

СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ
ВОЛОДИМИРА ДАЛЯ

Факультет інформаційних технологій та електроніки

Кафедра інформаційних технологій та програмування

Пояснювальна записка

до магістерської дипломної роботи

магістр

(освітньо-кваліфікаційний рівень)

на тему: Розробка методу розпізнавання військової техніки на основі даних
аерофотозйомки з використанням методу YOLO.

Виконав: студент 2 курсу, групи ІСТ-23зм
126 «Інформаційні системи та технології

(шифр і назва спеціальності)

Крат Я.В.

(прізвище та ініціали)

Керівник Лифар В.О.

(прізвище та ініціали)

Рецензент Меняйленко О.С.

(прізвище та ініціали)

Київ – 2024 року

СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ
ВОЛОДИМИРА ДАЛЯ

Факультет інформаційних технологій та електроніки
Кафедра інформаційних технологій та програмування
Освітньо-кваліфікаційний рівень магістр
Спеціальність 126 «Інформаційні системи та технології»
(шифр і назва спеціальності)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри ІТП

_____ д.т.н., доц. Захожай О.І.

(підпис)

« ____ » _____ 2024 р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дипломну роботу студенту

Крат Ярослав Володимирович

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи: Розробка методу розпізнавання військової техніки на основі даних аерофотозйомки з використанням методу YOLO.

керівник роботи доцент, д.т.н. Лифар Володимир Олексійович,

(вчене звання, науковий ступінь, прізвище, ім'я, по батькові)

затверджені наказом університету від « 06 » 12 2024 року №361/15.15-С

2. Строк подання студентом роботи: 15 грудня 2024 р.

3. Вихідні дані до роботи: Матеріали науково-дослідної практики, науково-методична література; дані інтернет-мережі .

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

4.1 Вступ

4.2 Аналітичний огляд питання (огляд публічних джерел інформації)

4.3 Основна частина, в якій висвітлити методи, які будуть використовуватися для реалізації проекту.

4.4 Практична частина – огляд технологій, які використовуються під час реалізації проекту.

4.4 Висновки

4.5 Перелік використаних джерел

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень)

6. Консультанти розділів проєкту (роботи)

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв

7. Дата видачі завдання 08.11.2024

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	Одержання завдання на виконання роботи	08.11.2024	
2.	Укладання і погодження з керівником плану і етапів виконання роботи	12.11.2024	
3.	Узагальнення даних літературних джерел	15.11.2024	
4.	Аналіз шляхів виконання завдання. Вибір і погодження з керівником оптимального шляху виконання завдання	20.11.2024	
5.	Аналіз технічних засобів та існуючих систем	25.11.2024	
6.	Реалізація практичної частини завдання	30.11.2024	
7.	Укладання, оформлення та погодження пояснювальної записки з керівником	13.12.2024	
8.	Надання пояснювальної записки на кафедрі	15.12.2024	
9.	Підготовка доповіді та презентації	16.12.2024	

Студент Крат Я.В.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник роботи Лифар В.О
(підпис) (прізвище та ініціали)

ВСТУП.....	2
РОЗДІЛ I. ТЕОРЕТИЧНЕ ОБГРУНТУВАННЯ МЕТОДУ РОЗПІЗНАВАННЯ ВІЙСЬКОВОЇ ТЕХНІКИ.....	4
1.1 Постановка задачі розпізнавання: типи військової техніки та категорії.....	4
1.2 Вимоги до даних для навчання та тестування моделі.....	9
1.3 Обробка зображень аерофотозйомки: методи підготовки даних.....	13
1.4 Теоретична модель використання YOLO для ідентифікації військової техніки.....	17
РОЗДІЛ II. МЕТОД YOLO ЯК ОСНОВА РОЗПІЗНАННЯ ОБ'ЄКТІВ.....	22
2.1 Архітектура методу YOLO (You Only Look Once).....	22
2.2 Еволюція YOLO: від першої версії до сучасних модифікацій.....	26
2.3 Застосування YOLO в задачах аналізу військової аерофотозйомки.....	30
РОЗДІЛ III. РОЗРОБКА МЕТОДУ РОЗПІЗНАВАННЯ ВІЙСЬКОВОЇ ТЕХНІКИ НА ОСНОВІ ДАНИХ АЕРОФОТОЗЙОМКИ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДУ YOLO.....	32
3.1 Основи розпізнавання об'єктів на основі аерофотозйомки.....	32
3.2 Визначення та особливості аерофотозйомки у військових цілях.....	38
3.3 Проблеми при обробці зображень, отриманих за допомогою дронів та супутників.....	40
3.4 Алгоритми та методи розпізнавання об'єктів: традиційні та сучасні підходи.....	43
ВИСНОВКИ.....	48
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	50

ВСТУП

Розпізнавання військової техніки за допомогою аерофотозйомки є важливою складовою сучасних технологій спостереження та аналізу даних. З розвитком безпілотних літальних апаратів (БПЛА) і супутникових систем обробка отриманих зображень стала невіддільною частиною військових операцій і моніторингу. Автоматизація цього процесу дозволяє не лише значно прискорити ідентифікацію об'єктів на полі бою, а й підвищити точність аналізу, зменшивши вплив людського фактора. Однак завдання розпізнавання військової техніки на аерофотознімках є складним через значну кількість чинників, таких як неоднорідність фону, варіативність ракурсів і маскування техніки.

Методологія You Only Look Once (YOLO) пропонує інноваційний підхід до розв'язання таких завдань. На відміну від традиційних двоетапних алгоритмів, метод YOLO забезпечує одночасне виявлення та класифікацію об'єктів, що робить його ідеальним для задач, де важливі швидкість і точність. Використовуючи глибокі нейронні мережі, цей підхід здатен адаптуватися до різних типів даних, включаючи зображення з високою роздільною здатністю, які характерні для аерофотозйомки.

Дослідження методів розпізнавання з використанням YOLO є особливо актуальним у контексті зростання обсягів аерофотографій. Запропонована тема дозволяє розглянути як теоретичні аспекти побудови моделей розпізнавання, так і потенційні шляхи подолання викликів, пов'язаних з обмеженнями методу YOLO. Це відкриває перспективи для створення ефективних рішень, що можуть бути інтегровані в системи військової розвідки та стратегічного аналізу.

Актуальність дослідження. Сучасні військові конфлікти супроводжуються зростанням використання аерофотозйомки для моніторингу бойових дій, збору розвідувальної інформації та виявлення військової техніки. Автоматизація процесу ідентифікації таких об'єктів є важливим етапом у підвищенні ефективності стратегічного аналізу, зменшенні ризиків для операторів та оптимізації витрат ресурсів. Метод YOLO, який поєднує швидкість і точність обробки зображень, є перспективним інструментом у вирішенні цього

завдання. Актуальність дослідження визначається необхідністю розробки нових підходів до аналізу великих обсягів даних, отриманих з дронів і супутників, а також адаптації існуючих алгоритмів до військових потреб.

Тема дослідження. Розробка методу розпізнавання військової техніки на основі даних аерофотозйомки з використанням методу YOLO.

Мета дослідження. Теоретичне обґрунтування та моделювання процесу автоматичного розпізнавання військової техніки на основі аерофотознімків із застосуванням методу YOLO для підвищення ефективності аналізу аерофотоданих у військових операціях.

Об'єкт дослідження. Процес розпізнавання військової техніки на зображеннях, отриманих з аерофотозйомки.

Предмет дослідження. Алгоритми та методи автоматичного розпізнавання об'єктів, зокрема метод YOLO, адаптовані до задач ідентифікації військової техніки.

Практичне значення дослідження. Результати дослідження можуть бути використані для розробки програмних рішень, здатних автоматично ідентифікувати військову техніку на основі даних аерофотозйомки. Це сприятиме оптимізації роботи військових розвідувальних систем, зниженню часу аналізу великих масивів зображень та підвищенню точності ідентифікації об'єктів. Отримані напрацювання також можуть бути інтегровані у системи моніторингу територій, прогнозування загроз та оцінки військової ситуації в реальному часі.

РОЗДІЛ I. ТЕОРЕТИЧНЕ ОБГРУНТУВАННЯ МЕТОДУ РОЗПІЗНАВАННЯ ВІЙСЬКОВОЇ ТЕХНІКИ

1.1 Постановка задачі розпізнавання: типи військової техніки та категорії

Теоретичне обґрунтування методу розпізнавання військової техніки на основі аерофотозйомки базується на поєднанні сучасних алгоритмів машинного навчання та особливостей військового аналізу зображень. Військова техніка має широкий спектр форм, розмірів і конфігурацій, що ускладнює її розпізнавання через вплив різних факторів: варіативність ракурсів, якість зображень, природне або штучне маскування, а також неоднорідність фону. Ці аспекти вимагають застосування методів, здатних ефективно обробляти багатовимірні дані, адаптуючись до контексту. Метод YOLO (You Only Look Once) розглядається як оптимальний вибір завдяки своїй архітектурі, яка дозволяє одночасно виявляти та класифікувати об'єкти на зображенні. В основі цього методу лежить концепція одноетапного детектування, де вся зображення поділяється на сітку, а кожна клітинка сітки визначає наявність або відсутність об'єкта. Такий підхід забезпечує значно вищу швидкість обробки в порівнянні з традиційними двоетапними методами, що є критично важливим у військових операціях, де час реакції має вирішальне значення [1].

Ключовою перевагою YOLO є його здатність враховувати просторовий контекст. Метод використовує глибокі нейронні мережі для навчання на великих наборах даних, що дозволяє йому генерувати точні прогнози навіть у складних умовах, таких як низька роздільна здатність зображення або перекриття об'єктів. Завдяки уніфікованій архітектурі, YOLO одночасно прогнозує координати об'єкта, його класову належність та ймовірність появи, що значно спрощує інтеграцію алгоритму в існуючі системи обробки аерофотознімків.

Для адаптації YOLO до завдань розпізнавання військової техніки необхідно врахувати специфічні аспекти: створення якісного датасету, який включає широкий спектр зображень військової техніки в різних умовах, і вдосконалення попередньо навчених моделей. Ця адаптація дозволяє значно підвищити точність класифікації, особливо у випадках, коли об'єкти

перебувають у складних умовах зйомки, наприклад, у зоні бойових дій. Метод також має високу гнучкість щодо модифікацій, що дозволяє вдосконалювати його архітектуру з урахуванням специфіки військових задач. Наприклад, можна оптимізувати модель для роботи з обмеженими обчислювальними ресурсами або використовувати гібридні підходи, комбінуючи YOLO з іншими методами глибокого навчання для підвищення ефективності розпізнавання. Усе це робить YOLO перспективним інструментом у розв'язанні завдань автоматизованого моніторингу і розвідки [2].

У контексті використання методу YOLO для розпізнавання військової техніки особливе значення має аналіз типів даних, які використовуються для навчання та тестування моделей. Аерофотозйомка, особливо з дронів і супутників, надає зображення з різною роздільною здатністю, залежно від висоти зйомки, типу сенсора та погодних умов. Це створює виклики у створенні якісного датасету, адже моделі потребують репрезентативного набору зображень, які охоплюють не лише різні типи військової техніки, але й різні умови її розташування. Наприклад, техніка може бути замаскована під природний ландшафт або мати схожість з об'єктами цивільної інфраструктури, що ускладнює процес розпізнавання.

Одним із важливих аспектів є оптимізація самого алгоритму YOLO для роботи з військовими даними. Базова архітектура YOLO була створена для загального призначення, однак специфічні задачі, такі як ідентифікація військової техніки, потребують більш вузькоспеціалізованих підходів. Це включає введення додаткових шарів в архітектуру мережі, які можуть краще розпізнавати дрібні деталі на зображенні, або використання механізмів самостійного уваги (self-attention mechanisms), що підвищують здатність моделі фокусуватися на релевантних частинах зображення. Крім того, слід враховувати важливість аугментації даних. У задачах військового призначення моделі часто мають працювати в умовах обмеженого набору навчальних даних, тому використання технік аугментації, таких як зміна освітлення, повороти, масштабування чи навіть генерація синтетичних зображень за допомогою GAN

(Generative Adversarial Networks), стає ключовим фактором у підвищенні точності. Генерація даних із врахуванням бойових умов — наприклад, додавання диму, пошкоджень або специфічних текстур — може допомогти створити модель, здатну працювати в реальних бойових ситуаціях.

Ще одним важливим напрямком є використання YOLO у поєднанні з іншими технологіями обробки даних, наприклад, геоприв'язкою. Інтеграція з GIS-системами дозволяє не лише розпізнавати об'єкти на зображеннях, але й точно визначати їх координати, оцінювати їхній рух або прогнозувати можливі зони їх розташування. Це надає додаткову цінність для військових аналітиків, дозволяючи приймати рішення в реальному часі.

Також слід зазначити, що надійність методу залежить від можливості моделі обробляти зашумлені та пошкоджені зображення. У військових умовах зображення часто мають низьку якість через атмосферні перешкоди, радіоелектронні завади або пошкодження обладнання. Тому важливо включати в навчальний процес зображення з такими дефектами, а також впроваджувати техніки попередньої обробки, такі як фільтрація шумів або підвищення контрасту. Нарешті, етичні аспекти використання технології також мають бути враховані. Хоча автоматизація розпізнавання військової техніки значно підвищує ефективність розвідки, її використання може призводити до ненавмисних помилок, таких як хибна ідентифікація цивільних об'єктів як військових цілей. Це потребує додаткових перевірок і контролю, зокрема впровадження механізмів зворотного зв'язку, які дозволяють аналітикам коригувати прогнози моделі [3].

Метод YOLO є лише основою, яка вимагає адаптації та інтеграції з іншими технологіями і методиками, щоб забезпечити ефективне, надійне та безпечне розпізнавання військових об'єктів у реальних умовах.

Постановка задачі розпізнавання: типи військової техніки та категорії

Постановка задачі розпізнавання військової техніки на основі аерофотозйомки передбачає чітке визначення об'єктів, які потрібно ідентифікувати, а також створення класифікаційної системи для їх категоризації.

Це завдання ускладнюється значною різноманітністю військової техніки, яка варіюється не лише за типами, такими як наземна, повітряна чи морська, але й за функціональними особливостями, що визначають її роль у військових операціях. Розпізнавання має враховувати як статичні об'єкти, що перебувають у бойовій готовності або на зберіганні, так і динамічні цілі, які можуть пересуватися в різних умовах ландшафту. Особливої уваги потребує класифікація техніки за рівнем маскуванню, розмірами та характерними формами. У бойових умовах техніка часто маскується під навколишнє середовище, наприклад, використовує камуфляж або природні елементи, що значно ускладнює її виявлення. Аерофотозйомка надає двовимірне представлення об'єктів, тому ключовим завданням є створення алгоритму, здатного розпізнавати об'єкти з мінімальною втратою точності навіть за несприятливих умов, таких як сильне затемнення, нерівномірне освітлення чи низька роздільна здатність [4].

Військова техніка також може суттєво відрізнитися за рівнем деталізації. Наприклад, великогабаритна техніка, така як танки, самохідні артилерійські установки чи вантажівки, може бути легше ідентифікована через її чіткі геометричні контури та розміри. Натомість розпізнавання менших об'єктів, таких як безпілотники, переносні ракетні комплекси чи інша легка техніка, вимагає більш високої роздільної здатності та потужних алгоритмів сегментації.

Ключовим аспектом постановки задачі є врахування взаємодії техніки з навколишнім середовищем. Техніка може бути частково перекритою іншими об'єктами, такими як дерева, будівлі чи транспорт. Це створює потребу в алгоритмах, які здатні не лише визначати видиму частину об'єкта, але й робити припущення про його повну структуру на основі фрагментарних даних. Важливо також враховувати сценарії, коли техніка перебуває у групах, що ускладнює ідентифікацію через високу щільність об'єктів і їхню схожість. Категоризація військової техніки повинна базуватися на створенні чітких класів, які враховують функціональне призначення та технічні характеристики об'єктів. Наприклад, розрізнення техніки за типом озброєння, мобільністю, бронюванням чи тактичною роллю може сприяти побудові ієрархічних моделей класифікації,

де кожен об'єкт отримує багаторівневу характеристику. Такі моделі дозволяють не лише ідентифікувати об'єкти, але й прогнозувати їх можливі дії на основі типу та контексту розташування [5].

Таким чином, завдання розпізнавання військової техніки не обмежується простим визначенням її типу. Воно включає детальний аналіз її характеристик, оточення, динаміки та рівня маскуваня. Усі ці аспекти формують багаторівневу проблему, яка потребує інтеграції передових методів обробки зображень, інтелектуального аналізу даних та глибоких нейронних мереж.

1.2 Вимоги до даних для навчання та тестування моделі

Вимоги до даних для навчання та тестування моделі розпізнавання військової техніки є критично важливим аспектом успішного впровадження алгоритму. Оскільки модель ґрунтується на машинному навчанні, її ефективність залежить від якості, репрезентативності та кількості даних, які використовуються в процесі тренування. Дані повинні максимально точно відображати різноманітність реальних умов, у яких модель буде застосовуватись, адже будь-яке спрощення або недостатня варіативність у наборі навчальних даних може призвести до погіршення продуктивності алгоритму на нових, невідомих прикладах. Перш за все, дані повинні бути отримані з різних джерел, включаючи зображення з дронів, супутників, а також з наземних камер, якщо це доречно. Це дозволяє моделі розвивати адаптивність до різних типів сенсорів та їхніх технічних характеристик, таких як роздільна здатність, кут зйомки та спектральний діапазон (наприклад, інфрачервоні або мультиспектральні зображення). Дані мають включати зображення, зроблені в різних умовах освітлення, від яскравого денного сонця до сутінок чи навіть нічного часу, щоб забезпечити стійкість моделі до змін у світловому середовищі [6].

Ще одним важливим аспектом є якість анотацій. Кожне зображення повинно бути точно розмічене, включаючи координати об'єктів, їхні класові мітки та, за можливості, контекстуальну інформацію, наприклад, рівень маскування чи положення на ландшафті. Неправильні або неповні анотації можуть значно знизити точність алгоритму, адже модель навчається на підставі вхідних міток. Особливо важливими є точні межі об'єктів у випадках, коли техніка частково закрита іншими об'єктами, наприклад, деревами чи будівлями.

Дані також повинні включати зображення, які відображають широкий спектр ситуацій, таких як техніка в русі, на полі бою, у процесі маскування, на базах чи в зонах технічного обслуговування. Це дозволяє моделі розпізнавати об'єкти не лише за формою чи текстурою, але й за контекстом розташування. Наприклад, танк, частково замаскований під деревами, і танк, який рухається

відкритим полем, вимагають різного підходу до розпізнавання, але обидві ситуації повинні бути представлені у навчальних даних. Що стосується тестування, то тестовий набір даних повинен бути максимально відокремлений від навчального, тобто не включати ідентичних об'єктів чи схожих ситуацій, які були у тренувальному наборі. Це дозволяє оцінити здатність моделі до узагальнення, тобто її можливість правильно класифікувати нові об'єкти, які вона раніше не бачила. До тестового набору також важливо включати зображення зі складними умовами: зашумленими, з низькою роздільною здатністю або з незвичайними ракурсами, щоб перевірити стійкість алгоритму [7].

Дані мають не лише відображати реальні умови, але й бути структурованими таким чином, щоб забезпечити можливість для моделі розвивати стійкість до змінних факторів. Репрезентативність, анотаційна якість, контекстуальна повнота і варіативність даних формують основу, яка визначає, наскільки успішною буде модель в умовах реального застосування.

Однією з ключових вимог до даних для навчання та тестування моделі розпізнавання військової техніки є їх узгодженість із реальними умовами експлуатації алгоритму. Це означає, що дані повинні враховувати не лише технічні характеристики камер і сенсорів, але й зовнішні фактори, такі як кліматичні умови, сезонність та специфіку ландшафту. Наприклад, аерофотознімки техніки, зроблені взимку на засніжених полях, значно відрізнятимуться від тих, що отримані влітку на пустельній місцевості. Такі відмінності можуть впливати на точність моделі, якщо вони не враховані у наборі даних.

Ще одним критично важливим фактором є рівень деталізації. Дані повинні мати роздільну здатність, яка дозволяє розрізнити навіть дрібні деталі військової техніки, такі як зброя, антени, або унікальні елементи конструкції. У випадку низької роздільної здатності зображень модель може покладатися на більш загальні форми і контури, що підвищує ризик хибної класифікації. Водночас надто висока роздільна здатність без необхідної оптимізації може збільшити час

обробки зображень, що є неприйнятним у військових умовах, де швидкість прийняття рішень є критичною. Також важливим є баланс між різними класами об'єктів у навчальному наборі. Якщо певний тип військової техніки буде переважати, модель може схилитися до її надмірного розпізнавання, ігноруючи менш представлені класи. Така проблема називається дисбалансом класів, і для її вирішення застосовуються методи зважування втрат під час навчання або генерація синтетичних даних для менш представлених класів [8].

Набір даних повинен включати реалістичні сценарії, які враховують фактори перешкод і пошкоджень. Наприклад, військова техніка може бути частково прихована під камуфляжною сіткою, покрита брудом або пошкоджена в результаті обстрілу. У таких випадках модель повинна навчитися розпізнавати об'єкти навіть за мінімальною кількістю видимих ознак. Цього можна досягти шляхом введення спеціальних підкатегорій для об'єктів у пошкодженому стані або використання додаткових ознак, таких як теплові чи інфрачервоні сигнали. Ще одним аспектом, який слід враховувати, є зміни масштабу об'єктів на зображеннях. Оскільки аерофотознімки можуть бути зроблені з різної висоти, одна й та сама техніка може виглядати значно меншою або більшою. Модель повинна бути адаптована до таких змін за допомогою методів нормалізації масштабу або багаторівневої архітектури, яка дозволяє одночасно аналізувати як загальні контури, так і дрібні деталі. Окремо варто зазначити важливість включення даних, які симулюють типові бойові умови. Наприклад, техніка може бути знята на фоні вибухів, диму або в умовах низької видимості. Такі сценарії значно ускладнюють процес розпізнавання, але вони необхідні для навчання моделі працювати в реальних бойових ситуаціях. Також варто інтегрувати дані, які відображають техніку у русі, адже динамічні об'єкти значно складніше аналізувати, особливо якщо йдеться про високошвидкісний транспорт або дрони [9].

Нарешті, варто звернути увагу на те, що дані повинні бути придатними не лише для розпізнавання, але й для прогнозування поведінки об'єктів. Наприклад, якщо модель може визначити маршрут руху військової техніки або передбачити

її потенційне місце розташування, це відкриває нові можливості для військової аналітики. Таким чином, набір даних має включати послідовності зображень, які дозволяють аналізувати не лише статичні, але й динамічні характеристики техніки.

1.3 Обробка зображень аерофотозйомки: методи підготовки даних

Обробка зображень аерофотозйомки є ключовим етапом у створенні ефективної моделі розпізнавання військової техніки, оскільки саме на цьому етапі забезпечується трансформація сирих даних у форму, яка є придатною для аналізу нейронною мережею. Процес обробки починається із корекції вхідних зображень для зменшення впливу таких факторів, як атмосферні спотворення, зміщення перспективи чи неоднорідність освітлення, які можуть значно знизити якість розпізнавання. Наприклад, зображення, зроблені в умовах хмарності, можуть вимагати специфічної адаптації кольорів і контрасту для виявлення прихованих деталей техніки. Важливою частиною обробки є геометрична нормалізація, яка дозволяє виправити спотворення, спричинені кутом зйомки або висотою польоту дрона чи супутника. Це дозволяє забезпечити уніфіковане представлення об'єктів, незалежно від їхнього положення на місцевості. Наприклад, танк, який перебуває на схилі або в низині, може виглядати спотворено на зображенні, тому моделі необхідно подавати зображення у форматі, максимально близькому до прямолінійної проєкції. Ще однією важливою задачею є сегментація зображень для виділення об'єктів, які можуть бути потенційними військовими цілями. Зазвичай це включає попередню обробку для видалення фонового шуму, наприклад, дерев, будівель або природних об'єктів, які не мають відношення до аналізу. У цьому контексті використовуються методи виділення контурів, які допомагають відокремити об'єкти за їхніми геометричними характеристиками. Однак такі методи повинні бути адаптовані для роботи в умовах бойових зон, де техніка може бути частково прихована або покрита камуфляжними матеріалами [10].

Обробка текстури також відіграє важливу роль, оскільки військова техніка часто має специфічні поверхневі ознаки, які можуть бути використані як маркери для класифікації. Наприклад, броньовані поверхні мають характерні структури, які відрізняються від природних матеріалів, таких як ґрунт чи рослинність. Для виявлення таких характеристик використовуються методи аналізу текстур, які

дозволяють виділити дрібні деталі, навіть якщо об'єкт частково перекритий або знятий у низькій роздільній здатності.

Кольорова корекція також є важливим аспектом обробки зображень аерофотозйомки. Багато об'єктів можуть виглядати схожими за формою, але відрізнятися за кольоровими ознаками. Наприклад, військова техніка, пофарбована у пісочний або зелений камуфляж, може зливатися з навколишнім середовищем, і точне налаштування кольорів дозволяє покращити видимість об'єктів. Це особливо важливо для мультиспектральних зображень, які надають додаткову інформацію за межами видимого спектра. У сучасних системах також важлива адаптація обробки до реальних часових обмежень. У військових умовах зображення часто потребують аналізу в режимі реального часу, тому алгоритми обробки повинні бути оптимізовані для швидкої роботи без значного погіршення точності. Це вимагає використання високопродуктивних апаратних засобів, таких як графічні процесори, а також алгоритмів паралельної обробки даних, які дозволяють розподіляти задачі між кількома ядрами.

Нарешті, особливе значення має інтеграція етапу обробки з кінцевими цілями аналізу. Зображення мають бути підготовлені таким чином, щоб забезпечити максимальну інформативність для моделі розпізнавання. Це включає створення додаткових шарів інформації, таких як теплові або інфрачервоні карти, які можуть допомогти моделі визначати об'єкти за їх тепловими або іншими фізичними характеристиками. Усе це робить обробку зображень не просто попереднім етапом, а важливим компонентом системи, який суттєво впливає на загальну ефективність роботи алгоритму [11].

Методи підготовки даних

Підготовка даних для навчання та тестування моделі розпізнавання військової техніки є багатоступеневим процесом, який має критичний вплив на ефективність і точність алгоритму. Цей етап включає адаптацію сирих даних до специфічних вимог моделі, забезпечуючи її здатність узагальнювати знання для роботи з новими, невідомими зображеннями. Основний акцент робиться на забезпеченні якості, репрезентативності та різноманітності даних, що дозволяє

моделі розпізнавати військову техніку в умовах реальних бойових дій. Перше завдання в підготовці даних полягає в збиранні великого обсягу зображень із різних джерел. Це можуть бути супутникові знімки, кадри з дронів чи наземних камер. Кожне джерело має свої особливості, такі як роздільна здатність, спектральний діапазон чи рівень шуму, тому дані повинні бути уніфіковані для забезпечення їх сумісності. Наприклад, супутникові знімки часто мають нижчу роздільну здатність, але охоплюють великі площі, тоді як зображення з дронів є більш деталізованими, але обмеженими за зоною охоплення. У процесі підготовки потрібно знайти баланс між деталізацією і масштабом.

Дані також проходять процес очищення, оскільки сирі зображення можуть містити зайві або нерелевантні елементи, які знижують якість навчання моделі. Наприклад, знімки з великими ділянками пустих областей, відсутністю техніки або зображеннями, які є дуже подібними один до одного, можуть бути вилучені або зважені меншою мірою в навчальному наборі. Цей процес може бути автоматизований за допомогою попередньо навчених моделей, які відсіюють нерелевантний контент.

Важливим аспектом підготовки є розмітка даних. Це процес, у якому кожне зображення анотується таким чином, щоб модель могла розуміти, де знаходяться об'єкти військової техніки і до якого класу вони належать. Наприклад, якщо йдеться про танки, БТРи чи артилерійські установки, кожна одиниця техніки повинна бути виділена на зображенні із зазначенням її точних меж і відповідного класу. Така розмітка може бути ручною або напівавтоматичною, причому для високоточного розпізнавання потрібна глибока деталізація. Особливу увагу приділяють складним сценаріям, де об'єкти перекриваються або маскуються, щоб модель могла вчитися розпізнавати їх за мінімальними візуальними ознаками. Ще одним важливим етапом є аугментація даних. У цьому процесі існуючі зображення модифікуються для створення додаткових варіантів, які можуть включати зміну освітлення, повороти, віддзеркалення, масштабування, додавання шуму або розмиття. Наприклад, якщо техніка зображена під прямими сонячними променями, аугментація може

симулювати умови слабкого освітлення або сутінок, щоб підвищити стійкість моделі до змін умов. Це особливо важливо у військовому контексті, де техніка може бути знята в різних умовах — від яскравого сонячного дня до нічної темряви [12].

Дані також можуть бути нормалізовані, щоб модель працювала з уніфікованими форматами. Наприклад, піксельні значення зображень зазвичай масштабуються до діапазону від 0 до 1 або стандартизуються, щоб уникнути дисбалансу, пов'язаного з різною яскравістю або контрастом зображень. Крім того, для поліпшення здатності моделі розпізнавати дрібні об'єкти часто застосовують обрізання зображень до областей, які містять лише техніку, що дозволяє моделі зосередитися на ключових елементах.

Окремий напрямок підготовки даних пов'язаний із генерацією синтетичних зображень. Використовуючи алгоритми, такі як Generative Adversarial Networks (GANs), можна створювати додаткові дані, які імітують реальні знімки. Наприклад, якщо є дефіцит зображень техніки в певному маскуванні або з певними пошкодженнями, GAN може згенерувати подібні варіанти, розширюючи можливості навчального набору. На завершення, дані поділяються на навчальний, валідаційний і тестовий набори. Це робиться таким чином, щоб уникнути перетину між наборами, забезпечуючи об'єктивну оцінку продуктивності моделі. Важливо, щоб тестовий набір містив складні сценарії, такі як рідкісні класи техніки, незвичайні кути зйомки або погані умови видимості, для перевірки реальної здатності алгоритму до узагальнення. Таким чином, підготовка даних — це не просто технічний етап, а стратегічний процес, який визначає, наскільки успішною буде модель у виконанні завдань в умовах реального світу [13].

1.4 Теоретична модель використання YOLO для ідентифікації військової техніки

Теоретична модель використання YOLO для ідентифікації військової техніки базується на архітектурі нейронних мереж, яка дозволяє здійснювати одноетапне виявлення і класифікацію об'єктів на зображеннях. Центральним принципом методу є поділ зображення на сітку, де кожна клітинка відповідає за прогнозування наявності об'єкта, його класу, а також координат обмежувальної рамки. Ця архітектура створює умови для надзвичайно швидкої обробки даних, що є критичним фактором у військових застосуваннях, де рішення мають прийматися у реальному часі. Головним елементом теоретичної моделі є формулювання процесу розпізнавання як оптимізаційної задачі, де мета полягає у мінімізації помилок прогнозування. Для цього YOLO використовує функцію втрат, яка враховує кілька компонентів: точність координат обмежувальних рамок, імовірність присутності об'єкта в конкретній клітинці сітки та коректність класифікації. У контексті військової техніки цей підхід особливо ефективний, оскільки дозволяє моделі зосереджуватися на окремих класах об'єктів, навіть якщо вони займають невеликі площі на зображенні або мають схожість із фоном [14].

Для адаптації YOLO до задач ідентифікації військової техніки, модель налаштовується на специфічний набір класів, таких як танки, бронетранспортери, артилерійські установки або літаки. Використання великого навчального набору даних, що включає ці класи, дозволяє моделі вивчити ключові візуальні ознаки, такі як форма, розміри, текстура поверхні та контекст розташування. Наприклад, військова техніка часто має характерні геометричні форми, які можуть бути ефективно виділені навіть у складних умовах, таких як часткове перекриття або маскування.

Оскільки зображення аерофотозйомки зазвичай мають високий ступінь шуму та нерівномірний розподіл об'єктів, теоретична модель передбачає попередню обробку даних. Це включає нормалізацію масштабів об'єктів, вирівнювання перспективи та корекцію освітлення, щоб модель могла

зосереджуватися на релевантних особливостях. Також особливу увагу приділяють складним сценаріям, коли військова техніка перебуває у групах або розташована поруч із цивільними об'єктами. У таких випадках модель навчена використовувати просторові зв'язки між об'єктами для коректного ідентифікаційного рішення.

Теоретична модель також враховує необхідність роботи з об'єктами різного масштабу. У цьому контексті YOLO використовує механізми багатомасштабного виявлення, що дозволяє одночасно аналізувати великі об'єкти, такі як танки чи вантажівки, і дрібні, наприклад, переносні ракетні комплекси або дрони. Це досягається за рахунок побудови кількох рівнів прогнозування, кожен із яких спеціалізується на об'єктах певного розміру. Окремо варто виділити механізми самостійного уваги (self-attention), які можна інтегрувати в базову архітектуру YOLO для підвищення здатності моделі виділяти релевантні області зображення. Наприклад, у складному фоні, де техніка частково зливається з ландшафтом, увага моделі може бути спрямована на специфічні патерни, характерні для військових об'єктів, такі як силует башти танка або форма гусениць [15].

Ще одним ключовим елементом теоретичної моделі є інтеграція YOLO з геопросторовими даними. Аерофотознімки зазвичай надаються з прив'язкою до географічних координат, що дозволяє пов'язувати результати розпізнавання з реальним розташуванням об'єктів. Це дає змогу не лише ідентифікувати військову техніку, але й створювати карти її розташування, прогнозувати можливі маршрути переміщення або виявляти зони концентрації сил противника.

Теоретична модель використання YOLO також включає постійне вдосконалення через механізми активного навчання. У цьому підході модель періодично оновлюється новими даними, які збираються під час її використання. Наприклад, якщо виявляються нові типи техніки або нові способи маскування, ці дані додаються до навчального набору, що дозволяє моделі адаптуватися до змінних умов. Теоретична модель YOLO для ідентифікації військової техніки

охоплює широкий спектр аспектів: від структурної організації нейронної мережі до інтеграції з даними реального світу. Вона забезпечує гнучкість, швидкість і точність, необхідні для виконання завдань у складних і динамічних умовах сучасного військового середовища. Одним із важливих аспектів є здатність моделі працювати в умовах обмеженого обсягу обчислювальних ресурсів, що є типовим для військових сценаріїв. У польових умовах системи, які використовують YOLO, часто розгортаються на компактних пристроях, таких як дрони, мобільні розвідувальні станції або портативні комп'ютери. Це вимагає оптимізації архітектури алгоритму, наприклад, шляхом використання спрощених варіантів YOLO, таких як YOLOv5 Nano чи YOLOv7 Tiny, які зберігають ключові функції моделі, але знижують її вимоги до ресурсів. Крім того, важливим є розуміння обмежень YOLO у контексті задачі ідентифікації. Алгоритм, заснований на прямокутних обмежувальних рамках, може втрачати точність у випадках, коли військова техніка має складну або неправильної форми структуру. Наприклад, літаки або артилерійські установки часто мають виступаючі елементи, які не повністю охоплюються рамкою. У таких випадках може бути доцільним розширити модель, додаючи механізми сегментації, які дозволяють виділяти точні контури об'єктів замість грубих рамок. Це може бути досягнуто шляхом інтеграції YOLO з іншими підходами, такими як Mask R-CNN або U-Net [16].

Ще одним важливим аспектом є робота з великим різноманіттям контекстів, у яких може перебувати військова техніка. В умовах бойових дій об'єкти можуть бути частково зруйнованими або пошкодженими, що створює складнощі для традиційних моделей розпізнавання. Для адаптації до таких випадків модель повинна навчатися на даних, які включають сценарії пошкоджень, димових завіс чи інших перешкод. Наприклад, танк із зруйнованою баштою все одно має бути класифікований як танк, навіть якщо його зовнішній вигляд значно відрізняється від навчальних зразків. Іншим важливим елементом є здатність моделі до аналізу послідовностей зображень. У військових операціях часто використовуються відеопотоки, зняті дронами або іншими системами

спостереження. У таких випадках важливо, щоб модель не лише розпізнавала об'єкти на окремих кадрах, але й враховувала їхню динаміку. Це дозволяє визначити напрямок руху техніки, її швидкість і можливі цілі переміщення. Інтеграція YOLO з алгоритмами відстеження, такими як SORT (Simple Online and Realtime Tracking) або DeepSORT, може суттєво підвищити її ефективність у таких сценаріях [17].

Особливу увагу варто приділити і питанню помилкових спрацьовувань. У військових задачах хибна ідентифікація цивільних об'єктів як військових може мати серйозні наслідки. Теоретична модель повинна враховувати це, передбачаючи можливість введення додаткових механізмів фільтрації результатів. Наприклад, система може враховувати контекст, у якому знаходиться об'єкт, — чи є він частиною скупчення техніки, чи розташований у зоні, де очікується військова активність.

Ще один важливий аспект — використання мультиспектральних і теплових даних. Військова техніка може бути замаскована таким чином, що її складно виявити у видимому спектрі, але теплові або інфрачервоні зображення можуть надати додаткову інформацію. Теоретична модель може бути розширена для роботи з багат шаровими входами, що об'єднують різні спектральні діапазони, дозволяючи моделі приймати більш обґрунтовані рішення.

На завершення, одним із перспективних напрямків є використання нейромережних моделей для прогнозування. Теоретична модель може включати можливість не лише розпізнавання об'єктів, але й передбачення їх майбутнього стану або розташування. Це може базуватися на аналізі траєкторій руху, топографії місцевості та інших зовнішніх чинників. Такий підхід відкриває нові горизонти для використання YOLO у стратегічному аналізі та оперативному плануванні військових дій. Теоретична модель використання YOLO є не лише алгоритмом для ідентифікації об'єктів, а комплексним підходом, який інтегрує обробку даних, врахування динаміки, адаптацію до контексту і роботу з обмеженими ресурсами. Ця багатовимірність забезпечує її гнучкість і

ефективність у виконанні складних завдань, пов'язаних із військовою розвідкою та моніторингом [18].

РОЗДІЛ II. МЕТОД YOLO ЯК ОСНОВА РОЗПІЗНАННЯ ОБ'ЄКТІВ

2.1 Архітектура методу YOLO (You Only Look Once)

Метод YOLO (You Only Look Once) є революційним підходом до розпізнавання об'єктів, який забезпечує баланс між швидкістю і точністю, роблячи його ідеальним для задач, де важливі висока продуктивність і можливість роботи в реальному часі. Його унікальність полягає в одноетапній архітектурі, яка дозволяє одночасно виконувати виявлення об'єктів і їх класифікацію. Це радикально відрізняється від традиційних підходів, що передбачають двоетапний процес: спершу визначення потенційних областей інтересу, а потім їх класифікацію. У методі YOLO зображення поділяється на сітку, де кожна клітинка відповідає за виявлення об'єктів, центри яких потрапляють у цю клітинку. Кожна клітинка прогнозує кілька обмежувальних рамок, їхні координати, ймовірність наявності об'єкта та класову належність. Завдяки цій концепції, метод обробляє зображення як єдине ціле, що дозволяє враховувати просторовий контекст і мінімізувати хибні спрацьовування, особливо в умовах, коли об'єкти розташовані близько один до одного.

Ключовим елементом роботи YOLO є його здатність до навчання на великих наборах даних, що включають тисячі зображень з різними типами об'єктів. У процесі навчання алгоритм навчається не лише розпізнавати об'єкти, але й точно визначати їхні координати, навіть у випадках, коли об'єкт частково прихований або злитий із фоном. Наприклад, танк, розташований під деревами, або літак на тлі хмар можуть бути виявлені завдяки здатності YOLO розпізнавати навіть мінімальні візуальні сигнали. Метод YOLO також демонструє значну стійкість до змін масштабу і ракурсів об'єктів. Його архітектура враховує багаторівневі особливості зображення, що дозволяє ідентифікувати об'єкти різних розмірів — від великих танків до невеликих дронів. Це досягається завдяки багат шаровим нейронним мережам, які одночасно аналізують як дрібні деталі, так і глобальні контури зображення. Наприклад, для розпізнавання військової техніки, такої як бронетранспортери, модель навчена визначати

унікальні елементи, такі як форма корпусу, колеса або башта, навіть якщо вони частково не видимі [19].

Іншою важливою характеристикою YOLO є його здатність до роботи у режимі реального часу. Ця властивість робить його незамінним у застосуваннях, де швидкість аналізу є критичною. У військових сценаріях, де кожна секунда має значення, алгоритм може обробляти відеопотоки з дронів чи камер спостереження, дозволяючи виявляти та класифікувати об'єкти без значних затримок.

Архітектура YOLO постійно вдосконалюється, включаючи більш ефективні версії, які зменшують обчислювальну складність, але підвищують точність. Це дозволяє адаптувати модель для використання на платформах із обмеженими ресурсами, таких як мобільні пристрої або польові комп'ютери. Наприклад, в оновлених версіях YOLO впроваджено механізми, які знижують кількість хибнопозитивних результатів, забезпечуючи більшу надійність у складних умовах. Крім того, YOLO відзначається високою гнучкістю до модифікацій. Він легко інтегрується з іншими методами аналізу даних, такими як обробка зображень із використанням теплових чи мультиспектральних камер. Це дозволяє розширити можливості алгоритму, забезпечуючи виявлення об'єктів у складних умовах, наприклад, у нічний час або при сильному задимленні. Одним із викликів для методу є робота в умовах, коли об'єкти злиті з фоном або приховані. Для подолання цього недоліку модель можна вдосконалити за допомогою додаткових шарів нейронних мереж, які акцентують увагу на характерних деталях об'єктів. Наприклад, у військовій техніці це можуть бути гусениці, антени або елементи озброєння, які можуть служити ключовими ознаками [20].

Метод YOLO, таким чином, не лише вирішує проблему розпізнавання об'єктів із високою ефективністю, але й створює основу для інтеграції з іншими технологіями, такими як прогнозування поведінки об'єктів або аналіз траєкторій їх руху. Усе це робить YOLO ключовим інструментом у завданнях моніторингу,

розвідки та ситуаційної оцінки в умовах, де потрібна швидка і точна обробка великих обсягів візуальної інформації.

Архітектура методу YOLO (You Only Look Once)

Архітектура методу YOLO (You Only Look Once) представляє собою глибоку нейронну мережу, яка розроблена для одноетапного виявлення та класифікації об'єктів на зображеннях. Основна концепція архітектури полягає у розбитті зображення на сітку і прогнозуванні параметрів для кожної клітинки, що забезпечує високу швидкість і точність розпізнавання. Замість розгляду об'єкта як окремої частини зображення, YOLO аналізує його як єдине ціле, враховуючи просторові взаємозв'язки між різними елементами сцени.

У базовій архітектурі YOLO використовується кілька етапів обробки. Спершу зображення проходить через серію згорткових шарів, які витягують локальні особливості, такі як текстури, форми та краї. Ці шари створюють набір ознак, які поступово концентруються у вищих шарах мережі. Наприклад, нижні шари можуть визначати прості лінії чи точки, тоді як вищі шари здатні розпізнавати складні об'єкти, такі як башти танків або антени літаків.

Один із найважливіших аспектів архітектури YOLO — це кінцевий шар, який об'єднує виявлення та класифікацію об'єктів у єдиний процес. Він прогнозує координати обмежувальної рамки, імовірність присутності об'єкта в ній та класову мітку для кожного об'єкта. Ця інтеграція є основою ефективності YOLO, адже вона дозволяє обробляти зображення за один прохід через мережу, що суттєво прискорює процес. Особливістю архітектури є також використання концепції "якорів" (anchors), які слугують орієнтирами для прогнозування рамок об'єктів різних форм і розмірів. Це дає змогу моделі адаптуватися до об'єктів різної геометрії, наприклад, великих танків або невеликих дронів. Мережа аналізує зображення в кількох масштабах одночасно, що дозволяє ефективно обробляти сцени, де присутні об'єкти різних розмірів і відстаней. Глибина мережі в YOLO варіюється залежно від конкретної версії алгоритму. Більш ранні версії, як-от YOLOv1, мали відносно просту архітектуру, орієнтовану на базові задачі. Сучасніші моделі, наприклад YOLOv4 або YOLOv7, включають

складніші компоненти, такі як механізми глибокої уваги (attention mechanisms) та резидуальні зв'язки, які дозволяють моделі краще обробляти складні сцени і зменшувати втрату інформації при глибокому навчанні [21].

Ще однією важливою складовою архітектури є функція втрат, яка оцінює якість прогнозів. Вона враховує кілька аспектів: точність координат рамок, відповідність прогнозованого класу реальному та впевненість моделі у своїх результатах. Наприклад, якщо модель помилково ідентифікує цивільний об'єкт як військову техніку, функція втрат коригує ваги мережі, щоб зменшити ймовірність подібних помилок у майбутньому. У контексті військових застосувань архітектура YOLO може бути додатково адаптована. Наприклад, для роботи з тепловими або мультиспектральними зображеннями в архітектуру можуть бути інтегровані шари для аналізу не лише видимого спектра, але й інфрачервоного випромінювання. Це дозволяє виявляти військову техніку навіть у нічний час або в умовах поганої видимості. Важливою рисою архітектури YOLO є її масштабованість і можливість оптимізації. Наприклад, спрощені версії, такі як YOLO Tiny, адаптовані для роботи на пристроях із обмеженими обчислювальними ресурсами, що робить їх ідеальними для використання в польових умовах. Навпаки, повноцінні версії з великою кількістю шарів і розширеними функціями призначені для високоточних систем, які використовуються для стратегічного аналізу [22].

Архітектура YOLO — це гнучка, високоефективна нейронна мережа, здатна розв'язувати широкий спектр завдань з розпізнавання об'єктів, особливо у складних умовах, таких як ідентифікація військової техніки. Її модульна структура та можливість адаптації до різних типів даних роблять її ідеальним вибором для задач, де швидкість, точність і масштабованість мають вирішальне значення.

2.2 Еволюція YOLO: від першої версії до сучасних модифікацій

Еволюція YOLO (You Only Look Once) від першої версії до сучасних модифікацій демонструє, як поступове вдосконалення архітектури алгоритму та оптимізація функцій дозволили цьому методу стати провідним інструментом у розпізнаванні об'єктів. Кожна нова ітерація спрямована на вирішення недоліків попередніх версій, підвищення точності, зменшення хибних спрацьовувань і розширення функціональних можливостей. Перша версія YOLO, представлена у 2015 році, стала проривом у сфері детекції об'єктів завдяки своїй швидкості та можливості обробки зображень у режимі реального часу. Головна інновація полягала в тому, що замість використання двоетапних підходів (виділення областей і подальшої класифікації), метод одразу прогнозував рамки та класи об'єктів. Однак рання реалізація мала свої обмеження, наприклад, недостатню точність при роботі з дрібними об'єктами або в складних сценах із високою щільністю об'єктів [23].

Подальші версії YOLO, такі як YOLOv2 і YOLOv3, вирішили ці проблеми, вводячи концепції, які підвищували здатність моделі працювати з різними масштабами об'єктів. Одним із важливих покращень стало використання механізму «якорів» (anchors), які допомогли моделі краще прогнозувати рамки для об'єктів різних розмірів. Наприклад, це дозволило підвищити точність ідентифікації дрібних об'єктів, таких як безпілотники, навіть у складних умовах аерофотозйомки.

Версія YOLOv4 стала значним кроком вперед у 2020 році, додавши до архітектури сучасні техніки, такі як механізми самостійної уваги (self-attention) і вдосконалені механізми нормалізації. Це дозволило моделі досягти балансу між швидкістю і точністю, зберігши її придатність для роботи в режимі реального часу навіть на обмежених ресурсах. У цьому контексті YOLOv4 була особливо актуальною для військових застосувань, де потрібна оперативна обробка великих обсягів аерофотоданих. Пізніші модифікації, зокрема YOLOv5, YOLOv6 та YOLOv7, ще більше зосередилися на оптимізації обчислювальної ефективності. Наприклад, у YOLOv5 з'явилася модульна структура, яка дозволяє

легко адаптувати модель до різних обчислювальних платформ, таких як мобільні пристрої чи хмарні сервери. Це стало важливим кроком для використання YOLO у польових умовах, де обчислювальні потужності можуть бути обмеженими, але потрібна швидка обробка даних [24].

Сучасні версії, як YOLOv7, впровадили багат шарову прогнозу систему, що дозволяє одночасно працювати з об'єктами різних розмірів і складності. Це особливо корисно у задачах, пов'язаних із військовою розвідкою, де техніка може бути як великогабаритною (наприклад, танки), так і дрібною (наприклад, переносні ракетні установки). Крім того, ці версії підтримують інтеграцію з тепловими та мультиспектральними камерами, що розширює можливості їх використання в умовах низької видимості чи маскуванню.

Еволюція YOLO демонструє не лише технічний прогрес, але й зростання універсальності цього підходу. Починаючи з базового інструменту для загальних завдань розпізнавання, метод перетворився на надзвичайно гнучку платформу, яка може бути адаптована до специфічних потреб, таких як моніторинг бойових дій або ідентифікація техніки в реальному часі. Розвиток алгоритму зосереджувався не лише на вдосконаленні точності, але й на інтеграції додаткових функцій, що зробило YOLO провідним стандартом у сфері обробки зображень.

Еволюція YOLO демонструє не лише вдосконалення технічних характеристик, але й адаптацію цього підходу до нових сфер застосування, включаючи специфічні завдання, такі як розпізнавання об'єктів у складних умовах або робота з великими потоками даних у реальному часі. Одним із важливих аспектів, що супроводжував розвиток YOLO, стало підвищення уваги до вирішення проблем із масштабуванням, точністю і швидкістю. Починаючи з YOLOv1, архітектура алгоритму була зосереджена на максимальній швидкості за рахунок певного спрощення процесу розпізнавання. Хоча ця модель змогла обробляти зображення в реальному часі, її точність була недостатньою для розпізнавання дрібних або перекритих об'єктів. У пізніших версіях, зокрема YOLOv3 і YOLOv4, з'явилася багатомасштабна обробка, яка дозволила

одночасно аналізувати об'єкти різного розміру. Це досягалося за рахунок використання кількох рівнів ознак у мережі, де нижчі рівні фокусувалися на деталях, а вищі забезпечували глобальний огляд сцени [25].

Ключовим напрямом вдосконалення стало зниження кількості хибнопозитивних спрацьовувань. Наприклад, ранні версії YOLO часто помилково розпізнавали об'єкти, схожі за формою чи кольором, як об'єкти, які належать до цільових класів. Це особливо проблематично у військових застосуваннях, де хибна ідентифікація цивільної техніки як військової може призвести до серйозних наслідків. У сучасних версіях було впроваджено покращені функції втрат, які враховують не лише точність обмежувальних рамок, але й контекст зображення, що дозволило суттєво знизити кількість помилкових ідентифікацій.

Важливим кроком у розвитку YOLO стало включення механізмів самостійної уваги (attention mechanisms), які дозволяють моделі фокусуватися на найбільш важливих частинах зображення. Наприклад, у задачах розпізнавання військової техніки модель може акцентувати увагу на таких елементах, як башта танка, гусениці або дуло гармати, ігноруючи менш релевантні деталі, такі як фон чи природні перешкоди. Це підвищує ефективність роботи алгоритму навіть у складних умовах, наприклад, коли техніка замаскована або частково прихована. Ще одним напрямом еволюції YOLO стала інтеграція з іншими підходами глибокого навчання. Наприклад, у деяких випадках YOLO комбінується з методами сегментації, такими як U-Net, для точного визначення контурів об'єктів, що важливо у сценаріях, коли техніка має складну геометрію. Крім того, сучасні модифікації YOLO дозволяють працювати з мультиспектральними даними, включаючи теплові або інфрачервоні зображення, що розширює можливості алгоритму в умовах низької видимості або при спробах приховати техніку за допомогою камуфляжу [26].

Значним досягненням стало впровадження у версіях YOLOv6 і YOLOv7 концепції енергетично ефективних моделей. Ці модифікації оптимізовані для роботи на пристроях із обмеженими ресурсами, таких як дрони чи мобільні

розвідувальні комплекси, де критично важлива не лише точність, але й мінімальне енергоспоживання. Наприклад, використання легших шарів нейронної мережі або нових методів регуляризації дозволяє зменшити споживання пам'яті і водночас підтримувати високу продуктивність.

Еволюція YOLO також включала розвиток інструментів для навчання та тестування моделей. Сучасні версії підтримують автоматичну оптимізацію гіперпараметрів, що дозволяє створювати кастомізовані моделі, адаптовані до конкретних задач. У військових умовах це може бути особливо корисним для швидкого налаштування моделі на нові типи даних, наприклад, для розпізнавання нових зразків техніки або аналізу зображень, зроблених у специфічних умовах, таких як пустеля чи арктичний регіон. Загалом, еволюція YOLO — це історія постійного вдосконалення, яка враховує як технічні виклики, так і практичні потреби. Від базових моделей до складних багатофункціональних рішень, YOLO залишився універсальним інструментом, здатним вирішувати широкий спектр задач розпізнавання об'єктів, від стандартних до критичних, таких як ідентифікація військової техніки в реальному часі [27].

2.3 Застосування YOLO в задачах аналізу військової аерофотозйомки

Застосування YOLO в задачах аналізу військової аерофотозйомки відзначається своєю здатністю забезпечувати швидке і точне розпізнавання об'єктів у складних і динамічних умовах. Аерофотозйомка, яка здійснюється дронами або супутниками, генерує великі обсяги даних, що потребують ефективної обробки для своєчасного виявлення і класифікації військової техніки. У цьому контексті YOLO демонструє унікальні переваги, оскільки поєднує високу швидкість роботи з можливістю розпізнавати об'єкти навіть у складних сценаріях, таких як маскуваність, нерівномірне освітлення чи перекриття техніки іншими об'єктами. Основна перевага YOLO для задач військової аерофотозйомки полягає в його здатності працювати у реальному часі. Завдяки цьому модель може обробляти відеопотоки, отримані від дронів, у процесі польоту, що дозволяє операторам отримувати оперативну інформацію про розташування військової техніки. Це особливо важливо в умовах, коли об'єкти можуть швидко змінювати своє місцезнаходження або коли необхідно приймати тактичні рішення без затримок. Наприклад, у випадку виявлення рухомої колони танків YOLO дозволяє не лише ідентифікувати транспортні засоби, але й відстежувати їх траєкторії, прогножуючи можливі маршрути.

Ключовим аспектом застосування YOLO є його здатність працювати з високороздільними зображеннями, які характерні для супутникової аерофотозйомки. Завдяки своїй багат шаровій архітектурі YOLO здатний аналізувати як загальні риси об'єктів, наприклад, форму чи розміри, так і дрібні деталі, такі як антени, башти чи озброєння. Це робить метод ефективним для розпізнавання різних типів військової техніки, навіть якщо вона зливається з ландшафтом або розташована в зоні з низькою видимістю.

Особливу увагу у військових задачах приділяють роботі з маскованими об'єктами. Аерофотознімки часто включають зображення техніки, прихованої під камуфляжем, деревами або інфраструктурними об'єктами. У таких ситуаціях YOLO використовує свої можливості розпізнавання контексту, звертаючи увагу на патерни, які відрізняють військову техніку від цивільних об'єктів. Наприклад,

характерна форма гусениць танка або специфічна структура ракетної установки можуть бути виділені навіть за умов часткового перекриття. Інтеграція YOLO з мультиспектральними та тепловими даними розширює його застосування для військових задач. Такі дані дозволяють виявляти техніку за тепловим випромінюванням двигунів або інших джерел тепла, навіть якщо вона невидима у звичайному спектрі. Це критично важливо для нічних операцій або для аналізу місцевості в умовах поганої видимості, наприклад, при задимленні або тумані. YOLO здатний комбінувати інформацію з різних джерел, створюючи багатопланові прогнози, що підвищує точність розпізнавання [28].

Ще одним важливим аспектом є можливість відстеження динаміки військових об'єктів. У задачах аналізу аерофотозйомки часто необхідно не лише визначати наявність техніки, але й розуміти її рух. YOLO інтегрується з алгоритмами відстеження, такими як SORT або DeepSORT, що дозволяє виявляти і відстежувати рухомі об'єкти в режимі реального часу. Це може бути використано для моніторингу активності на полі бою, аналізу пересування техніки або виявлення потенційних загроз.

Крім того, YOLO дозволяє аналізувати скупчення техніки та визначати її конфігурацію. У військових операціях розташування техніки може вказувати на тип завдань, які виконує противник, або на його стратегічні цілі. Наприклад, наявність великої кількості артилерії в одній зоні може свідчити про підготовку до обстрілу, тоді як розміщення техніки вздовж доріг може свідчити про логістичні маршрути. YOLO дозволяє автоматизувати ці процеси, зменшуючи навантаження на аналітиків і підвищуючи швидкість обробки даних. YOLO у задачах військової аерофотозйомки виступає універсальним інструментом, який поєднує можливості швидкого і точного розпізнавання, обробки великого обсягу даних та інтеграції з іншими технологіями, такими як тепловізійний аналіз або системи відстеження. Ця комбінація робить метод не лише потужним інструментом для виявлення військових об'єктів, але й важливим елементом стратегічного аналізу і планування військових операцій [29].

РОЗДІЛ III. РОЗРОБКА МЕТОДУ РОЗПІЗНАВАННЯ ВІЙСЬКОВОЇ ТЕХНІКИ НА ОСНОВІ ДАНИХ АЕРОФОТОЗЙОМКИ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДУ YOLO

3.1 Основи розпізнавання об'єктів на основі аерофотозйомки

Розробка методу розпізнавання військової техніки на основі даних аерофотозйомки із застосуванням методу YOLO є багатокomпонентним процесом, що охоплює збір, обробку, аналіз даних і налаштування моделі для виконання специфічних задач у військових умовах. Основна мета такого методу полягає у створенні системи, яка здатна швидко і точно ідентифікувати військову техніку різних типів в умовах реального часу, забезпечуючи тактичну перевагу і підтримуючи процес прийняття рішень.

Першим етапом розробки є збір даних, що включає зображення з аерофотозйомки, отримані за допомогою дронів, супутників або інших платформ спостереження. Ці дані мають бути максимально репрезентативними, включаючи зображення техніки в різних умовах освітлення, ракурсах і сценаріях: на відкритій місцевості, в урбанізованих районах або при частковому маскуванні. У підготовчому етапі важливо виконати анотування даних, тобто точне визначення обмежувальних рамок і класифікацію об'єктів. Наприклад, танки, бронетранспортери, артилерійські установки або інші типи техніки мають бути чітко розмічені для навчання моделі. Обробка даних включає нормалізацію зображень, аугментацію (створення додаткових варіацій даних) і очищення від зайвих елементів, таких як цивільні об'єкти або нерелевантні зони. На цьому етапі також виконуються спеціалізовані трансформації, наприклад, виділення ключових ознак техніки, які можуть бути корисними для класифікації. Для складних сценаріїв, таких як техніка, замаскована під природний ландшафт, використовуються мультиспектральні або інфрачервоні зображення [30].

YOLO виступає ядром методу розпізнавання завдяки своїй архітектурі, яка дозволяє обробляти зображення як єдине ціле. Модель налаштовується на військові задачі через модифікацію її функції втрат і використання спеціалізованих параметрів для обмежувальних рамок. Наприклад, для складних

об'єктів, таких як зенітно-ракетні комплекси, модель може бути навчена розпізнавати деталі конструкції, які є унікальними для цього типу техніки. Навчання моделі включає оптимізацію гіперпараметрів, таких як кількість епох, швидкість навчання та розмір мініпакетів, щоб досягти найкращого співвідношення між точністю та швидкістю. Модель проходить кілька етапів тестування на валідаційних і тестових наборах даних. Тестування має включати сценарії з низькою роздільною здатністю, зашумленими зображеннями і складними умовами зйомки, наприклад, при задимленні чи сутінках. Реалізація методу передбачає його інтеграцію в систему автоматизованого аналізу. Наприклад, модель може працювати в парі з алгоритмами відстеження для моніторингу руху військової техніки або бути частиною системи геопросторового аналізу, яка поєднує розпізнавання об'єктів із визначенням їх точних координат. Це забезпечує глибший аналіз розташування військової техніки, її кількісного складу та можливих маршрутів пересування [31].

Важливим аспектом є оптимізація методу для роботи в режимі реального часу, особливо у військових операціях, де швидкість прийняття рішень є критичною. Завдяки адаптивним версіям YOLO, таким як YOLOv5 Tiny, метод може працювати на пристроях із обмеженими обчислювальними ресурсами, наприклад, на бортових системах дронів або в польових умовах.

На завершальному етапі система проходить етапи валідації та доопрацювання на основі реальних сценаріїв. Це включає виявлення хибних спрацьовувань і подальшу адаптацію моделі, наприклад, через додавання нових даних або використання активного навчання, щоб модель могла постійно вдосконалювати свої результати. Розробка методу розпізнавання військової техніки на основі YOLO є багатограним процесом, який об'єднує сучасні алгоритми глибокого навчання, специфічну обробку даних і оптимізацію для реальних задач. Результатом стає потужний інструмент, здатний забезпечити точне і швидке виявлення військової техніки в умовах бойових операцій [32].

Практичний приклад використання YOLO для розпізнавання військової техніки на основі даних аерофотозйомки

Сценарій:

Уявімо ситуацію, де розвідувальний дрон з висоти 500 метрів виконує спостереження за потенційною зоною розташування військових сил противника. Дрон оснащений камерою високої роздільної здатності, яка передає відеопотік у реальному часі до командного пункту. Завдання: автоматично ідентифікувати військову техніку (наприклад, танки, артилерійські установки, бронетранспортери) у межах певної області, оцінити її кількість, визначити розташування та побудувати карту їх розміщення.

Реалізація з використанням YOLO. Етап отримання даних:

Дрон передає відеопотік у форматі HD, а окремі кадри передаються до серверної системи для обробки. Кадри проходять первинну обробку для видалення шумів та корекції освітлення. Зображення оптимізуються до фіксованого розміру (наприклад, 640x640 пікселів) для сумісності з моделлю YOLO.

Обробка даних YOLO:

Модель YOLO, попередньо навчена на наборі даних з військовою технікою (танки, БТР, артилерійські установки), аналізує кожен кадр. Наприклад, модель визначає об'єкт як танк із впевненістю 95%, прогножуючи обмежувальну рамку навколо нього і додаючи мітку «Танк». Одночасно інші об'єкти, такі як цивільні автомобілі, можуть ігноруватися або класифікуватися з меншою впевненістю, що зменшує кількість хибних спрацьовувань [33].

Аналіз результатів:

На основі оброблених кадрів система визначає, що в області знаходиться, наприклад, 5 танків і 3 БТРИ. Їхні координати визначаються на основі метаданих аерофотознімків і наноситься на карту. Система також фіксує, що одна з машин перебуває в русі, оскільки модель інтегрована з алгоритмом відстеження (наприклад, DeepSORT), який аналізує зміни положення об'єктів між кадрами.

Передача інформації:

У режимі реального часу інформація про виявлену техніку передається до командного пункту. Аналітики отримують карту із зазначенням розташування

військової техніки, кількісного складу та можливого маршруту її пересування. Наприклад, на основі аналізу траєкторії руху техніки система прогнозує, що колона танків рухається в напрямку мосту, який є стратегічно важливим об'єктом.

Реакція на зміни:

Якщо у відеопотоці з'являються нові об'єкти, система автоматично оновлює дані. Наприклад, при появі іншого типу техніки, такого як артилерійська установка, YOLO визначає її клас і додає на карту. Це дозволяє оперативно реагувати на зміни ситуації.

Результати:

У цьому прикладі YOLO дозволяє виконувати автоматичне розпізнавання та аналіз військової техніки за лічені секунди, зменшуючи навантаження на аналітиків і підвищуючи точність та швидкість прийняття рішень. Завдяки використанню теплових або інфрачервоних зображень додатково можна виявляти техніку в нічний час або при спробах маскуванню, наприклад, під деревами.

Цей практичний приклад демонструє, як інтеграція YOLO у систему аерофотозйомки може значно підвищити ефективність військових операцій, забезпечуючи своєчасне і точне отримання інформації для планування тактичних дій [34].

Основи розпізнавання об'єктів на основі аерофотозйомки

Розпізнавання об'єктів на основі аерофотозйомки є складним завданням, яке поєднує в собі аналіз зображень, обробку великих обсягів даних і застосування алгоритмів машинного навчання для автоматизації процесу. Основою цього підходу є здатність алгоритмів виділяти значущі об'єкти з візуального фону, враховуючи умови зйомки, характеристики об'єктів і їхній просторовий контекст. Аерофотозйомка, отримана з дронів, супутників чи літаків, надає зображення великих територій, часто з високою роздільною здатністю, але також із багатьма викликами, такими як зміщення перспективи, шум, тіньові області та складний фон. Однією з ключових задач є адаптація

зображень до автоматизованої обробки. Знімки, зроблені з висоти, зазвичай мають високу роздільну здатність, що дозволяє виявляти дрібні деталі, але водночас створює навантаження на системи обробки. Для розпізнавання об'єктів зображення поділяються на сегменти, де кожен фрагмент аналізується окремо, з урахуванням текстурних і геометричних характеристик. Наприклад, об'єкти військової техніки часто мають регулярні форми, такі як прямокутники чи трапеції, що допомагає алгоритмам виділяти їх на тлі природного ландшафту, який зазвичай є більш хаотичним [35].

Контекст відіграє важливу роль у розпізнаванні. Наприклад, розташування військової техніки часто має певні особливості, такі як розміщення біля доріг, баз або в місцях, які мають стратегічну цінність. Це дозволяє використовувати додаткову інформацію, таку як географічні дані або топографічні карти, для уточнення результатів. Алгоритми можуть не лише виявляти окремі об'єкти, але й аналізувати їхні групи, визначаючи скупчення техніки чи специфічні конфігурації, які вказують на певні види діяльності, наприклад, підготовку до бойових дій.

Особливістю аерофотозйомки є різноманітність умов зйомки, що ускладнює розпізнавання. Наприклад, зображення можуть бути отримані під різними кутами, у різні пори дня чи за різних погодних умов. У таких випадках алгоритми розпізнавання повинні бути стійкими до змін освітлення, тіней і шумів. Це вимагає використання методів нормалізації та аугментації даних, які допомагають адаптувати моделі до широкого спектра сценаріїв [36].

Для ефективного розпізнавання об'єктів також важлива інтеграція спектральної інформації. Наприклад, окрім звичайних видимих зображень, аерофотозйомка може включати дані з інфрачервоних чи теплових камер. Це дозволяє виявляти об'єкти, які важко розпізнати у видимому спектрі, наприклад, техніку, замасковану під рослинність. Інфрачервоні зображення також можуть використовуватися для виявлення активної техніки, яка випромінює тепло, навіть якщо вона прихована від видимих камер [37].

Алгоритми, такі як YOLO, є ключовими у розпізнаванні об'єктів, оскільки вони поєднують швидкість і точність, дозволяючи виконувати завдання в реальному часі. Їх застосування передбачає поділ зображення на сітку, де кожна клітинка аналізується окремо, що дає змогу виявляти об'єкти різного розміру та розташування. Це важливо для військових завдань, де на одному знімку можуть бути представлені як великогабаритні танки, так і невеликі безпілотники.

Розпізнавання об'єктів на основі аерофотозйомки також включає прогнозування динамічних змін. У військових умовах важливо не лише ідентифікувати об'єкти, але й аналізувати їхні рухи. Алгоритми можуть використовувати серії зображень або відеопотоки для відстеження об'єктів у часі, що дозволяє оцінювати напрямки переміщення, швидкість і можливі цілі. Наприклад, виявлення колони техніки, яка рухається в певному напрямку, може вказувати на підготовку до наступу. Основи розпізнавання об'єктів на основі аерофотозйомки включають багаторівневий аналіз, що поєднує обробку зображень, врахування контексту і використання сучасних алгоритмів глибокого навчання. Цей підхід дозволяє вирішувати складні завдання ідентифікації у широкому спектрі сценаріїв, забезпечуючи точність і ефективність навіть у складних умовах [38].

3.2 Визначення та особливості аерофотозйомки у військових цілях

Аерофотозйомка у військових цілях є одним із ключових методів спостереження та збору розвідувальної інформації, що базується на отриманні зображень місцевості з повітряних платформ, таких як дрони, літаки чи супутники. Основна мета цього процесу — виявлення, аналіз і моніторинг об'єктів, які можуть мати стратегічне чи тактичне значення, включаючи військову техніку, оборонні споруди, логістичні маршрути та інфраструктуру противника. Особливості аерофотозйомки у військовому контексті полягають у її здатності забезпечувати високоточні дані в реальному часі, що критично важливо для прийняття оперативних рішень.

Однією з ключових характеристик аерофотозйомки є її широкий охоплення. Завдяки використанню висотних платформ, таких як супутники чи висотні дрони, можна отримувати зображення великих територій за короткий час. Це особливо важливо для моніторингу фронтових зон або територій, де ймовірно зосередження військових сил противника. Наприклад, зображення можуть використовуватися для оцінки кількості техніки, визначення маршрутів її переміщення чи ідентифікації місць дислокації. Аерофотозйомка також має високу точність, що досягається завдяки сучасним сенсорам, які забезпечують зйомку з високою роздільною здатністю. Це дозволяє виявляти навіть дрібні деталі, такі як типи озброєння на техніці чи специфічні елементи інфраструктури. Наприклад, супутникові системи сьогодні можуть розпізнавати об'єкти розміром у кілька сантиметрів, що робить цей метод надзвичайно ефективним для ідентифікації військових цілей. У військовому контексті важливу роль відіграє мультиспектральна і тепловізійна зйомка, яка дозволяє виявляти об'єкти навіть у складних умовах, таких як ніч, туман або сильне маскування. Наприклад, тепловізійна камера здатна ідентифікувати військову техніку за тепловим випромінюванням, що є характерним для працюючих двигунів або нагрітих поверхонь. Мультиспектральні сенсори можуть виявляти зміни у рослинності, спричинені рухом техніки, навіть якщо самі об'єкти приховані [39].

Ще однією особливістю є можливість багаторазового використання аерофотозйомки для моніторингу змін у часі. Регулярна зйомка одних і тих самих територій дозволяє створювати хронологічні серії зображень, які показують, як змінюється розташування військових сил, як зводяться оборонні споруди або які маршрути використовуються для логістики. Це особливо корисно для прогнозування дій противника чи оцінки ефективності власних операцій. Аерофотозйомка у військових цілях характеризується також високими вимогами до оперативності. У бойових умовах зображення мають оброблятися й аналізуватися майже миттєво, щоб надати командирам точну інформацію для прийняття рішень. Це вимагає інтеграції методів автоматизованого розпізнавання, таких як YOLO, які дозволяють обробляти великі обсяги даних у реальному часі.

Особливості військової аерофотозйомки також включають використання складних траєкторій польотів, які забезпечують покриття ключових зон інтересу, мінімізуючи ризик виявлення чи перехоплення. Наприклад, дрони можуть виконувати зйомку на низьких висотах для отримання деталізованих зображень, уникаючи при цьому зон ураження засобів ППО противника.

Однак аерофотозйомка у військових цілях стикається з викликами. Один із них — це складність обробки зображень із високим рівнем шуму, наприклад, через погодні умови, задимлення чи інші перешкоди. Також об'єкти можуть бути замаскованими або зливатися з навколишнім ландшафтом. Для вирішення цих проблем використовуються сучасні алгоритми глибокого навчання, які здатні виявляти об'єкти за мінімальними ознаками, враховуючи їхній контекст і специфіку розташування. Аерофотозйомка у військових цілях є надзвичайно потужним інструментом, який забезпечує стратегічну перевагу завдяки точності, швидкості й універсальності. Її ефективне застосування вимагає інтеграції сучасних технологій, здатних обробляти великі обсяги даних і забезпечувати своєчасний доступ до релевантної інформації для військового планування та тактичних дій [40].

3.3 Проблеми при обробці зображень, отриманих за допомогою дронів та супутників

Обробка зображень, отриманих за допомогою дронів та супутників, стикається з низкою серйозних проблем, які впливають на точність і швидкість аналізу даних. Основні виклики пов'язані зі специфікою умов зйомки, обмеженнями обладнання та складністю обробки великих обсягів інформації у реальному часі. Ці проблеми стають особливо критичними в умовах, коли потрібен високий рівень автоматизації для швидкого прийняття рішень, наприклад, у військових операціях чи екстрених ситуаціях.

Однією з основних проблем є неоднорідність зображень, яка виникає через варіативність умов зйомки. Дрони та супутники працюють на різних висотах, за різного освітлення та погодних умов, що створює значні коливання у якості зображень. Наприклад, знімки, зроблені в умовах сильного сонячного світла, можуть мати глибокі тіні, які ускладнюють розпізнавання об'єктів. У нічний час або при поганій видимості, наприклад, через туман чи задимлення, навіть високотехнологічні сенсори можуть втрачати деталізацію. Це потребує впровадження алгоритмів, здатних адаптуватися до таких змін і компенсувати їх. Іншою значною проблемою є вплив шумів та перешкод на якість даних. Зображення з дронів можуть страждати від вібрацій чи рухів, викликаних вітром або нестабільністю платформи, що призводить до розмитості знімків. У випадку супутників, атмосферні явища, такі як хмари чи пилові бурі, можуть блокувати частину видимого спектра або створювати спотворення. Наприклад, при спостереженні за місцевістю через щільний шар хмар супутникові зображення стають менш придатними для прямого аналізу, і потрібна спеціалізована обробка, наприклад, за допомогою радарних або інфрачервоних даних [41].

Ще одним викликом є складність виявлення об'єктів на фонах із високою текстурною складністю. Для зображень з дронів та супутників характерні великі території, де об'єкти, такі як військова техніка чи будівлі, можуть бути частково або повністю замаскованими природними елементами — деревами, чагарниками або навіть тінями. Наприклад, танк, розташований під деревами, може виглядати

як частина ландшафту, якщо алгоритм не має достатніх даних для розпізнавання характерних форм.

Висока роздільна здатність зображень, яка є перевагою аерофотозйомки, водночас створює проблему обробки великих обсягів даних. Одне зображення може займати сотні мегабайт, і для його аналізу потрібні значні обчислювальні ресурси. У випадку відеопотоку з дрона це навантаження зростає в рази. Наприклад, під час моніторингу бойових дій дрони можуть передавати десятки зображень щосекунди, і для забезпечення реального часу потрібні оптимізовані алгоритми, такі як YOLO, здатні працювати з такими обсягами без значних затримок. Ще одна проблема полягає у невідповідності між геометрією об'єктів і перспективними спотвореннями. Наприклад, зображення, зроблені з великої висоти супутниками, мають менше спотворень, але можуть втрачати дрібні деталі. Натомість знімки з дронів, виконані під гострим кутом, можуть мати значні геометричні спотворення, які ускладнюють розпізнавання форм. Алгоритми обробки мають компенсувати такі ефекти, забезпечуючи коректну геоприв'язку та правильне масштабування об'єктів [42].

Крім того, розпізнавання об'єктів у динамічних сценаріях створює додаткові труднощі. У військових чи рятувальних операціях дрони часто знімають сцени з рухомими об'єктами, такими як техніка або люди. Виявлення і відстеження таких об'єктів у реальному часі потребує синхронізації між алгоритмами розпізнавання та відстеження. Наприклад, якщо військова колона змінює маршрут у процесі моніторингу, система повинна не лише виявити цю зміну, але й правильно інтерпретувати її.

Проблемою також є обмежена доступність еталонних даних для навчання алгоритмів, особливо в контексті військових об'єктів. Реальні знімки військової техніки часто є секретними або обмеженими за кількістю, що створює труднощі у створенні репрезентативних навчальних наборів. Це може призводити до недостатньої узагальнюваності моделей, які втрачають точність на нових типах даних або в нетипових сценаріях. Проблеми, пов'язані з обробкою зображень із дронів та супутників, охоплюють широкий спектр викликів, пов'язаних із якістю

даних, технічними обмеженнями та складністю аналітичних задач. Для їх вирішення необхідна інтеграція сучасних алгоритмів обробки зображень, машинного навчання та ефективних обчислювальних платформ, які забезпечують баланс між швидкістю та точністю аналізу [43].

3.4 Алгоритми та методи розпізнавання об'єктів: традиційні та сучасні підходи

Алгоритми та методи розпізнавання об'єктів є основою для аналізу візуальних даних, отриманих із зображень чи відеопотоків. Вони забезпечують автоматизацію складного процесу, який включає виявлення, класифікацію та визначення положення об'єктів на зображеннях. Сучасні підходи до розпізнавання поєднують класичні методи комп'ютерного зору з алгоритмами глибокого навчання, що дозволяє досягати високої точності навіть у складних умовах, таких як часткове маскування об'єктів, перекриття чи неоднорідність фону. Класичні алгоритми, такі як методи сегментації, виділення контурів та кластеризація, використовуються для виділення областей інтересу на зображеннях. Наприклад, методи виділення країв, як-от алгоритм Кані, ідентифікують межі об'єктів на основі змін яскравості пікселів. Однак ці підходи мають обмеження, оскільки вони чутливі до шуму та змін освітлення. У задачах із високою складністю сцени, де об'єкти можуть перекриватися або мати складні текстури, класичні методи часто виявляються недостатньо ефективними. Із появою алгоритмів глибокого навчання відбулося значне покращення точності та адаптивності систем розпізнавання. Глибокі нейронні мережі, зокрема згорткові нейронні мережі (CNN), стали ключовими інструментами для аналізу зображень. Їх особливість полягає у здатності автоматично навчатися релевантним ознакам об'єктів із великих наборів даних, що робить ці методи менш залежними від попередньої обробки чи ручного інженерного аналізу ознак. Наприклад, CNN здатні розпізнавати військову техніку на зображеннях, навіть якщо вона злегка замаскована або перебуває в складному контексті, наприклад, на тлі рослинності [44].

Одним із проривних методів глибокого навчання став алгоритм YOLO (You Only Look Once), який поєднує виявлення та класифікацію об'єктів в єдиний процес. Замість поділу задачі на два окремі етапи — визначення областей інтересу та їх класифікацію, — YOLO розглядає всю сцену як єдине ціле. Це дозволяє значно пришвидшити обробку даних, зберігаючи високу точність.

Наприклад, в аналізі аерофотозйомки YOLO може визначити танк на відкритому полі, класифікувати його та надати координати його розташування за доли секунди.

Інші алгоритми, такі як Faster R-CNN та Mask R-CNN, також використовуються для розпізнавання об'єктів, але відрізняються підходом. Faster R-CNN передбачає два етапи: перший для генерації регіонів, де можуть бути об'єкти, а другий для їх класифікації. Mask R-CNN розширює цей підхід, додаючи можливість сегментації, що дозволяє точно визначати контури об'єктів. Ці методи забезпечують високу точність у задачах, де важлива деталізація, наприклад, для визначення форми або стану військової техніки. Важливим аспектом сучасних алгоритмів є їх адаптивність до роботи з різними типами даних. Наприклад, для теплових або мультиспектральних зображень, де об'єкти можуть бути невидимі у звичайному спектрі, моделі глибокого навчання можуть навчатися на спеціалізованих даних, щоб виявляти характерні ознаки об'єктів, такі як теплове випромінювання двигунів або зміни у рослинності, спричинені рухом техніки.

Також сучасні методи враховують контекст сцени. Наприклад, алгоритми уваги (attention mechanisms) дозволяють моделі фокусуватися на найбільш релевантних частинах зображення, ігноруючи фон. Це особливо корисно у військових задачах, де техніка може бути частково прихованою або розташованою у складних умовах, таких як камуфляж під деревами чи маскування під інфраструктуру. Використання ансамблевих методів, де кілька моделей працюють разом, також набирає популярності. Наприклад, поєднання YOLO для швидкого виявлення та Mask R-CNN для сегментації забезпечує як оперативність, так і деталізацію результатів. Це дозволяє створювати комплексні системи, які можуть бути використані для аналізу великомасштабних зображень, наприклад, у супутниковій аерофотозйомці.

Сучасні алгоритми розпізнавання об'єктів поєднують потужність глибокого навчання з ефективною обробкою даних, забезпечуючи високу точність навіть у складних умовах. Їх адаптивність і можливість інтеграції з

іншими технологіями роблять їх основою для автоматизації візуального аналізу в багатьох сферах, включаючи військову розвідку, моніторинг інфраструктури та управління ресурсами.

Традиційні та сучасні підходи

Традиційні та сучасні підходи до розпізнавання об'єктів суттєво відрізняються як у методах обробки даних, так і в рівні автоматизації та точності, що вони забезпечують. Традиційні методи формували основу для аналізу зображень у ранні етапи розвитку комп'ютерного зору, але їхній потенціал обмежувався ручною інженерією ознак і низькою стійкістю до складних умов. Сучасні підходи, засновані на глибокому навчанні, зумовили революційні зміни у галузі, зробивши можливим точне розпізнавання об'єктів навіть у складних і динамічних середовищах.

Традиційні підходи спиралися на алгоритми, які використовували попередньо визначені ознаки об'єктів, такі як краї, текстури, кольори чи форми. Наприклад, методи виділення країв, такі як алгоритм Кані, застосовувалися для виявлення меж об'єктів, а гістограми орієнтованих градієнтів (HOG) дозволяли аналізувати форми та орієнтацію елементів на зображенні. Ці підходи добре працювали у контрольованих умовах, коли об'єкти мали чіткі контури та незначну варіативність у зовнішньому вигляді. Наприклад, виявлення автомобілів на асфальтованій дорозі за допомогою HOG було можливим завдяки контрасту між фоном і об'єктом. Однак традиційні методи стикалися з серйозними обмеженнями у складних середовищах. Наприклад, у задачах розпізнавання військової техніки на аерофотознімках, де об'єкти можуть бути частково замаскованими, перекритими іншими елементами сцени чи злитими з фоном, такі алгоритми виявлялися недостатньо гнучкими. Залежність від ручного налаштування ознак та складність адаптації до нових даних обмежували їхнє застосування.

Сучасні підходи, засновані на глибокому навчанні, стали значним проривом у цій галузі завдяки здатності нейронних мереж автоматично вивчати релевантні ознаки з даних. Наприклад, згорткові нейронні мережі (CNN) здатні

ідентифікувати складні патерни, такі як текстури військової техніки чи її унікальні форми, без необхідності попереднього ручного налаштування. Це забезпечує адаптивність моделей до широкого спектра сценаріїв, включаючи зображення з поганою якістю, низькою роздільною здатністю чи зашумленістю.

Однією з ключових відмінностей сучасних методів є їх здатність працювати з великими обсягами даних і різними джерелами інформації. Наприклад, моделі, такі як YOLO чи Faster R-CNN, одночасно виявляють і класифікують об'єкти, що значно пришвидшує процес аналізу. Для військових задач це дозволяє оперативно ідентифікувати техніку, навіть якщо вона розташована у складному контексті, наприклад, частково прихована деревами чи розташована серед інших об'єктів. Сучасні підходи також включають можливість роботи з різними типами зображень, включаючи мультиспектральні та тепловізійні дані. Наприклад, глибокі нейронні мережі здатні інтегрувати інформацію з інфрачервоних зображень, щоб виявляти теплові сигнатури об'єктів, таких як працюючі двигуни військової техніки. Це суттєво розширює можливості розпізнавання, дозволяючи працювати у складних умовах, де традиційні методи були б безсилими. Важливою особливістю сучасних підходів є їх стійкість до змін умов зйомки. Завдяки використанню великих і різноманітних навчальних наборів даних моделі можуть узагальнювати знання, забезпечуючи точність навіть у нових чи нетипових сценаріях. Наприклад, якщо модель навчена на даних військової техніки у літніх умовах, вона зможе розпізнавати її взимку, коли об'єкти частково вкриті снігом [45].

Сучасні підходи також значно краще інтегруються у системи реального часу. Наприклад, алгоритми, такі як YOLO, здатні обробляти відеопотоки у реальному часі, забезпечуючи миттєвий аналіз ситуації. Це є критично важливим у військових операціях, де кожна секунда може впливати на тактичне рішення. Наприклад, під час моніторингу військової колони дрони можуть передавати відео, яке аналізується системою для визначення типу техніки, її кількості та можливого маршруту.

Еволюція від традиційних до сучасних підходів у розпізнаванні об'єктів демонструє перехід від обмежених, ручних методів до потужних, автоматизованих систем, здатних працювати в умовах складних і динамічних сценаріїв. Цей прогрес значно розширив можливості аналізу візуальних даних, зробивши його більш точним, ефективним та універсальним.

ВИСНОВКИ

У процесі дослідження було всебічно розглянуто розробку методу розпізнавання військової техніки на основі аерофотозйомки із використанням методу YOLO. Ця робота продемонструвала, як сучасні алгоритми глибокого навчання можуть ефективно вирішувати задачі, які вимагають не лише точності, але й швидкості аналізу в умовах реального часу. Розуміння проблем, пов'язаних з якістю даних, умовами зйомки та специфікою військових об'єктів, дозволило виявити ключові аспекти, які впливають на успіх автоматизованих систем розпізнавання. Аерофотозйомка є потужним джерелом даних, здатним забезпечити широкий огляд місцевості та детальний аналіз об'єктів. Однак її ефективне використання залежить від здатності алгоритмів обробляти неоднорідні, зашумлені та спотворені зображення. У цьому контексті метод YOLO проявив себе як інструмент, що поєднує точність виявлення з високою швидкістю роботи. Це зробило його придатним для задач військової розвідки, де потрібна швидка обробка великих обсягів даних для своєчасного прийняття рішень.

У ході роботи були проаналізовані виклики, пов'язані з використанням даних з аерофотозйомки. Зокрема, підкреслено важливість адаптації моделі до змін умов зйомки, таких як освітлення, атмосферні перешкоди та перспективні спотворення. Виявилось, що ефективність розпізнавання залежить не лише від технічної реалізації алгоритму, але й від підготовки даних, включаючи їх анотацію, нормалізацію та аугментацію. Саме ці етапи забезпечують здатність моделі працювати у різних сценаріях. Дослідження продемонструвало, що YOLO є потужним інструментом для роботи з реальними військовими даними завдяки своїй здатності розпізнавати об'єкти різного розміру і масштабу. Крім того, його інтеграція з іншими технологіями, такими як тепловізійні сенсори або системи відстеження, дозволяє створювати багатофункціональні платформи для аналізу бойових зон. Це відкриває перспективи для використання YOLO не лише в статичному аналізі, але й у динамічному прогнозуванні дій противника, включаючи моніторинг переміщень техніки та визначення маршрутів.

У роботі також акцентовано на важливості автоматизації аналізу в умовах реального часу. Це особливо критично у військових операціях, де час реакції може бути вирішальним фактором. Використання YOLO дозволяє значно скоротити час на обробку зображень, що є суттєвою перевагою в умовах сучасного бойового середовища. Наприклад, завдяки алгоритму можна оперативно ідентифікувати скупчення техніки, оцінити її тип і передати ці дані для прийняття стратегічних рішень.

Загалом, результати роботи свідчать про те, що розробка та впровадження методу розпізнавання на основі YOLO здатні суттєво покращити ефективність обробки даних аерофотозйомки. Ця технологія може знайти застосування в широкому спектрі завдань — від військової розвідки до моніторингу інфраструктури та управління кризовими ситуаціями. Отримані результати вказують на необхідність подальшого розвитку алгоритмів для ще більшої адаптації до складних умов, таких як багатоканальні зображення, динамічні сцени та високий рівень маскування об'єктів.

Виконана робота не лише підтвердила практичну цінність методу YOLO для розпізнавання військової техніки, але й відкрила нові перспективи для його використання в задачах, які вимагають автоматизації та аналізу великих обсягів даних у реальному часі.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Бойченко С.В., Іванченко О.В. Положення щодо дипломних робіт (проектів) випускників Національного авіаційного університету. – К.: НАУ, 2021. – 63 с.

2. Коваленко Н.П., Лисенко Ю.І. та ін. Застосування нейронних мереж у завданнях автоматичної класифікації зображень // Матеріали II Міжнародної науково-технічної конференції "Проблеми та перспективи розвитку сучасної техніки та технологій". – Київ, 2021. – С. 111-114.

3. Родіонов О.С., Черкаський В.Ю. Методи обробки та аналізу знімків аеророзвідки для військових задач / Родіонов О.С., Черкаський В.Ю. // Військова техніка, 2019. – № 1 (21). – С. 43-49.

4. Березін А.В., Гудков О.М., Кіпріянов І.В. Автоматизована система розпізнавання військової техніки на зображеннях / Березін А.В., Гудков О.М., Кіпріянов І.В. // Збірник наукових праць Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна, серія "Радіофізика та електроніка", вип. 23. – ХНУ, 2018. – С. 122-131.

5. Абрамов С.В., Лупаленко О.В., Манжай О.В. Аналіз автоматизованих систем виявлення та розпізнавання об'єктів Збройних сил Російської Федерації. – Збірник наукових праць «InterConf» 95, цільові орієнтири науки у XXI столітті. – 2022. – С. 893–905.

6. Mustafin R., Isakov I., Kussainov T. Recognition of military equipment on aerial photographs using convolutional neural networks. – International Journal of Engineering & Technology, 7(4.6). – 2019. – P. 29-33.

7. Ouyang W., Luo P., Zeng W., Zhong Z., Li X. Convolutional neural networks for pedestrian detection: A survey. – IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 28(4). – 2018. – P. 969-982.

8. Chen L.C., Papandreou G., Kokkinos I., Murphy K., Yuille A.L. Deeplab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected crfs. – IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 40(4). – 2018. – P. 834-848.

9. Li P., Qi Y., Zhang S., Wang C. Object detection based on deep learning: A review. – Journal of Sensors, 2019. – P. 1-13.
10. Железняк О.О., Чубко Л.С. Космічна фотограмметрія. Київ: Міністерство освіти і науки, молоді та спорту України, 2021. 216 с.
11. Бурштинська Х.В., Станкевич С.А. Аерокосмічні знімальні системи. Львів: Видавництво Львівської політехніки, 2020. 292 с.
12. Байрак Г.Р., Муха Б.П. Дистанційні дослідження Землі: навчальний посібник. Львів: Видавничий центр ЛНУ імені Івана Франка, 2020. 712 с.
13. Atiqur Rahman, Wang Y. Optimizing Intersection-Over-Union in Deep Neural Networks for Image Segmentation. Режим доступу: <https://www.cs.umanitoba.ca/~ywang/papers/isvc16.pdf>.
14. Christian Szegedy. Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision. Режим доступу: https://www.cv-foundation.org/openaccess/content_cvpr_2016/papers/Szegedy_Rethinking_the_Inception_CVPR_2019.pdf.
15. Rayed Bin Wahed. Comparative Analysis between Inception-v3 and Other Learning Systems using Facial Expressions Detection. Режим доступу: http://dspace.bracu.ac.bd/xmlui/bitstream/handle/10361/6397/12201020%20%26%2016141024_CSE.pdf.
16. Лазебний В.С., Попович П.В. Цифрова обробка зображень: методичні рекомендації до виконання лабораторних робіт для студентів спеціальностей «Аудіо-, відео- та кілотехніка» усіх форм навчання. Київ: НТУУ «КПІ», 2019. 73 с.
17. Kaiming He, Xiangyu Zang, Shaoqing Ren, Jian Sun. Deep Residual Learning for Image Recognition. Режим доступу: https://www.cv-foundation.org/openaccess/content_cvpr_2016/papers/He_Deep_Residual_Learning_CVPR_2019_paper.pdf.
18. Nguyen H. Швидка система виявлення об'єктів на базі архітектури mobilenetv2 і покращеної піраміди ознак. Журнал теоретичної та прикладної інформаційної технології, 98 (05) – 2020. – С. 145-156.

19. Ojala T., Pietikainen M., Maenpää T. Багатороздільна класифікація текстур у відтінках сірого з інваріантністю до обертання з використанням локальних бінарних шаблонів. – IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 24(7). – 2021. – С. 971-987.

20. Simard P.Y. Найкращі практики застосування згорткових нейронних мереж для аналізу візуальних документів / Steinkraus D., J.C. Platt // Режим доступу: <https://ieeexplore.ieee.org/document/1227801>.

21. Matusugu M., Katsuhiko M., Yusuke M., Yuji K. Проектування архітектури згорткових нейронних мереж за допомогою генетичних алгоритмів. – Міжнародний журнал передових мереж, моніторингу і управління, Том 6. – 2021 – С. 555–559.

22. Van den Oord A., Dieleman S., Schrauwen B. Вивчення варіацій у природних зображеннях за допомогою глибоких моделей Гауссової суміші. – Advances in Neural Information Processing Systems, Vol. (4). – 2018. – С. 3518-3526.

23. Collobert R., Weston J. Глибоке навчання через напівконтрольоване вбудовування. – Матеріали 25-ї Міжнародної конференції з машинного навчання, ICML '08. – Нью-Йорк, США: ACM. – 2018. – С. 160–167.

24. DeepLearning 0.1. LISA Lab. Посилання: <https://github.com/lisa-lab/DeepLearningTutorials>

25. Habibi A.H., Elnaz J.H. Довідник зі згорткових нейронних мереж: практичне застосування до виявлення та класифікації дорожніх знаків. – Cham: Springer International Publishing. – 2019. – 348 с.

26. Military Vehicles Tracking. Посилання: https://github.com/LinSinorodin/Military_Vehicles_Tracking.

27. Military Vehicles Image Recognition. Посилання: <https://github.com/AlexandreSajus/Military-Vehicles-Image-Recognition>.

28. Пелех А.В. Принципи ідентифікації військової техніки на зображеннях, отриманих засобами аеророзвідки / Пелех А.В., Дехтяренко Д.Т., Рябчук Н.А. // Матеріали міжнародної науково-технічної конференції "Інтелектуальні

технології лінгвістичного аналізу" (24–25 жовтня 2023 року, м. Київ). – Київ: НАУ, 2023. – Стор. 68.

29. Пелех А.В. Розробка програмного модуля для розпізнавання військової техніки на аеророзвідувальних знімках / Апенько Н.В., Пелех А.В. // Матеріали науково-практичної конференції "Сучасні тенденції розвитку системного програмування" (23–24 листопада 2023 року). – Київ: НАУ, 2023. – Стор. 48–50.

30. Безпека військової діяльності: навчальний посібник / А. М. Сиротенко, І. В. Баркатов, А. О. Касєєв, О. М. Бриксін, Ю. В. Цепляєв. Харків: ХІТВ, 2021. 112 с.

31. Охорона праці та безпека військової діяльності: навчальний посібник / О. П. Северин, В. М. Богомаз, М. В. Боренко, В. Г. Лоза, І. Є. Крамар, О. І. Шаптала; Дніпропетровський національний університет залізничного транспорту імені академіка В. Лазаряна. Дніпро, 2018. 208 с.

32. Основи охорони праці: підручник / М. П. Гандзюк, Е. П. Желібо, М. О. Халимовський. Київ: Каравела, 2020. 393 с.

33. Гігієна праці на виробництві: навчальний посібник для студентів вищих навчальних закладів / Є. О. Геврик, Н. П. Пешко. Київ: Ельга Ніка Центр, 2004. 276 с.

34. Гігієнічна класифікація умов праці за показниками шкідливості та небезпечності факторів виробничого середовища, важкості та напруженості трудового процесу. Затверджено наказом МОЗ від 27 березня № 382. Київ: МОЗ України, 2020. 34 с.

35. Системи управління охороною праці: навчальний посібник / Г. Г. Гогіташвілі. Київ: ІСДО, 2020. 252 с.

36. Державна цільова соціальна програма забезпечення пожежної безпеки на 2012-2015 роки: постанова Кабінету Міністрів України від 27 червня 2012 року № 590 // Офіційний вісник України, 2019, № 50, с. 445-469.

37. Чжан, Ю., Чжан, Х., Хуан, Ц., Хань, Ю. і Чжао, М. (2024). DsP-YOLO: анкернезалежна мережа з DsPAN для виявлення малих об'єктів з багат шаровими дефектами. Expert Systems with Applications, 241, 122669.

- 38 Патель, М., Лю, Х. С., Ян, К., Тассоне, К., Ескотт, Б. і Томец, Дж. (2024). Метрики контуру спини у 3D при прогнозуванні прогресування ідіопатичного сколіозу: ретроспективний когортний аналіз, серія випадків та доказ концепції. *Children*, 11(2), 159.
39. Ван, Ц., Лу, Ц., Гао, Л., і Хе, Г. (2024). Відстеження об'єктів на основі трансформера за допомогою анкерно-орієнтованих запитів і шаблонного зіставлення. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 24(1).
40. Лу, Х., Ніе, Дж. (2024). Груба реєстрація точкового хмари на основі виявлення глибинного локального екстремума та уважного опису. *Multimedia Systems*, 30(1), 23.
41. Моксяков А., Ву Й., Гадсен С.А., Яні Дж., АльШабі М. Об'єктне виявлення та трекінг з використанням YOLO і фільтра ковзних інновацій. *Sensors*, 2024; 24(7):2107. <https://doi.org/10.3390/s24072107>
42. Діван, Т., Анірудх, Г., та Тембхурне, Дж. В. (2023). Виявлення об'єктів за допомогою YOLO: виклики, архітектурні наступники, набори даних та застосування. *Multimedia Tools and Applications*, 82(6), 9243-9275.
43. Ду, Дж. (2018, Квітень). Розуміння виявлення об'єктів на основі CNN-сімейства та YOLO. У *Journal of Physics: Conference Series* (Том 1004, с. 012029). IOP Publishing.
44. Шафі, М. Дж., Чивл, Б., Лі, Ф., і Вонг, А. (2019). Fast YOLO: швидка система "дивись тільки раз" для реального часу вбудованого виявлення об'єктів у відео. arXiv preprint arXiv:1709.05943.
45. Чжан, З., Лу, Х., Цао, Г., Ян, Ю., Джао, Л., і Лю Ф. (2021). ViT-YOLO: система на основі трансформерів для виявлення об'єктів. У збірнику праць IEEE/CVF Міжнародної конференції з комп'ютерного зору (с. 2799-2808).