

ХАВАЛКО ВІКТОР.

Національний університет "Львівська політехніка"

<https://orcid.org/0000-0002-9585-3078>e-mail: [Viktor.M.Khavalko@lpnu.ua](mailto:Viktor.M.Khavalko@lpnu.ua)

КАЛАПУНЬ НАЗАР

Національний університет "Львівська політехніка"

<https://orcid.org/0000-0001-5675-1776>e-mail: [nazar.kalapun.knm.2019@lpnu.ua](mailto:nazar.kalapun.knm.2019@lpnu.ua)

## РОЗПІЗНАВАННЯ ТА КЛАСИФІКАЦІЯ ВІЙСЬКОВОЇ ТЕХНІКИ НА ЗОБРАЖЕННЯХ

У статті розглянуто задачу розпізнавання та класифікації військової техніки на зображеннях. Завдяки швидкому розвитку комп'ютерних технологій і штучного інтелекту, автоматизовані методи розпізнавання стають все більш потужними та ефективними. Досліджено та проаналізовано різні підходи до розпізнавання, включаючи традиційні методи комп'ютерного зору та новітні підходи, що базуються на глибокому навчанні та штучному інтелекті. Сформульовано потенційні переваги та можливості застосування автоматизованих систем розпізнавання військової техніки. Ця стаття має на меті показати важливість розпізнавання та класифікації військової техніки на зображеннях і його потенційний вплив на військові операції та національну безпеку.

Саме тому актуальність вивчення різних аспектів алгоритмів сегментації, аналіз та порівняння різних типів медичних зображень, проведення експериментів над ними, порівняння застосування різних методів та їх налаштування є безсумнівним. Для експериментів та аналізу в статті запропоновано створити систему для імітації процесу, яка регулюватиметься користувачем. Результати дозволили сформулювати рекомендації щодо умов конкретного застосування методів.

Ключові слова: комп'ютерний зір, згорткова нейронна мережа, розпізнавання об'єктів на зображеннях, класифікація об'єктів, аналіз зображень.

Khavalko Viktor, Kalapun Nazar

Lviv Polytechnic National University

## RECOGNITION AND CLASSIFICATION OF MILITARY EQUIPMENT IN IMAGES

The recognition and classification of military equipment in images is a crucial task with significant implications in the field of military research, security, and defense. With the rapid advancement of computer technologies and artificial intelligence, automated recognition methods are becoming increasingly powerful and efficient.

In this article, various approaches to the recognition and classification of military equipment are explored, including traditional computer vision methods and state-of-the-art approaches based on deep learning and artificial intelligence. The challenges faced by researchers and developers in this field are also examined, along with the potential benefits and applications of automated recognition systems for military equipment.

The findings suggest that the use of automated recognition systems can greatly enhance the speed and accuracy of identifying military equipment. While traditional methods such as feature-based detection and template matching remain valuable, modern approaches leveraging deep learning algorithms and classification techniques achieve even higher levels of precision and reliability. By leveraging neural networks and classification algorithms, it becomes possible to automatically determine the type, class, and condition of military equipment with high accuracy.

The development of automated recognition and classification systems for military equipment in images holds significant potential for military forces. Real-time identification and classification of enemy equipment can provide strategic advantages in planning and decision-making. Additionally, these systems can be utilized for image analysis from various sources, including video surveillance, drones, and satellites, improving reconnaissance and object monitoring capabilities.

Overall, further advancements in recognition and classification methods for military equipment in images will contribute to enhancing security and the effectiveness of military operations. The application of artificial intelligence, machine learning, and deep learning in this field opens up new possibilities for creating automated systems capable of rapidly and accurately recognizing and classifying military equipment in images.

Keywords: computer vision, convolutional neural network, object recognition in images, object classification, image analysis.

### Постановка проблеми

Розпізнавання та класифікація військової техніки на зображеннях це складна і важлива задача, яке має велике значення в області військових досліджень, безпеки та оборони. Завдяки швидкому розвитку інформаційних технологій, штучного інтелекту та теорії прийняття рішень, автоматизовані методи розпізнавання стають потужним та ефективним засобом вирішення ряду задач в цій області.

В умовах сьогодення, коли загрози безпеці постійно зростають, військова техніка відіграє визначальну роль у захисті країни та забезпеченні національної безпеки. Однак, визначення типу, класу та стану військової техніки на зображеннях може бути складним завданням для людей, особливо в умовах обмеженого часу та ресурсів. Саме тому розробка автоматизованих систем розпізнавання та класифікації військової техніки на зображеннях має велике практичне значення. Вона може допомогти військовим командам та аналітикам швидко та точно ідентифікувати техніку на зображеннях, що дозволить приймати обґрунтовані рішення щодо тактики, стратегії та безпеки.

У статті розглянуто різні методи та підходи до розпізнавання та класифікації військової техніки на зображеннях, включаючи традиційні методи комп'ютерного зору та новітні підходи, що базуються на глибокому навчанні та штучному інтелекті. Окрім того проаналізовано потенційні переваги та застосування автоматизованих систем розпізнавання військової техніки. Розуміння та вдосконалення процесу розпізнавання та

класифікації військової техніки на зображеннях має велике значення для ефективності та безпеки військових операцій. Розробка автоматизованих систем, які можуть швидко та точно ідентифікувати техніку на зображеннях, є важливим кроком у напрямку покращення військової розвідки, розміщення ресурсів та прийняття стратегічних рішень.

Більшість існуючих систем розпізнавання військової техніки на зображеннях є досить складними, і вимагають великої кількості обчислювальних ресурсів для своєї роботи. Проте, з розвитком технологій в області машинного навчання та обробки зображень, виникає можливість розробки більш простих та ефективних систем, які можуть забезпечити військовим значно більшу швидкість та точність розпізнавання техніки на зображеннях.

Отже, можна зробити висновок, що детекція військової техніки на зображеннях є важливою проблемою та вимагає подальшого дослідження та розробки ефективних експертних систем.

У цій роботі буде розглянуто такі задачі:

- аналіз основних ознак, за якими можна ідентифікувати об'єкти в площині зображення та порівняння основних видів систем детекції;
- аналіз базових методів реалізації класифікаторів для систем розпізнавання, дослідження архітектур нейронних мереж для систем розпізнавання об'єктів;
- програмна реалізація алгоритму та тестування нейронної мережі на наборі зображень.

#### **Аналіз останніх джерел**

Аналізуючи сучасні напрацювання в області розпізнавання військових транспортних засобів слід сказати що їх кількість з кожним роком неспинно зростає в геометричній прогресії. Проте сміливо можна виділити декілька робіт, в яких запропоновані базові концепції чи підходи. Зокрема в статті [1] наведено порівняльний аналіз різних систем навчання нейронних мереж для розпізнавання зображень військових транспортних засобів, використовуючи розмічені зображення в соціальних мережах і розширюючи набір зображень шляхом випадкової трансформації даних. Навчання передачі за допомогою ResNet50 і Xception перевіряється зі змінною кількістю останніх навчених шарів, а також вивчається навчання власних згорткових нейронних мереж з нуля. Вважається, що найкращим підходом є адаптована нейронна мережа в поєднанні зі стратегією розширення даних, яка забезпечує високу точність перевірки за допомогою меншої архітектури мережі та потребує менше обчислювальних ресурсів. Розширення даних підвищує точність, особливо для найменш точної мережі. В статті [2] запропоновано використання згорткових нейронних мереж (CNN) для автоматичного виявлення об'єктів на військових і космічних зображеннях, а також обговорюються переваги використання архітектур глибокого навчання, таких як CNN, для завдань класифікації та як вони можуть мати справу зі складними неструктурованими даними супутникових зображень. В роботі [3] запропоновано ефективний метод виявлення малих літальних апаратів на зображеннях дистанційного зондування за допомогою YOLOv3, одноступеневого детектора об'єктів на основі згорткової нейронної мережі та обговорюються проблеми, пов'язані з виявленням малих об'єктів на зображеннях дистанційного зондування, і порівнюється продуктивність YOLOv3 з іншими алгоритмами виявлення об'єктів, такими як Faster R-CNN і SSD. У статті [4] запропоновано систему автоматичного виявлення цілей на супутникових знімках за допомогою EdgeBox і згорткових нейронних мереж (CNN), а також наведено обмеження традиційних методів розробки ознак і пропонується використання алгоритму EdgeBoxes для виявлення об'єктів і CNN для класифікації супутникових зображень. В роботах [5-9] висвітлено методи виявлення та класифікації об'єктів в реальному часі за допомогою безпілотних літальних апаратів (БПЛА), що оснащені синтетичним апертурним радіолокаційним сканером (SAR), а також моделі наскрізного виявлення об'єктів на основі згорткових нейронних мереж для ідентифікації дронів.

**Метою роботи** є підвищення ефективності використання методів детекції військової техніки за їх ключовими ознаками з використанням сучасних методів комп'ютерного зору та машинного навчання.

#### **Виклад основного матеріалу**

Аналізуючи відмінності між такими поняттями комп'ютерного зору як класифікація, локалізація об'єкта та виявлення (детекція) об'єкта, слід сказати, що всі три поняття можна називати розпізнаванням об'єкта, але в кожному з них вихідні дані, тобто результат роботи відрізняється. Тобто, якщо класифікація зображень відповідає за віднесення об'єкта на зображенні до певного класу, а локалізація включає в себе визначення положення одного або декількох об'єктів на зображенні та виділення прямокутною рамкою їх межі, то власне виявлення (чи детекція) об'єктів поєднує обидва цих поняття, і здатна локалізувати та класифікувати один чи декілька об'єктів на зображенні.

Отже, якщо розглянути задачу виявлення (або детекції) об'єктів на зображенні, то матимемо на увазі визначення наявності об'єктів за допомогою рамки та присвоєння даним об'єктам на зображенні типів або класів. При цьому:

Вхід: зображення з одним або кількома об'єктами, наприклад фотографія.

Вихід: одна або кілька рамок (наприклад, визначених точкою, шириною та висотою або координатами кутів рамки) і мітка класу для кожної обмежувальної рамки.

Для виявлення кількох об'єктів на відео зазвичай віддають перевагу архітектурам, які можуть швидко й точно обробляти кадри. Дві найпопулярніші архітектури для цього завдання: You Look Only Once (YOLO) і Single Shot MultiBox Detector (SSD). Обидві вони мають свої унікальні особливості, які визначають їх переваги та недоліки в різних сценаріях застосування.

YOLO особливо добре підходить для виявлення кількох об'єктів у реальному часі на відео, оскільки він може швидко обробляти кадри та виявляти кілька об'єктів за один прохід. SSD – це ще одна архітектура, яка підходить для виявлення кількох об'єктів на відео, оскільки вона швидка та точна. Як і YOLO, SSD може виявляти кілька об'єктів за один прохід, але це робиться шляхом поділу зображення на сітку та прогнозування набору обмежувальних рамок і ймовірностей конкретного класу для кожної комірки сітки.

Щоб покращити швидкість розпізнавання в реальному часі, потрібно внести певні зміни в те, як детектори шукають об'єкти на зображенні. Такі архітектури, як SSD і YOLO, використовують підхід пошуку одразу всіх об'єктів на зображенні за один прохід, на відміну від поділу на два етапи, як, наприклад, це відбувається у Faster R-CNN (спочатку виявлення особливих областей, а потім вже виявлення об'єктів у цих регіонах). Незважаючи на свою назву має дві складові частини замість однієї: основу моделі та голову. Основа моделі - це, фактично, заздалегідь навчена мережа для класифікації зображень, така як ResNet або VGG16, яка діє як екстрактор ознак, з видаленим останнім шаром класифікації (адже це не задача класифікації). З іншого боку, голова SSD складається з одного або кількох згорткових шарів, які відповідають за створення багатомасштабних карт ознак (feature map). Ці карти ознак використовуються для прогнозування огорожувальних рамок та класів об'єктів. Головна роль голови SSD полягає в забезпеченні інваріантності алгоритму до просторових перетворень, що дозволяє виявляти об'єкти різних розмірів.

Перший крок SSD (і YOLO) полягає в розділенні зображення на сітку комірок, де кожна комірка відповідає за прогнозування наявності об'єкта та координат огорожувальної рамки, якщо об'єкт присутній в комірці. Спочатку може здатися, що це означає подавати кожну комірку до згорткової нейромережі (CNN) та класифікувати наявність об'єкта певного класу в кожній комірці. Однак, в цьому випадку використовуються анкерні рамки, що розширюють можливості алгоритму.

Загалом, можна зробити висновок, що SSD є більш точним, ніж YOLO, але він може бути повільнішим за часом обробки. З іншого боку, YOLO може бути не таким точним, як SSD, але працювати швидше. Тому, якщо точність є головним пріоритетом, а час обробки не має значення, SSD може бути кращим вибором. Але якщо швидкість є пріоритетом і певна втрата точності прийнятна, то YOLO може бути кращим варіантом. Також, якщо говорити про визначення малих об'єктів, то YOLO з цією задачею справляється краще. Але, якщо на зображенні об'єкти кардинально різних розмірів – то тут вже перевага у SSD. Для даної задачі важливою є точність та детекція об'єктів малих розмірів, тому далі я буду розглядати саме модель YOLO.

Наступним кроком потрібно визначитись, яка версія буде найбільш оптимальною для реалізації поставленого завдання, адже існує багато різновидів. До уваги взяли 3 моделі: YOLO v4, YOLO v5 та YOLO v7. На основі проведеного аналізу встановлено, що найбільш доцільним було б використання моделі YOLOv5, адже в ній поєднано хорошу точність і швидкість навчання та опрацювання даних, порівняно з іншими версіями.

В загальному варто зазначити, що виділяють два типи моделей для детекції об'єктів: двоступеневі детектори об'єктів і одноступеневі детектори об'єктів. Архітектура одноступеневих детекторів об'єктів, до якої власне і належить YOLO, складається з трьох компонентів: хребта (Model Backbone), шиї (Model Neck) та голови (Model Head) для створення прогнозів, як показано на рис 1.

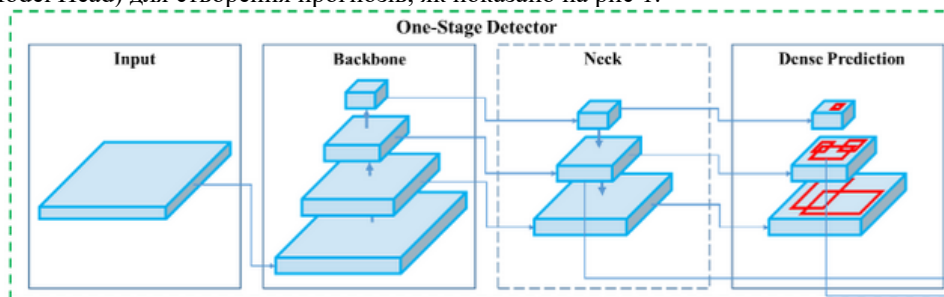


Рис. 1. Архітектура одноступеневого детектора

При цьому кожна з складових відповідає за вирішення певної задачі. Зокрема: хребет моделі – це попередньо натренована мережа, яка використовується для вилучення представлення ознак (features) для зображень, що допомагає зменшити просторову роздільну здатність зображення та збільшити роздільну здатність його ознак; шия моделі використовується для вилучення пірамід ознак, що дозволяє моделі добре узагальнювати об'єкти різних розмірів і масштабів; голова моделі використовується для виконання операцій завершального етапу – вона застосовує рамки прив'язки до карт об'єктів (feature map) і відображає кінцевий результат: класи, оцінки визначення об'єкта та обмежувальні рамки.

Для розв'язання поставленої задачі, а саме програмної реалізації обраної моделі та методів використано Python, як мову програмування та середовище Google Colab. Навчання для детекції об'єктів на зображеннях, реалізовано використовуючи датасет «Military Aircraft Detection Dataset» [9] – набір даних, який містить 10888 файлів формату JPEG, та стільки ж відповідних їм файлів, що характеризують кожне зображення і в яких знаходяться дані про локалізацію та класифікацію об'єктів на цих зображеннях.

Одним з наступних кроків стала конвертація анотацій з PASCAL VOC у YOLO v5 формат. Процес конвертації анотацій з формату PASCAL VOC до формату YOLOv5 включає кілька кроків, а саме:

- **Завантаження даних:** Спочатку необхідно завантажити анотації та зображення, які використовуються у наборі даних PASCAL VOC з Google Drive.
- **Перетворення координат:** У форматі PASCAL VOC, анотації використовують абсолютні координати верхнього лівого та нижнього правого кутів прямокутника, що обмежує об'єкт. Однак, для формату YOLOv5, слід перетворити ці координати у відносні значення відносно розмірів зображення.
- **Обчислення центру та розмірів:** На основі перетворених координат, обчислюються координати центру об'єкта та його розміри, що будуть використовуватись у форматі YOLOv5.
- **Визначення класів:** Для формату YOLOv5 потрібно мати файл, що містить список класів, які використовуються для розпізнавання об'єктів. Цей файл можна створити окремо або використовувати попередньо визначені класи, залежно від конкретного використання.
- **Прив'язка класів до ідентифікаторів:** Класи з файлу анотацій PASCAL VOC необхідно прив'язати до числових ідентифікаторів, що відповідають їх позиції в файлі з класами. Це зробить анотації універсальними для моделі YOLOv5, яка працює з числовими ідентифікаторами класів.
- **Структура YOLOv5 анотації:** Кожен рядок в файлі анотацій YOLOv5 містить інформацію про один об'єкт. Він складається з числового ідентифікатора класу, координати центру об'єкта (x, y), розміру об'єкта (width, height). Координати та розміри повинні бути відносними значеннями, що належать діапазону [0, 1] відносно розмірів зображення.
- **Збереження анотацій YOLOv5:** Після конвертації, анотації YOLOv5 зберігаються у текстовому файлі з відповідним форматом. Кожен файл анотацій має мати ту саму назву, що й відповідне зображення, і розширення ".txt".

В результаті отримано 2 файли: саме зображення (рис.2, а) та файл з анотаціями у форматі, відповідному для YOLOv5 (рис. 2, б).



Рис. 2. Візуалізація формату файлів: а) Вихідне зображення; б) Файл з анотаціями

Для початку проведено тренування неймережі, використовуючи малу модель, розмір зображення 640x640, розмір пакету (батчу) – 40 та з кількістю епох – 200. Наступний етап зображено на рис. 3,а - декілька прикладів детекції літаків за допомогою натренованої моделі. Для перевірки завантажено 4 зображення з літаками A-10, SU-34, TU-95 та F16.

Також, розпізнавання літаків можливе і на відео, для цього знайдено і завантажено із YouTube відео із військовими літаками. На рис. 3,б зображено декілька кадрів із цього відео з детекцією літаків.

Далі проведено певні маніпуляції, щоб покращити результати. Обрано середню модель з розміром зображень 640x640, розміром пакетів (батчів) 40 та з кількістю епох 200. Модель тренувалась на 18% довше, а результати стали кращими: точність досягла позначки 68% а медіана середньої точності (mAP) на рівні 0.62.

Після зміни параметри, щоб більше покращити модель, а саме: зміна розміру батчів з 40 до 16, та зменшення learning rate з 0.01 до 0.001, дало можливість отримати результати, які можна побачити на рис. 4.



Рис. 3. Кадри із детекцією літаків: а) На зображенні за допомогою початкової моделі; б) На відео за допомогою фінальної моделі

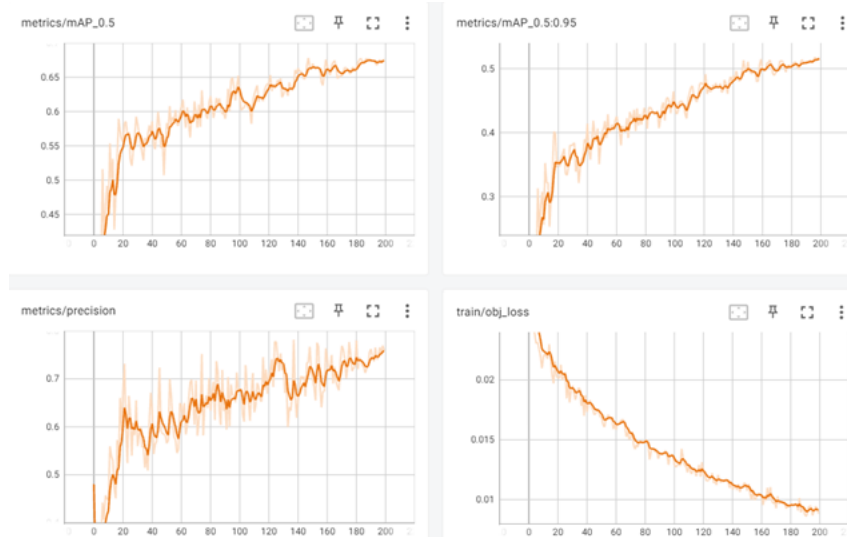


Рис. 4. Показники після тренування фінальної моделі

Отже, з результатів видно, що точність значно покращилась та досягла 76% та продовжувала далі рости. Медіана середньої точності (mAP) теж суттєво покращилась та стала на рівні 0.67, і теж продовжувала зростати, тобто можна зробити висновок, що для даної моделі та набору даних можна проводити навчання і на більшій кількості епох при потребі, але це затратно по часових ресурсах.

Щоб наочніше продемонструвати покращення моделей, накладено три графіки на одну систему координат (рис. 5), де темно-синім кольором зображено процес навчання першої моделі, жовтим кольором – другої проміжної моделі та помаранчевим зображено процес навчання фінальної покращеної версії.

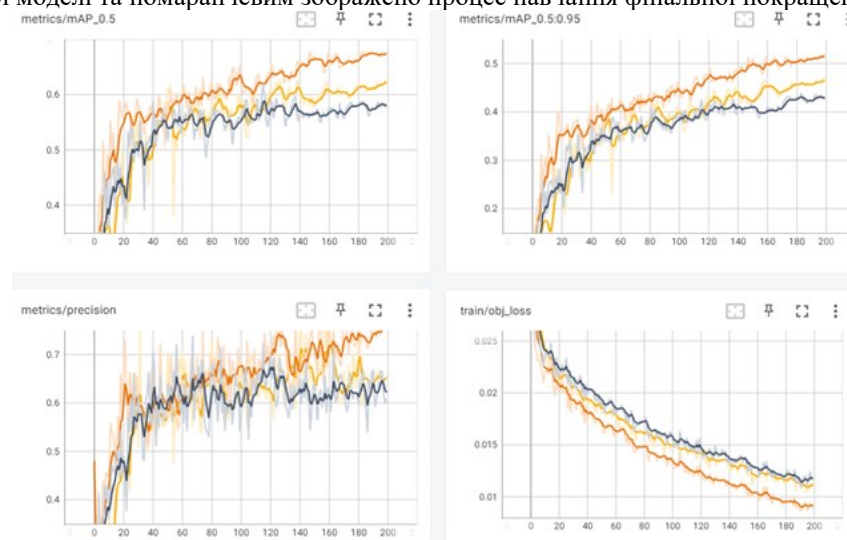


Рис. 5. Зібрані результати тренування трьох моделей

### Висновки

Дослідження показали, що використання автоматизованих систем розпізнавання може значно покращити швидкість та точність ідентифікації військової техніки. Традиційні методи, такі як визначення особливих ознак та шаблонів, залишаються корисними, але сучасні підходи на основі глибокого навчання дозволяють досягти ще більшої точності та надійності. Використання нейронних мереж та алгоритмів класифікації дозволяє автоматично визначати тип, модель та стан військової техніки з високою точністю.

Однак, є виклики, з якими стикаються дослідники та розробники в цій області. Недостатньої кількості доступних даних, складності освітлення та затінення, а також зміни у вигляді військової техніки можуть ускладнювати процес розпізнавання. Проте, з постійним розвитком технологій та збільшенням обсягу доступних даних, ці проблеми можуть бути подолані.

Автоматизовані системи розпізнавання та класифікації військової техніки на зображеннях мають великий потенціал для військових сил. Вони можуть допомогти в реальному часі визначати та ідентифікувати ворожу техніку, забезпечуючи перевагу у стратегічному плануванні та прийнятті рішень. Крім того, ці системи можуть використовуватись для аналізу зображень з різних джерел, таких як відеоспостереження, дрони та супутники, покращуючи розвідку та нагляд за об'єктами.

У майбутньому, подальший розвиток методів розпізнавання та класифікації військової техніки на зображеннях сприятиме покращенню безпеки та ефективності військових операцій. Застосування штучного інтелекту, машинного навчання та глибокого навчання в цій області відкриває нові можливості для

створення автоматизованих систем, які будуть здатні швидко та точно розпізнавати та класифікувати військову техніку на зображеннях.

Порівнюючи результати, отримані у експериментах, слід сказати що початкова та фінальна модель дали різні результати. Зокрема, порівнюючи першу та фінальну модель можна побачити, що точність із 64% зросла до 76%, медіана середньої точності (mAP) із 0.58 до 0.67, а також можна відзначити більш стрімке зменшення втрат. Для подальшого покращення точності можна використовувати більші моделі, але це тягне за собою потребу у значно більших обчислювальних ресурсах та затратах часу. Також значно б допомогло покращенню навчання збільшення набору даних, адже у наявному датасеті в середньому лише 200 зображень на один клас літака, що є доволі малою кількістю для навчання.

### Література

1. Legendre D. Military vehicle recognition with different image machine learning techniques / D. Legendre, J. Vankka // *Information and Software Technologies* / A. Lopata, R. Butkienė, D. Gudonienė, V. Sukackė. — Cham : Springer International Publishing, 2020. — P. 220–242. [http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-59506-7\\_19](http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-59506-7_19)
2. Patil C. J. Object detection in military and space image by deep learning with convolutional neural network / C. J. Patil, S. V. Shinde // *International Journal of Computer Sciences and Engineering*. — 2018. — Vol. 6, No. 11. — P. 363–368. <http://dx.doi.org/10.26438/ijcse/v6i11.363368>
3. Zhao Kun, Ren Xiaoxi Small Aircraft Detection in Remote Sensing Images Based on YOLOv3. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering.-2019.- 533. 012056. <http://dx.doi.org/10.1088/1757-899X/533/1/012056>
4. Tahir A., Munawar H.S., Akram, J., Adil M., Ali, S., Kouzani, A.Z., Mahmud M.A.P. Automatic Target Detection from Satellite Imagery Using Machine Learning. *Sensors*.- 2022.- Vol. 22.- P.1147. <https://doi.org/10.3390/s22031147>
5. Huttunen H. Car type recognition with deep neural networks / H. Huttunen, F. S. Yancheshmeh, Ke Chen. — Gotenburg, Sweden : IEEE, 2016. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1602.07125>
6. Aker C. Using deep networks for drone detection / C. Aker, S. Kalkan. — Lecce, Italy : IEEE, 2017. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.05726>
7. Gromada K. Real-time object detection and classification by uav equipped with sar / K. Gromada, B. Siemiątkowska, W. Stecz, [et al.] // *Sensors*. — 2022. — Vol. 22, No. 5. — P. 2068. <https://doi.org/10.3390/s22052068>
8. Reisman M. D. Automated detection and classification of military warships in overhead imagery / M. D. Reisman, D. T. LeDuc, A. G. Francisco. — Orlando, United States : SPIE, 2022. <https://doi.org/10.1117/12.2621951>

### References

1. Legendre D. Military vehicle recognition with different image machine learning techniques / D. Legendre, J. Vankka // *Information and Software Technologies* / A. Lopata, R. Butkienė, D. Gudonienė, V. Sukackė. — Cham : Springer International Publishing, 2020. — P. 220–242. [http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-59506-7\\_19](http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-59506-7_19)
2. Patil C. J. Object detection in military and space image by deep learning with convolutional neural network / C. J. Patil, S. V. Shinde // *International Journal of Computer Sciences and Engineering*. — 2018. — Vol. 6, No. 11. — P. 363–368. <http://dx.doi.org/10.26438/ijcse/v6i11.363368>
3. Zhao Kun, Ren Xiaoxi Small Aircraft Detection in Remote Sensing Images Based on YOLOv3. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering.-2019.- Vol.533. 012056. <http://dx.doi.org/10.1088/1757-899X/533/1/012056>
4. Tahir A., Munawar H.S., Akram, J., Adil M., Ali, S., Kouzani, A.Z., Mahmud M.A.P. Automatic Target Detection from Satellite Imagery Using Machine Learning. *Sensors*.- 2022.- Vol. 22.- P.1147. <https://doi.org/10.3390/s22031147>
5. Huttunen H. Car type recognition with deep neural networks / H. Huttunen, F. S. Yancheshmeh, Ke Chen. — Gotenburg, Sweden : IEEE, 2016. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1602.07125>
6. Aker C. Using deep networks for drone detection / C. Aker, S. Kalkan. — Lecce, Italy : IEEE, 2017. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.05726>
7. Gromada K. Real-time object detection and classification by uav equipped with sar / K. Gromada, B. Siemiątkowska, W. Stecz, [et al.] // *Sensors*. - 2022.- Vol. 22, No. 5.- P. 2068. <https://doi.org/10.3390/s22052068>
8. Reisman M. D. Automated detection and classification of military warships in overhead imagery / M. D. Reisman, D. T. LeDuc, A. G. Francisco. — Orlando, United States : SPIE, 2022. <https://doi.org/10.1117/12.2621951>