train)	Валідація (Val)	Тестування (Test)
ooo	Оригінальні зображення	Оригінальні зображення	Оригінальні зображення
oot	Оригінальні зображення	Оригінальні зображення	Розбиті зображення
ttt	Розбиті зображення	Розбиті зображення	Розбиті зображення
ttt	Розбиті зображення без фону	Розбиті зображення без фону	Розбиті зображення

Результати тестування при навчанні на оригінальних або розбитих (tiled) зображеннях

Скорочення	Точність (Precision, %)	Повнота (Recall, %)
ooo	93.8 ± 0.5	72.6 ± 0.6
oot	72.9 ± 0.8	72.4 ± 0.6
ttt	93.3 ± 0.2	96.0 ± 0.3
ttt	92.6 ± 0.3	96.4 ± 0.4

16

Модель, навчена на зображеннях оригінального розміру, протестована на розбитих зображеннях



а) Оригінальне зображення, на якому є дрон по центру.
Модель, навчена на зображеннях оригінального розміру, не змогла виявити дрон.



б) Фрагментоване зображення (тайл) з оригінального зображення.
Модель, навчена на зображеннях оригінального розміру, помилково визначила об'єкт як дрон (false positive).



в) Фрагментоване зображення (тайл) з оригінального зображення.
Модель, навчена на зображеннях оригінального розміру, успішно виявила дрон.

17



а) Оригінальне зображення, на якому дрон розташований на краю даху в центрі.
Модель, навчена на зображеннях оригінального розміру, не змогла виявити дрон.



б) Розбите (тайловане) зображення з оригінального.
Модель, навчена на фрагментах зображення, виявила хибно-негативний результат (угорі ліворуч), а також помилково виявила дрон (хибно-позитивний результат унизу праворуч).

18

Висновки

Основні висновки:

- YOLOv5n виявилася найпридатнішою моделлю для виявлення дронів у реальному часі завдяки найменшому часу інференсу (7.9 мс) при достатньо високій точності та повноті. Усі великі моделі, хоча й показали кращу точність, виявилися занадто повільними для практичного використання в системі з обмеженим обчислювальним ресурсом.
- модифікації структури YOLOv5n шляхом додавання або видалення голови детекції не призвели до покращення результатів. Навпаки, точність зменшилася, а швидкодія погіршилася. Це підтверджено статистичними тестами Фрідмана та Немейї.
- використання методу розбиття зображень (tiling) значно покращує виявлення малих об'єктів, таких як дрони, які перебувають на великій відстані. Повнота виявлення при цьому зростає з 72.6% до 96.4%, що підтверджує ефективність даного підходу.
- модель, навчена на tiled-зображеннях, навіть без фонових зображень, зберігала високу якість виявлення, а в деяких випадках – навіть покращила повноту. Це дозволяє зменшити розмір датасету та час на його обробку, що є важливим у промисловому застосуванні.

Апробація результатів: Мартовицький В. О., Шеховцов О. В., Алейник Д. С., Пахомова Є. В. та Іванченко Д. І. «ПІДХІД ДО ВИЯВЛЕННЯ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ РАДІОКЕРОВАНИХ МОДЕЛЕЙ ЗА ЇХ РАДІОСИГНАЛОМ» Вісник Херсонського національного технічного університету» для розміщення у № 2 (2025)