

УДК 519.685:62-529

М. В. Криховецький

(Прикарпатський національний університет імені Василя Стефаника, Україна)

МЕТОДИ ВИЯВЛЕННЯ ДРОНІВ НА БАЗІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

M. V. Krykhovetskyi

DRONE DETECTION METHODS BASED ON NEURAL NETWORKS

У сучасному світі дрони стають все більш популярними, їх використання широко розповсюджується в різних галузях, включаючи науку, технології та медіа. Однак, використання дронів може мати небезпеку для країни, тому дослідження та реалізація методів їх виявлення, розпізнавання та ідентифікації, які забезпечать безпеку громадян та інфраструктуру, є важливим завданням. Потреба захисту від ворожих дронів набула значної актуальності з повномасштабним вторгненням росії в Україну.

Метою роботи є аналіз існуючих методів виявлення дронів на основі нейронних мереж з метою оцінки їх переваг і недоліків та розробка інформаційної технології на основі нейронних мереж, що забезпечує найвищу достовірність та швидкість розпізнавання дронів.

Методи виявлення дронів та пристрої, на яких вони реалізуються, поділяються на пасивні, які здатні лише спостерігати та прослуховувати, та активні, що спрямовують сигнал й аналізують отриману інформацію. На сьогодні існують такі методи виявлення дронів, які працюють на різних фізичних принципах: 1. Акустичний (звуковий) метод – пасивний, який дає змогу контролювати спектри звукових частот дронів, виявити їх в безпосередній близькості. 2. Візуальний (оптичний) передбачає виявлення дронів за допомогою оптичних датчиків (камер) спостереження, що знаходять рухомий об'єкт в повітрі, намагаючись диференціювати дрони і птахів на основі розміру, траєкторії і стилю руху. 3. Тепловий метод, який передбачає використання тепловізорів, які виявляють тепло двигунів чи інших частин дрона. 4. Радіочастотний метод передбачає аналіз радіохвильових сигналів в діапазонах частот, на яких здійснюється керування дроном. 5. Радарний метод базується на використанні радіолокатора, який використовує радіовипромінювання для детекції об'єкта [1, 2].

У дослідженнях, пов'язаних з виявленням та розпізнаванням дронів за допомогою активних датчиків, вказується, що проблемами використання радарних сенсорів є висока вартість і обмежене виявлення маленьких дронів. Використання теплових датчиків призводить до зниження точності через низьку просторову роздільну здатність, а використання акустичних датчиків має такі обмеження, як висока вартість і обмежене використання на борту. Через вищезазначені обмеження використання активних датчиків більш доцільним є використання пасивних датчиків, до яких належать візуальні (оптичні), оскільки вони не мають згаданих проблем і обмежень при виявленні невеликих дронів. Використання візуальних методів (зображень) є кращим завдяки таким функціям, як висока роздільна здатність, низька вартість і можливість виявлення різних типів дронів. Однак використання цього методу також пов'язане з проблемами, серед яких: непередбачувані рухи та швидкість дронів, схожість до птахів, різні погодні умови, переповнене тло, малі розміри дронів на великих відстанях, відсутність масштабованості, закриті ділянки [3].

Вирішення цих проблем можливе завдяки навчанню нейронних мереж виявляти та розпізнавати зображення дронів, які потрапляють на оптичні датчики. В останнє десятиліття мережі глибинного навчання стали активно застосовуватися для візуальної обробки виявлення та розпізнавання об'єктів через вищу обчислювальну потужність і точність. Найкращим представником для розпізнавання об'єктів серед глибинних

нейронних мереж є згорткові нейронні мережі (CNN), які являють собою фундаментальні і основні будівельні блоки для завдання комп'ютерного зору щодо сегментації зображення [4] і є більш прийнятні для розпізнавання об'єктів, оскільки виділяють більше ознак. Для цього необхідна підготовка набору даних, що містить зображення дронів та подібних об'єктів, реалізація навчання наявних нейронних мереж розпізнавати дрони на цих зображеннях, проведення тестування навчених мереж і аналіз результатів їх роботи з точки зору ефективності з використанням відповідних метрик. Для розпізнавання дронів можна використовувати такі популярні нейронні мережі-детектори зображень, як YOLO, SSD, Faster R-CNN, Mask R-CNN, RetinaNet.

Дослідивши переваги мереж глибокого навчання, для розробки системи розпізнавання дронів нами було вирішено навчати 3 моделі з різними налаштуваннями: YOLOv8, SSD, Faster R-CNN, які були взяті з відкритого репозиторію Github. Для вирішення поставленого завдання нами були вибрана мова програмування Python версії 3.10.11 та фреймворк для машинного навчання TensorFlow. Нами підготовлено набір зображень 535 картинок (196 з дронами, 139 з птахами і 200 з гелікоптерами), зібраних у різних середовищах із наповненим іншими об'єктами фоном і різними умовами освітлення, на різних відстанях, щоб навчити мережу виявляти об'єкти в різних умовах. Для створення класів об'єктів, позначення їх на картинках і експорту у різних форматах використовувався сервіс Roboflow. З метою підготовки якісного датасету нами було запропоновано налаштувати поворот зображення під кутом 90 градусів за різними осями, зміну довільно відтінку, контрасту і насиченості зображень, а також застосувати довільне обрізання зображень. Щоб підвищити продуктивність, надійність і можливість узагальнення мережі, використані різні загальнодоступні зображення з відкритих джерел і експортовані у форми, що підтримує кожна модель: архіви з фото та файли з розширеннями для: YOLO – TXT annotations і YAML config, для SDD і Faster R-CNN – Tfrecord. 70% підготованих зображень визначено було використати для навчання, а решта – для валідації і тестування. Далі проведена реалізація навчання згорткових нейронних мереж щодо виявлення дронів та подальше тестування. У результаті серед трьох досліджуваних моделей SSD, Faster R-CNN і YOLOv8, найкраще справилася з поставленим завданням щодо розпізнавання дронів YOLOv8, продемонструвавши високі показники значень метрик оцінки ефективності (табл.1)

Таблиця 1 – Результати продуктивності YOLOv8

Модель	Precision	Recall	F1	mAP	Кількість епохів
YOLOv8	1	0,98	0,89	0,949	316

Тому нами вирішено надалі покращити роботу YOLOv8 для отримання кращих результатів. Спочатку архітектура навченої нами моделі YOLOv8 містила 3 повтори у модулях C2f для фільтрів 128 і 1024 і 6 повторів для фільтрів 256 і 512. З метою збільшення продуктивності роботи моделі нами прийнято рішення змінити конфігурацію архітектури цієї моделі. У зміненій конфігурації YOLOv8new збільшено кількість повторень у модулях C2f всередині основи (backbone) архітектури до 12 повторень для фільтрів 128, 256, 512, 1024. Модуль C2f - це тип згорткового шару, який використовується для витягування ознак з вхідних зображень. Збільшуючи кількість повторень, модель застосовує операцію згортки більше разів. Це дозволяє моделі вчити більш складні ознаки з вхідних зображень. Ця зміна може поліпшити виявлення менших об'єктів, таких як дрони, оскільки ці об'єкти можуть мати складні ознаки, які можна розпізнати лише шляхом розгляду комбінацій простіших ознак. Однак збільшення кількості повторень також збільшує обчислювальну вартість моделі,

оскільки моделі потрібно виконувати більше операцій. Після зміни конфігурації загальна характеристика архітектури моделі YOLOv8new отримала такий вигляд: YOLOv8n summary: 295 layers, 4217129 parameters, 4217113 gradients, 10.8 GFLOPs.

Далі проведена реалізація навчання щодо виявлення дронів, валідація та подальше тестування нової версії моделі YOLOv8new.

Таблиця 4.1 – Результати продуктивності YOLOv8new

Модель	Precision	Recall	F1	mAP	Кількість епохів
YOLOv8new	1	0,97	0,87	0,911	237

Як бачимо, навчена нами неймережа YOLOv8new продемонструвала високі показники здатності розпізнавати дрони і за рахунок зміни конфігурації архітектури базової моделі відбулося зменшення кількості циклів навчання з 316, до 237, що вказує на збільшення швидкості її роботи на 25%.

Висновки. Нами виявлено різні методи виявлення дронів, які працюють на різних фізичних принципах. Для уникнення проблем, пов'язаних з різними приладами, найкраще використовувати візуальний метод, що забезпечує високу роздільну здатність, є низьковартісний і може виявляти різні типи дронів. Нами було вибрано згорткові нейронні мережі як теоретичну основу для реалізації інформаційної технології, що забезпечує найвищу достовірність та швидкість розпізнавання дронів. Нами проведена реалізація навчання щодо виявлення дронів та подальші валідація і тестування моделей неймереж SSD, Faster R-CNN і YOLOv8. Оскільки найкраще справилася з завданням YOLOv8, то з метою збільшення швидкості роботи моделі нами запропоновано вдосконалити її архтектуру. Після тренування та подальшого тестування проведено оцінку показників ефективності запропонованої моделі і виявлено, щопри збереженні високих показників метрик нам вдалося підвищити швидкість навчання моджелі на 25%. Тому пропонуємо використовувати дану модель для пошуку дронів, що дасть змогу значно підвищити ефективність цих процесів.

Література

1. Системи виявлення дронів і протидронні системи. URL: <https://www.bezpeka-shop.com/ua/blog/obzor/sistemy-obnaruzheniya-dronov-i-protivodronnye-sistemy/> (дата звернення: 16.05.2023)
2. 10 технологій виявлення та протидії дронам на сьогоднішній день. URL: <https://bezpeka.club/10-technologies-for-detecting-countermeasures-drones/> (дата звернення: 16.05.2023)
3. Samadzadegan F., Dadrass Javan F., Ashtari Mahini F., Gholamshahi M. Detection and recognition of drones based on a deep convolutional neural network using visible imagery. *Aerospace*. 2022. №9(1). P.31. URL: <https://doi.org/10.3390/aerospace9010031>(дата звернення: 10.10.2023)
4. Everything about Mask R-CNN: A Beginner's Guide URL: <https://viso.ai/deep-learning/mask-r-cnn/> (дата звернення: 10.10.2023)