

УДК 004.4

Андросюк І.О., Пасічник О.А., Скрипник Т.К., Мазурець О.В.

Хмельницький національний університет

МЕТОД ІДЕНТИФІКАЦІЇ МАЛОГАБАРИТНИХ ПОВІТРЯНИХ ОБ'ЄКТІВ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИМИ ЗАСОБАМИ

Дослідження присвячене розробці методу ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів з використанням нейронних мереж. Метод використовує мережі YOLO та SSD, що дозволяють забезпечити високу швидкість обробки даних і точність ідентифікації. Проводилося навчання моделей на основі реальних даних з використанням обчислювальних потужностей Google Colab.

The study is devoted to the development of a method of identification of small aerial objects using neural networks. The method uses YOLO and SSD networks, which allow for high data processing speed and identification accuracy. The models were trained on the basis of real data using the computing power of Google Colab.

Ідентифікація малогабаритних повітряних об'єктів є важливою задачею в сучасних реаліях. Значної актуальності зазначена проблема набуває з причини співрозмірності сучасних малогабаритних літальних апаратів військового призначення з повітряними біологічними об'єктами, зокрема птахами. Великі обсяги популяції птахів у їх природних ареалах в поєднанні із схожим з малогабаритними дронами характером руху створюють суттєві проблеми, як на лінії бойового зіткнення, так й у відносно віддалених від неї районах в умовах повномасштабного вторгнення та загальнонаціонального характеру повітряних атак ворога. Особливої актуальності проблема ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів набуває в сучасних умовах масового застосування дронів-камікадзе зі відносно суттєвою бойовою частиною, що потребує безумовної їх нейтралізації. До цього завдання долучаються засоби протиповітряної оборони широкого спектру які на зараз застосовуються з високою ефективністю. В той же час сучасні засоби ураження систем протиповітряної оборони характеризуються високою вартістю окремого боєприпасу за умови його високої точності, як до прикладу застосування ракет зенітними комплексами, або завдання вирішується використанням великої кількості дешевих засобів ураження, як у випадку використання зенітних кулеметів мобільними вогневими групами. Слід зазначити, що в обох цих граничних випадках знищення повітряних цілей має за наслідок суттєві витрати, й за будь яких умов киче вимагає раціонального використання.

Серед різноманітних способів вирішення широкого кола практичних задач отримали широке застосування методи інтелектуального аналізу даних та штучного інтелекту. Використання згаданих методів дозволяє отримати високоефективні та економічні рішення. З точки зору поставленого завдання відокремити штучні малогабаритні літальні апарати, як є джерелом небезпеки та підлягають знищенню,

від біологічних повітряних об'єктів (птахів), які слід виключити з переліку цілей для ураження. Це, у підсумку, підвищить ефективність систем протиповітряної оборони та сприятиме зменшенню військових витрат держави або їх більш раціональному використанню.

Використання нейромережових засобів дозволяє підвищити точність визначення параметрів малогабаритних повітряних об'єктів та їх класифікації. Дослідження зосереджене на розробці методу, що дозволяє ефективно обробляти великі обсяги даних, отриманих з різноманітних джерел отримання первинних даних та забезпечувати швидке і точне рішення задач ідентифікації. Реалізований метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережовими засобами ґрунтується на згорткових нейронних мережах SSD та YOLO, які демонструють високу ефективність для обробки зображень у реальному часі. Згорткові нейронні мережі (CNN) є спеціалізованим типом глибоких нейронних мереж, які застосовують операцію згортки для обробки вхідних даних, але на відміну від повністю з'єднаних глибоких мереж, CNN є особливо ефективними при обробці даних із сітчастою чи просторовою структурою з одночасним зниженням кількості навчальних параметрів завдяки своїм властивостям спільного використання ваг.

Задача виявлення об'єктів полягає у виявленні та маркуванні кожного об'єкта на зображенні за допомогою обмежувальних рамок. Час, необхідний для виявлення об'єктів, зменшується завдяки методу ковзаючого вікна, який є основоположним для цієї задачі. У цьому методі використовується вікно фіксованого розміру для сканування цільового зображення. Спочатку на тренувальних зображеннях створюється класифікатор, який навчається відрізняти бажані об'єкти від небажаних, позначаючи перші як позитивні зразки, а другі — як негативні. Існують два основних підходи до виявлення об'єктів: методи, засновані на пропозиціях регіонів, та методи, засновані на класифікації. До першої групи належать системи, такі як R-CNN та Faster R-CNN, тоді як друга категорія включає системи, такі як "YOLO" (You Only Look Once) та SSD (Single Shot Detector).

Підхід SSD полягає у використанні прямого згорткового мережевого процесу, який генерує певну кількість обмежувальних рамок і оцінює ймовірність присутності різних класів об'єктів у цих рамках. Після цього виконується етап неакумулятивного пригнічення для визначення остаточних локацій об'єктів. SSD використовує початкові шари звичайної архітектури мережі, призначеної для класифікації високоякісних зображень, яка називається базовою мережею. До цієї базової мережі додаються додаткові згорткові шари, що утворюють багатомасштабні карти ознак, які дозволяють виявляти об'єкти на різних масштабах. Мета навчання SSD встановлюється відповідно до принципів MultiBox, але розширюється для обробки кількох категорій об'єктів.

YOLOv5 використовує багато покращень з YOLOv4, але розроблена на базі Pytorch замість Darknet. YOLOv5 включає алгоритм AutoAnchor від Ultralytics, який виконує попередню перевірку та налаштування якорних рамок, якщо вони не підходять для конкретного набору даних або параметрів тренування, таких як розмір зображення. Спочатку алгоритм застосовує метод k-середніх до міток набору даних для створення початкових умов для алгоритму генетичної еволюції (GE). Потім GE удосконалює ці якорі протягом 1000 поколінь за замовчуванням, використовуючи втрату CIoU та найкращий можливий відклик як функцію

адаптації. Основу YOLOv5 становить модифікований CSPDarknet53, який починається з шару Stem, що використовує зсувну конволюцію з великим розміром вікна для зменшення споживання пам'яті та обчислювальних витрат. Після цього йдуть конволюційні шари, які витягують важливі ознаки з вхідного зображення. Шар SPPF (швидке просторове пірамідальне пулінг) та наступні конволюційні шари обробляють ознаки на різних масштабах, тоді як шари збільшення підвищують роздільну здатність карти ознак. SPPF сприяє прискоренню обчислень мережі шляхом об'єднання ознак різних масштабів у карту фіксованого розміру. Після кожної конволюції застосовуються нормалізація пакету (BN) та активація SiLU. Шія моделі використовує SPPF і модифікований CSP-PAN, в той час як голова має схожість із YOLOv3.

YOLOv8 реалізує модель без якорів з розділеним головним блоком для незалежної обробки завдань визначення об'єктів, класифікації та регресії. Така архітектура дозволяє кожній гілці фокусуватися на своїй задачі, що підвищує загальну точність моделі. На вихідному шарі YOLOv8 використовується сигмоїдна функція активації для оцінки присутності об'єкта, що вказує на ймовірність того, що обмежувальний прямокутник містить об'єкт. Для ймовірностей класів застосовується функція softmax, яка відображає ймовірності належності об'єктів до кожного можливого класу.

YOLOv8 використовує функції втрат CIoU та DFL для втрат обмежувального прямокутника, а також двійкову крос-ентропію для втрат класифікації. Ці функції втрат підвищують ефективність детекції об'єктів, особливо в випадках з меншими об'єктами. Крім того, YOLOv8 пропонує модель семантичної сегментації під назвою YOLOv8-Seg. Вона базується на екстракторі характеристик CSPDarknet53, після чого слідує модуль C2f замість традиційної архітектури ший YOLO. За модулем C2f розташовані дві голови сегментації, які навчаються передбачати маски семантичної сегментації для вхідного зображення.

Модель має схожі голови для детекції, як і у YOLOv8, що складаються з п'яти модулів детекції та шару передбачення. YOLOv8-Seg продемонструвала високі результати на різних бенчмарках для детекції об'єктів і семантичної сегментації, зберігаючи при цьому високу швидкість і ефективність. YOLOv8 може бути запущена з командного рядка (CLI) або встановлена як пакет PIP. Крім того, вона постачається з численними інтеграціями для маркування, навчання та впровадження.

Моделі було навчено з використанням набору даних, який включає різноманітні умови для виявлення об'єктів. Для тренування застосовувалися обчислювальні ресурси Google Colab, що дозволило забезпечити належну продуктивність і точність ідентифікації.

Перелік посилань

1. Zhou X., Jain A., Phoha V. V. "Fake news early detection: A theory-driven model." arXiv, vol. 1, no. 2, pp. 1–25, 2019.
2. "Introduction to Convolutional Neural Networks (CNN)." Available at: <https://www.analyticsvidhya.com>. (Accessed: 20 September 2024).