

## **АНАЛІЗ МЕТОДІВ ВИЯВЛЕННЯ ОБ'ЄКТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ БЕЗПЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ**

*асп. Голенко М.Ю., канд. техн. наук, доц., зав. каф., Єфіменко А.А.,  
Державний університет "Житомирська політехніка", м.Житомир*

Штучний інтелект став революцією в машинному навчанні комп'ютерного зору. Пізніше в обробці зображень розвинулися моделі, засновані на глибокому навчанні, які ефективним чином досягли надзвичайних результатів у виявленні об'єктів порівняно з традиційними підходами.

Згортоква нейронна мережа (CNN – Convolutional Neural Network) була найуспішнішою архітектурою класифікації об'єктів у глибокому навчанні та працює аналогічно людському мозку і охоплює нейрони, які реагують на середовище реального часу. CNN була спеціально розроблена для завдань класифікації об'єктів.

Для отримання максимальних результатів при виявленні об'єктів з БПЛА велику роль відіграє глибоке машинне навчання. Більшість прикладних операцій глибокого навчання виконуються на землі за допомогою дуже потужних робочих станцій або серверів.

Існуючі методи для виявлення об'єктів можна розділити на дві категорії - на основі врахування області та без врахування області.

Детектори на основі врахування області включають два етапи. На першому етапі знайдена область генерується із зображення без пов'язаної інформації про категорію. Детектори відфільтровують більшість хибних місць і генерують області, де найімовірніше присутні об'єкти. На другому етапі з цих областей витягуються додаткові характеристики, а потім використовуються класифікатори для визначення міток категорії знайденої області. Найпоширеніші детектори на основі області – R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN.

Згорткові нейронні мережі на основі області (Regions With CNNs) були запропоновані для виявлення кількох об'єктів. На першому етапі R-CNN розділяють вхідне зображення на багато областей, з різними масштабами та позиціями, використовуючи алгоритм вибіркового пошуку [1]. Кожна із цих областей містить лише один об'єкт. Другий етап складається з виділення параметрів знайденої області за допомогою глибоких CNN. На даному етапі кожна із знайдених областей загортається або обрізається у фіксованому розмірі та передається в CNN, щоб отримати багатовимірні векторні ознаки. Після чого, параметри передаються в класифікатор для визначення об'єкту.

R-CNN досягли вражаючої точності у виявленні об'єктів порівняно з традиційними методами, однак вони все ще мають деякі помітні недоліки. Навчання мережі займає багато часу, оскільки необхідно класифікувати велику кількість областей кандидатів на зображенні. Крім того, попередня обробка обгортання і обрізання може спричинити небажане геометричне спотворення або втрату інформації, що знижує ефективність. Ці обмеження роблять R-CNN непридатними для виявлення об'єктів у реальному часі.

Fast R-CNN та Faster R-CNN - це покращенні версії R-CNN, які значно зменшили час для навчання моделі, завдяки ряду змін у структурі нейронної мережі. Faster R-CNN є найточнішим та найшвидшим з перелічених детекторів.

Детектори без врахування області, також відомі як одноступінчасті детектори, усувають генерацію областей. Детектори такого типу безпосередньо прогнозують ймовірності класу та зміщення обмежувальної рамки від повних зображень за допомогою єдиної прямої подачі CNN. Найвідоміші детектори такого типу – YOLO.

YOLO (You Only Look Once) - це алгоритм виявлення об'єктів який не витрачає надто багато часу на створення знайдених областей. Замість ідеального визначення місця розташування об'єктів YOLO надає пріоритет швидкості та розпізнаванню. Модель YOLO приймає зображення як вхідні дані. Алгоритм ділить це зображення на сітку. Ми можемо призначити вихідні вектори кожній клітинці сітки. Кожна клітинка має пов'язаний вектор, який повідомляє нам чи є об'єкт у цій клітинці, клас цього об'єкта та передбачена обмежувальна рамка для цього об'єкта. Алгоритм YOLO також дозволяє обробляти зображення в режимі реального часу зі швидкістю.

Отже, після порівняння методів ми можемо зробити висновок, що Faster R-CNN є дуже точним методом для виявлення об'єктів, але високий результат розпізнавання витрачає більше ресурсів і унеможливує роботу даного методу у режимі реального часу. Алгоритм YOLO хоч і поступається точністю виявлення об'єктів, але має можливість працювати в режимі реального часу при обмежених апаратних ресурсах БПЛА, що робить цей алгоритм більш цікавим для удосконалення точності виявлення об'єктів при зберіганні високої продуктивності алгоритму.

**Список літератури:** 1. Getting Started with R-CNN, Fast R-CNN, and Faster R-CNN [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.mathworks.com/help/vision/ug/getting-started-with-r-cnn-fast-r-cnn-and-faster-r-cnn.html>.