СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ПОСИЛАНЬ

1. Кожен дев'ятий опитаний українець ставав жертвою шахраїв від початку повномасштабного вторгнення. *Сервіс статистики opendatabot.* 09.10.2023. URL: https://opendatabot.ua/analytics/stopfraud-nbu
2. Кількість справ про шахрайство у 2023 році сягнула історичного антирекорду. *Сервіс статистики opendatabot.* 02.10.2023. URL: https://opendatabot.ua/analytics/fraud-pandemic-2
3. З «Дії» чи ні? Звідки хакери взяли персональні дані 2 млн українців. *Розслідування DOU.* 28.01.2022. URL: https://dou.ua/lenta/articles/inquiry-about-diia-data-leak/
4. Ковальчук В. П. «Захист персональних даних у бізнесі: виклики та рішення». *Журнал корпоративної безпеки.* 2023. № 3. С. 59–74.
5. How To Improve Ecommerce Security for Your Online Store. Shopify Blog. URL: https://www.shopify.com/blog/ecommerce-security

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

Колосова К. К.[1*], Січко Т. В.[2*]

[1,2]*Донецький національний університет імені Василя Стуса, 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, зокрема у військовій діяльності, рятувальних операціях, сільському господарстві, захисті території, моніторингу інфраструктури та охороні навколишнього середовища.

CNN є потужним інструментом у сфері комп'ютерного зору завдяки своїй здатності автоматично виявляти та розпізнавати об'єкти у складних умовах, зокрема за змінного освітлення, різних погодних умов та руху камери. Внаслідок інтеграція CNN із дронами можна отримувати відеопотоки в режимі реального часу та обробляти їх для відстеження об'єктів, зокрема людей, транспортні засоби чи інші цілі, що робить систему надзвичайно ефективною та гнучкою [1].

Основним завданням є забезпечення високої точності та швидкості обробки даних, особливо під час роботи у складних умовах, а також оптимізація ресурсів для роботи на мобільних платформах, як-от 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 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) – 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) – найефективніший тип нейронних мереж для обробки зображень, оскільки, незалежно від їх розміру чи положення, вони автоматично витягують ознаки на різних рівнях – грані, текстури, форми, а 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, як-от 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 їх 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 алгоритмів фільтру Калмана або оптичного потоку;
- оптимізація: включає заходи 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 показників mAP.

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

Зважаючи на проведені дослідження, можна зробити такі висновки. Під час 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 і трекінгу об’єктів у різноманітних умовах.

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

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ПОСИЛАНЬ

1. Гудфелов І. А. Глибоке навчання. 2016. № 2.
2. Що таке нейронні мережі та як вони працюють? Класифікація штучних нейромереж. 24.01.2022. URL: https://livingfo.com/shcho-take-nejronni-merezhi-ta-iak-vony-pratsiuiut/
3. Convolutional Neural Network. 31.07.2023. 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). 2020. С. 110–111.