**ВИЯВЛЕННЯ ТА ВІДСТЕЖЕННЯ ОБ'ЄКТІВ БПЛА У РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ НА ОСНОВІ CNN**

**Колосова К. К., Січко Т. В.**

*Донецький національний університет імені Василя Стуса, м. Вінниця, Україна*

e-mail: kolosova.k@donnu.edu.ua

 Тема дослідження полягає у виявленні та відстеженні об’єктів у режимі реального часу за допомогою безпілотних літальних апаратів (БПЛА) на основі згорткових нейронних мереж (CNN). Ця технологія має велике значення в різних сферах, таких як: військова діяльність, рятувальні операції, сільське господарство, захист території, моніторинг інфраструктури та охорона навколишнього середовища.

CNN є потужним інструментом у сфері комп’ютерного зору завдяки своїй здатності автоматично виявляти та розпізнавати об’єкти у складних умовах, включаючи змінне освітлення, погодні умови та рух камери. Інтеграція CNN з дронами може отримувати відеопотоки в режимі реального часу та обробляти їх для відстеження таких об’єктів як: люди, транспортні засоби чи інші цілі, що робить систему надзвичайно ефективною та гнучкою [1].

Основним завданням є забезпечення високої точності та швидкості обробки даних, особливо при роботі у складних умовах, а також оптимізація ресурсів для роботи на мобільних платформах, таких як дрони.

Виявлення та відстеження об'єктів за допомогою безпілотних літальних апаратів (БПЛА) у режимі реального часу охоплює кілька ключових викликів:

* обмежені ресурси обробки: БПЛА мають обмежені апаратні ресурси, тому вони не можуть застосовувати передові моделі CNN для швидкої обробки великих обсягів даних у реальному часі;
* нестабільність зображення: це пов’язано з тим, що БПЛА є мобільним, тому якість відеопотоку погіршується через коливання умов освітлення, погодних явищ і вібрації, що, у свою чергу, впливає на точність виявлення та відстеження об’єктів;
* велика різноманітність об’єктів: різні розміри, форми та кольори об’єктів для виявлення та фонова складність ще більше перешкоджають належній ідентифікації;
* обмеження часу прийняття рішення: система повинна працювати в умовах реального часу з мінімальною затримкою, щоб забезпечити негайне виявлення та відстеження об'єктів;
* адаптація навколишнього середовища включає реакцію на рух об’єктів, зміну ландшафту та зміни погоди.

Ці проблеми вимагають удосконалення алгоритмів, оптимізації використання ресурсів та розвитку нових підходів до обробки даних.

Нейронні мережі широко застосовуються в розпізнаванні образів завдяки їх здатності автоматично виявляти складні патерни та структури в даних.

Основні типи нейромереж, які використовуються для цієї задачі:

1. Персептрони (MLP) – це багатошарові нейронні мережі, які забезпечують повний зв’язок. Вони підходить для простих завдань, пов’язаних із розпізнаванням образів, але неефективні для складніших зображень, оскільки не враховують просторові співвідношення між пікселями.
2. Згорткові нейронні мережі (CNN) – є найефективнішим типом нейронних мереж для обробки зображень, оскільки, незалежно від їх розміру чи положення, вони автоматично витягують ознаки на різних рівнях — грані, текстури, форми: і, отже, є оптимальними для розпізнавання об’єктів.
3. Рекурентні нейронні мережі (RNN) – не дуже важливі для статичних зображень, але можуть бути корисними для аналізу відеопотоку, оскільки вони в основному використовуються для обробки послідовних даних, таких як відео або рукописний текст.
4. Генеративні змагальні мережі (GAN) – використовуються для створення та покращення зображень. Їх можна використовувати для створення синтетичних даних для інших моделей, навіть якщо їхнє основне призначення не полягає у розпізнаванні.

На основі розглянутих моделей нейромереж була обрана згорткова нейромережа (CNN), оскільки вона добре витягує ознаки із зображень завдяки своїй структурі. CNN використовує одну вагову маску для всього зображення, замість того, щоб створювати ваги для кожного пікселя, як це робить перцептрон. Це сприяє узагальненню інформації, а не запам'ятовуванню кожного пікселя. CNN також демонструє високу продуктивність для розпізнавання зображень, що є важливим для обчислення даних у реальному часі. Вони добре підходять для розпаралелення обчислень і стійкі до поворотів та зсувів зображень [2].

Навчання нейронної мережі для виявлення та відстеження об'єктів БПЛА у реальному часі на основі CNN складається з кількох ключових етапів:

* збір і підготовка даних: передбачає збір відео або зображень із анотаціями об’єктів. Для збільшення набору даних не використовується доповнення, наприклад зміна освітлення чи масштабування;
* архітектура CNN: згорткові шари відповідають за вилучення характеристик зображення. Шари підвибірки додатково зменшують розмірність, тоді як шари повного з’єднання класифікують (або визначають координати об’єктів);
* навчання: передбачає навчання мережі за допомогою зворотного поширення помилок і алгоритму градієнтного спуску. Він обчислює втрати (наприклад, IoU для координат) і коригує ваги, щоб оновити модель для кращої точності;
* відстеження об’єктів: після виявлення CNN відстеження об’єктів здійснюється за допомогою таких алгоритмів як: фільтр Калмана або оптичний потік;
* оптимізація: включає такі заходи, як квантування в реальному часі та методи мобільної оптимізації, які допомагають зменшити затримку обробки;
* тестування: модель перевіряється на основі тестових даних, а її точність вимірюється за допомогою таких показників, як mAP.

Розглянуті етапи дозволяють створити модель, яка ефективно виявляє і відстежує об'єкти у реальному часі на обмежених ресурсах БПЛА [3, 4].

Зважаючи на проведені дослідження, можна зробити наступні висновки.

У ході дослідження було розглянуто виявлення та відстеження об'єктів безпілотними літальними апаратами (БПЛА) у реальному часі за допомогою згорткових нейронних мереж (CNN). Проведений аналіз показав, що використання CNN забезпечує високу точність завдяки здатності автоматично виділяти ключові ознаки об'єктів зображення. Це робить CNN ефективним інструментом для розв'язання задач виявлення й трекінгу об'єктів у різноманітних умовах.

Крім того, для досягнення оптимальних результатів важливо враховувати якість навчальних даних та адаптацію моделей до ресурсних обмежень БПЛА. Таким чином, застосування CNN є перспективним рішенням для підвищення ефективності БПЛА в завданнях моніторингу, розвідки та пошуково-рятувальних операцій.

*Список літератури:*

1. Гудфелов І. А. Глибоке навчання, 2016. – №2.
2. Що таке нейронні мережі та як вони працюють? Класифікація штучних нейромереж. URL: <https://livingfo.com/shcho-take-nejronni-merezhi-ta-iak-vony-pratsiuiut/>
3. Convolutional Neural Network. URL: <https://itwiki.dev/data-science/ml-reference/ml-glossary/convolutional-neural-network>.
4. Кульчицька О. Ю., Січко Т. В. Цифрова обробка зображень та відео. Прикладні інформаційні технології: матеріали всеукраїнської науково-практичної конференції, м. Вінниця, 2020. С. 110–111.