

ОПТИМІЗАЦІЯ ВИЯВЛЕННЯ МАЛИХ ОБ'ЄКТІВ З БПЛА ЗА ДОПОМОГОЮ UPSCALE-МОДЕЛІ ESRGAN

Розпізнавання малих об'єктів на аерофотознімках, отриманих з безпілотних літальних апаратів (БПЛА), є складним завданням через низьку роздільну здатність та втрату важливих деталей. Традиційні методи обробки зображень часто не дають змогу досягти високої точності при ідентифікації об'єктів невеликого розміру. Один із можливих шляхів розв'язання цієї проблеми полягає у використанні алгоритмів підвищення роздільної здатності (super-resolution), зокрема ESRGAN (Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Network) [1].

ESRGAN – це покращена модель суперроздільності на основі GAN, що підвищує деталізацію зображень. Використовуючи архітектуру RRDB та спеціальну функцію втрат, вона зберігає структуру об'єктів і усуває розмиття. На відміну від бікубічної інтерполяції, яка спричиняє втрату даних, ESRGAN відновлює деталі завдяки генеративному навчанню.

Підхід базується на використанні нейромережевої моделі Faster R-CNN для попереднього виявлення об'єктів на зображенні. Після цього фрагменти зображень, що містять потенційно важливі об'єкти, передаються у хмарне середовище, де виконується їх масштабування та покращення за допомогою ESRGAN. Це дозволяє зберегти текстури та структуру малих об'єктів, що покращує їх подальше розпізнавання.

Процес виявлення та покращення малих об'єктів із використанням ESRGAN включає кілька етапів:

1. БПЛА здійснює зйомку території, отримуючи аерофотознімки у режимі реального часу.
2. Faster R-CNN виконує початкову детекцію, визначаючи можливі об'єкти на знімку. Мережа ідентифікує об'єкти та визначає їх класову приналежність із певною ймовірністю.
3. Області з виявленими малими об'єктами вирізаються для подальшої обробки. Якщо об'єкт занадто малий для точного розпізнавання, відбувається фільтрація об'єкту для більш точного визначення.
4. Якщо рівень достовірності визначення об'єкта перевищує 90%, або присутні додаткові ознаки (контекст зображення, розмір об'єкта, умови освітлення), тоді фрагмент одразу передається на остаточну класифікацію. Якщо ж значення $\leq 90\%$, дані передаються на додаткову обробку у хмарне середовище.
5. Виділені фрагменти надсилаються на хмарний сервер для обробки за допомогою ESRGAN. Для цього використовується оптимізований механізм передачі даних через мобільні мережі (4G/5G) або супутниковий зв'язок. Обробка у хмарі дозволяє уникнути обмежень на обчислювальні ресурси безпілота.
6. Хмарний сервер виконує покращення роздільної здатності, підвищуючи деталізацію об'єкта без втрати ключових ознак. ESRGAN виконує upscale зображення, забезпечуючи реалістичне відновлення деталей.
7. Покращені зображення повертаються на обчислювальний модуль БПЛА або наземної станції для подальшого аналізу та остаточної класифікації.
8. У разі необхідності результати можуть бути тимчасово збережені у хмарному сховищі для подальшого.

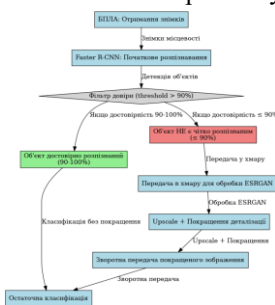


Рис. 1. Блок-схема роботи системи з використанням ESRGAN.

Комбіноване використання Faster R-CNN та ESRGAN дозволяє підвищити точність розпізнавання малих об'єктів на аерофотознімках, усуваючи проблему низької деталізації без необхідності зниження висоти польоту. Використання порогового значення достовірності детекції дозволяє мінімізувати витрати на передачу та обчислення, спрямовуючи ресурси лише на об'єкти, що потребують покращеної деталізації. Інтеграція хмарних обчислень забезпечує ефективне масштабування та швидку обробку великих обсягів даних.

Список використаних джерел:

Wang X., Yu K., Wu S., Gu J., Liu Y., Dong C., Loy C. C., Qiao Y., Tang X. ESRGAN: Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Networks // Proceedings of the European Conference on Computer Vision Workshops (ECCVW 2018). – Мюнхен, 2018. – С. 63–79.