

Ірина Костянтинівна Синявська

ад'юнкт науково-організаційного відділення 3 року навчання,
спеціальність 126 – Інформаційні системи та технології

Військового інституту Київського національного університету імені Тараса Шевченка (Київ, Україна)

E-mail: irinashatkovska@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2645-994x>

**АНАЛІЗ МЕТОДІВ ВИЯВЛЕННЯ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ
ОБ'ЄКТІВ ВІЙСЬКОВОГО ПРИЗНАЧЕННЯ**

У статті проведено аналіз сучасних методів і алгоритмів виявлення та класифікації об'єктів військового призначення на основі технологій комп'ютерного зору та глибокого навчання. Розглянуто підходи до розв'язання задач детекції об'єктів, їх ідентифікації та класифікації на зображеннях і відеопотоках. Особливу увагу приділено порівнянню одноетапних і двоетапних методів детекції, зокрема з погляду точності, швидкодії та стійкості до складних умов спостереження.

Проаналізовано переваги та недоліки сучасних алгоритмів нейронних мереж, а також їх придатність для використання в задачах реального часу. Визначено ключові критерії оцінювання ефективності алгоритмів, серед яких точність локалізації об'єктів, повнота виявлення та обчислювальна складність. Обґрунтовано доцільність використання різних підходів залежно від умов застосування та вимог до системи.

Отримані результати можуть бути використані при розробці інтелектуальних систем моніторингу, автоматизованого спостереження та підтримки прийняття рішень.

Ключові слова: детекція об'єктів, класифікація геообразень; комп'ютерний зір; глибоке навчання; нейронні мережі; одноетапні детектори; двоетапні детектори; військові об'єкти; обробка геообразень; розпізнавання образів.

Рис.: 9. Табл.: 4. Бібл.: 20.

Актуальність теми дослідження. В умовах стрімкого розвитку інформаційних технологій та зростання ролі автоматизованих систем спостереження особливої актуальності набувають задачі обробки та аналізу візуальної інформації. У сфері військового призначення ефективне виявлення та класифікація об'єктів є критично важливими для забезпечення ситуаційної обізнаності, оперативного прийняття рішень, одержання переваг над противником та підвищення рівня безпеки.

Застосування безпілотних літальних апаратів (БПЛА), супутникових систем спостереження та інших джерел геопросторових даних призводить до формування значних обсягів зображень і відео, що потребують автоматизованого аналізу в режимі реального часу [10; 13]. Традиційні методи обробки зображень виявляються недостатньо ефективними в умовах високої складності сцен, наявності перешкод, змін освітлення та маскування об'єктів.

Сучасні підходи, засновані на методах глибокого навчання, зокрема згорткових нейронних мережах, демонструють високі результати у задачах детекції та класифікації об'єктів [6; 9; 12]. Проте їх практичне застосування супроводжується рядом викликів, серед яких необхідність забезпечення високої точності виявлення при обмежених обчислювальних ресурсах, а також адаптація до змінних умов середовища.

Таким чином, дослідження та порівняльний аналіз сучасних методів виявлення і класифікації об'єктів військового призначення є актуальним завданням, що сприяє підвищенню ефективності інтелектуальних систем моніторингу, автоматизованого спостереження та підтримки прийняття рішень [3; 18].

Постановка проблеми. Незважаючи на значний прогрес у галузі комп'ютерного зору та глибокого навчання, існує низка проблем, що ускладнюють ефективне застосування сучасних алгоритмів у реальних умовах. До таких проблем належать складність сцен, наявність шумів, змінні погодні умови, маскування об'єктів, різноманітність масштабів і ракурсів, а також обмеження обчислювальних ресурсів для систем реального часу.

Крім того, існує необхідність досягнення компромісу між точністю виявлення та швидкістю алгоритмів, що є критичним для практичних застосувань. Одноетапні методи забезпечують високу швидкість обробки, проте можуть поступатися за точністю, тоді як двоетапні методи демонструють кращі результати виявлення, але потребують більших обчислювальних витрат.

Отже, актуальною науково-прикладною задачею є проведення системного аналізу існуючих методів і алгоритмів виявлення та класифікації об'єктів військового призначення з метою визначення їх ефективності, переваг і обмежень, а також обґрунтування вибору оптимальних підходів для конкретних умов застосування.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Останніми роками задача виявлення та класифікації об'єктів є однією з ключових у галузі комп'ютерного зору. Активний розвиток методів глибокого навчання, зокрема згорткових нейронних мереж, сприяв появі великої кількості ефективних алгоритмів детекції об'єктів, що значно перевершують класичні підходи за точністю та швидкодією.

Сучасні дослідження переважно зосереджені на двох основних підходах до детекції: одноетапних і двоетапних. Двоетапні методи, такі як Faster R-CNN, базуються на використанні механізму генерації регіонів-кандидатів з подальшою класифікацією, що забезпечує високу точність виявлення об'єктів (до ~94 %). У свою чергу, одноетапні алгоритми, зокрема YOLO та SSD, виконують детекцію за один прохід мережі (до 40–45 кадрів за секунду), що дозволяє досягти значно вищої швидкості обробки даних [14]. Це підтверджує наявність компромісу між точністю та продуктивністю, який є центральною проблемою при виборі алгоритму.

Окрім дослідження також приділяють увагу стійкості моделей до впливу зовнішніх факторів, таких як шум, погодні умови та зміни освітлення. Зокрема, показано, що ефективність моделей може суттєво змінюватися залежно від умов середовища, що є критичним для практичного застосування в реальних сценаріях.

Крім того, у наукових оглядах відзначається еволюція архітектур детекторів – від класичних R-CNN до сучасних модифікацій YOLO та оптимізованих двоетапних моделей. Значна увага приділяється зменшенню обчислювальної складності, підвищенню швидкодії та адаптації алгоритмів до роботи на вбудованих системах і мобільних пристроях.

Проведений автором аналіз сучасних публікацій свідчить про інтенсивний розвиток методів детекції об'єктів та наявність різних підходів, кожен з яких має свої переваги та обмеження. Водночас залишається актуальною задача вибору оптимального алгоритму з урахуванням конкретних умов застосування, що обумовлює необхідність подальших досліджень у цьому напрямі.

Виділення недосліджених частин загальної проблеми. Незважаючи на значну кількість наукових праць, присвячених методам виявлення та класифікації об'єктів на основі зображень і даних ДЗЗ, низка аспектів залишається недостатньо дослідженою, особливо у контексті об'єктів військового призначення.

По-перше, недостатньо вивченими залишаються питання стійкості сучасних моделей глибокого навчання до складних умов бойового середовища, зокрема до маскуванню об'єктів, змін освітлення, погодних умов та часткових перекриттів (occlusion). По-друге, обмежено досліджено проблему виявлення малорозмірних та замаскованих об'єктів, які є типовими для військових задач. По-третє, недостатньо розвинутими залишаються підходи до багатоджерельної (мультимодальної) інтеграції даних, коли одночасно використовуються супутникові знімки, дані з БПЛА, радарні сигнали та інші типи інформації. По-четверте, актуальною є проблема інтерпретованості рішень моделей глибокого навчання. У військових застосуваннях критично важливо розуміти логіку прийняття рішень системою, однак більшість сучасних моделей функціонують як «чорні скриньки», що ускладнює їх практичне використання. Крім того, недостатньо досліджено питання адаптації моделей до умов обмежених обчислювальних ресурсів, що є важливим для використання на борту безпілотних літальних апаратів або в польових умовах.

Таким чином, існує потреба у подальших дослідженнях, спрямованих на підвищення стійкості, точності, інтерпретованості та ефективності методів виявлення і класифікації об'єктів військового призначення в реальних умовах застосування.

Метою дослідження є проведення комплексного аналізу сучасних методів і алгоритмів виявлення та класифікації об'єктів військового призначення на основі технологій комп'ютерного зору та глибокого навчання, а також визначення їх ефективності, переваг і обмежень для використання в умовах реального часу.

Виклад основного матеріалу. Для сучасних бойових дій характерними особливостями є висока динаміка, величезні обсяги різномірної інформації, які потрібно швидко і ефективно опрацювати в режимі реального часу.

На сьогодні значна частина завдань автоматичного розпізнавання об'єктів уже досліджена та частково реалізована у вигляді практичних рішень. Використання сучасних моделей глибинного навчання дозволило суттєво підвищити точність і автоматизувати процес аналізу геопросторових даних.

Водночас реальні умови застосування істотно відрізняються від контрольованих середовищ, у яких зазвичай проводиться навчання та тестування моделей. Геопросторові зображення характеризуються складною структурою сцен, варіативністю масштабів і ракурсів, наявністю шумів, перешкод і маскування об'єктів, що часто спричинює зменшення ефективності сучасних методів виявлення військових об'єктів [3, 18].

Попри досягнутий прогрес, залишаються відкритими низка науково-технічних проблем, зокрема:

- забезпечення високої точності розпізнавання в умовах обмеженої видимості, маскування та часткового перекриття об'єктів;
- підвищення стійкості моделей до змін умов зйомки (освітлення, погодні умови, ракурси, масштаби);
- дефіцит якісних, репрезентативних і добре анотованих навчальних вибірок;
- необхідність зниження обчислювальної складності моделей для їх використання в системах реального часу;
- забезпечення узагальнюючої здатності моделей при переході до нових типів об'єктів і умов середовища.

Для забезпечення прийняття ефективних управлінських рішень в умовах ведення бойових дій ключове значення має наявність точних, актуальних та просторово детальних даних щодо об'єктів, розташованих як на земній поверхні, так і в повітряному просторі. Такі дані формуються на основі використання технологій ГІС та ДЗЗ, що забезпечують інтеграцію, обробку та аналіз багатошарової просторової інформації. Отримані геопросторові дані є основою для побудови актуальних моделей оперативної обстановки, сприяють своєчасному виявленню її змін та підвищують рівень обґрунтованості управлінських рішень в умовах високої динаміки та невизначеності бойового середовища.

Геопросторові дані – це сукупність координатно прив'язаних (просторово визначених) даних, які описують розташування, форму, властивості та взаємозв'язки об'єктів і явищ на земній поверхні, у надрах або в атмосфері [3].

Геопросторові дані складаються з просторових (координатних), атрибутивних (описових) та часових складових, які у сукупності відображають розташування об'єктів у просторі, їхні властивості та динаміку змін у часі [4].

Просторові дані – визначають місце розташування об'єкта (координати, геометрія: точка, лінія, полігон).

Атрибутивні дані – описують характеристики об'єкта (тип, назву, стан, параметри).

Часові дані – відображають момент або період існування/спостереження об'єкта, а також зміни його стану в часі.

Геопросторові дані дають змогу здійснювати комплексний багатофакторний аналіз просторового розташування об'єктів, їхніх атрибутивних характеристик та просторово-часової динаміки. Їх використання забезпечує:

- формування цілісної інформаційної моделі території;
- інтеграцію різнорідних джерел даних;
- визначення точного просторово-координатного розташування об'єктів;
- ідентифікацію типів об'єктів, його форм, розмірів та орієнтації;
- аналізувати взаємне розташування об'єктів (позиції, маршрути, підходи тощо);
- оцінювати природні перешкоди (рельєф, рослинність, водні бар'єри) та можливості маскування;
- підвищити обґрунтованість та оперативність прийняття управлінських рішень у складних динамічних умовах.

Вони слугують базою для створення карт, моделей місцевості та аналізу ситуації в ГІС.

Атрибутивні дані дозволяють отримати відомості:

- про тип об'єкта (склад, казарма, техніка, ангар тощо);
- про функціональне призначення об'єктів, їх збереження, управління, розгортання тощо;
- про матеріали та стан об'єктів (капітальна споруда, тимчасова або зруйнована);
- про ознаки активності (сліду руху техніки, зміни в інфраструктурі).

Основні типи геопросторових даних представлені в табл. 1.

Таблиця 1 - Основні типи геопросторових даних

Тип даних	Опис	Приклади	Основне застосування
Векторні дані	Представляють об'єкти через геометричні примітиви (точки, лінії, полігони)	Точки – криниці; лінії – дороги; полігони – будівлі	Точне картографування об'єктів з чіткими межами
Растрові дані	Просторова інформація у вигляді піксельної сітки	Супутникові знімки, аерофото, цифрові моделі рельєфу	Аналіз поверхні, дистанційне зондування Землі
Атрибутивні дані	Описова інформація, пов'язана з просторовими об'єктами	Населення, висота будівлі, тип, та матеріал об'єкта, ґрунту тощо	Додатковий опис об'єктів (що саме вони означають)
Просторово-часові дані	Дані, що відображають зміни у просторі та часі	Переміщення техніки, поширення пожежі, ознаки активності техніки, зміни в інфраструктурі тощо	Моніторинг динамічних процесів і прогнозування
Тривимірні (3D) дані	Моделі об'єктів з урахуванням висоти	3D міські моделі, цифрові моделі рельєфу	Симуляції, навігація, планування місцевості

Джерело: розроблено авторами.

Інтеграція просторових, атрибутивних і часових даних в ГІС дозволяє:

- класифікувати об'єкти з високою точністю,
- виявляти зміни в часі,
- прогнозувати активність і потенційні ризики.

Велике значення серед геопросторових даних відіграють геозображення.

Геозображення – це просторово прив'язані візуальні моделі земної поверхні або окремих об'єктів, отримані за допомогою різних методів реєстрації просторових даних, які

забезпечують наочне відображення просторової структури території, характеристик об'єктів та їхнього стану на певний момент часу. Вони поєднують просторову, спектральну та часову інформацію і є одним з ключових джерел даних для аналізу територій, моніторингу змін і моделювання геопросторових процесів, забезпечують наочне та детальне відображення просторових об'єктів і процесів. Дозволяють здійснювати візуальний та кількісний аналіз місцевості, а також слугують основою для автоматизованого виявлення, класифікації та інтерпретації об'єктів. Їх використання сприяє підвищенню точності просторового аналізу та ефективності прийняття рішень у різних прикладних сферах, зокрема у військовій.

Оскільки точні, актуальні та детальні дані про об'єкти на місцевості є критичними для прийняття ефективних рішень у бойових умовах, то вони виступають ключовим ресурсом у сучасних військових системах і забезпечують аналіз території, планування операцій, моніторинг руху військ, розвідку противника тощо.

До геозображень належать супутникові знімки, аерофотознімання, зокрема отримане з БПЛА, а також тепловізійні та радіолокаційні (мікрохвильові) зображення. У практиці просторового аналізу такі дані часто інтегруються в ГІС з метою створення інтерактивних карт, побудови аналітичних моделей та забезпечення комплексного аналізу територій. Дані, отримані з супутникових і повітряних платформ, широко застосовуються у військовій сфері для аналізу оперативної обстановки, планування операцій, оцінювання стану об'єктів інфраструктури та моніторингу змін на місцевості. Їх використання у військовій сфері забезпечує підвищення точності, оперативності та ефективності процесів прийняття рішень в умовах динамічних і складних бойових ситуацій.

Інтеграція даних ДЗЗ та ГІС дозволяє здійснювати багатофакторний аналіз просторової інформації, оперативно виявляти зміни на місцевості та прогнозувати розвиток ситуації. Це, своєю чергою, створює передумови для оптимізації планування операцій, підвищення обґрунтованості управлінських рішень і зменшення часових витрат на обробку інформації.

Основні переваги застосування геозображень у військовій практиці представлені в табл. 2.

Таблиця 2 – Основні переваги застосування геозображень у військовій практиці

Операції	Опис
<i>Розвідка та спостереження</i>	<i>Дають змогу відстежувати переміщення військ, техніки та зміни інфраструктури в реальному часі</i>
<i>Планування операцій</i>	<i>Завдяки точним картографічним даним можна ефективно планувати маршрути, розміщення сил та логістику</i>
<i>Оцінка місцевості</i>	<i>Аналіз рельєфу, доріг, лісів, водних перешкод і забудови допомагає обирати оптимальні маршрути та позиції</i>
<i>Цілевказання</i>	<i>Використовуються для точного наведення засобів ураження та мінімізації супутніх втрат</i>
<i>Моніторинг змін</i>	<i>Порівняння зображень у різні періоди дає змогу виявляти нові об'єкти, зміни позицій чи руйнування</i>
<i>Підтримка ситуаційної обізнаності</i>	<i>Інтеграція зображень із системами, подібними до ГІС, дає можливість створювати інтерактивні карти та моделі поля бою</i>
<i>Міжвідомча взаємодія</i>	<i>Уніфіковані карти та знімки спрощують обмін інформацією між різними підрозділами й партнерами</i>

Джерело: розроблено авторами.

Аналіз табл. 2. свідчить, що геопросторові зображення є ключовим елементом сучасних систем командування, управління та розвідки, підвищуючи точність, швидкість і безпеку виконання завдань.

Особливості геопросторових зображень представлені на рис. 1.



Рис. 1. Особливості геопросторових зображень

Джерело: розроблено авторами.

Алгоритм застосування геопросторових зображень у військовій практиці передбачає послідовне виконання низки етапів, що забезпечують перехід від первинних даних до аналітичних рішень (рис. 2).



Рис. 2. Алгоритм застосування геопросторових зображень у військовій практиці

Джерело: розроблено авторами.

Необхідність використання методів машинного навчання у військовій практиці. Методи машинного навчання відіграють сьогодні ключову роль в практиці ведення сучасних бойових дій та аналізі розвідувальних даних, суттєво впливають на ефективність управління військами та прийняття рішень. Це дозволяє позбавитися багатьох помилок в процесі визначення цілей, мінімізувати ураження своїх військових та цивільних об'єктів, ефективно використовувати наявні у своєму розпорядженні ресурси.

Не менш важливим є фактор своєчасності, оскільки в умовах високої динамічності бойових дій, затримка в обробці даних може призвести до втрати актуальності інформації, швидке виявлення та аналіз дозволяє оперативно реагувати на зміну обстановки, забезпечується перевага в темпі прийняття рішень над противником. А поєднання точності та оперативності розпізнавання є вирішальним чинником досягнення інформаційної переваги та успішного виконання бойових завдань, швидкої оцінки обстановки на полі бою, точного виявлення й ідентифікація техніки, озброєння та інших військових об'єктів, забезпечення переваг в темпі прийняття рішень тощо [2].

Розвиток методів виявлення та ідентифікації об'єктів поділяють через два етапи.

Перший етап (до 2014 року) – використання класичних алгоритмів комп'ютерного зору, що використовували ознаки, створені вручну людиною (handcrafted features) та подальшій класифікації, а саме:

- алгоритми виділення контурів (Canny, Sobel), які дозволяють визначати межі об'єктів на зображенні шляхом аналізу градієнтів яскравості;
- гістограми орієнтованих градієнтів Histogram of Oriented Gradients (HOG), що забезпечують опис локальної структури зображення через розподіл напрямків градієнтів;
- дескриптори локальних ознак Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) та SURF, які формують інваріантні до масштабу та повороту представлення ключових точок;
- класичні алгоритми машинного навчання, такі як Support Vector Machine (SVM), k-NN та Random Forest, що використовуються для класифікації об'єктів на основі сформованих ознак;
- каскадні класифікатори Хаара.

Слабкі місця зазначених підходів представлені на рис. 3.

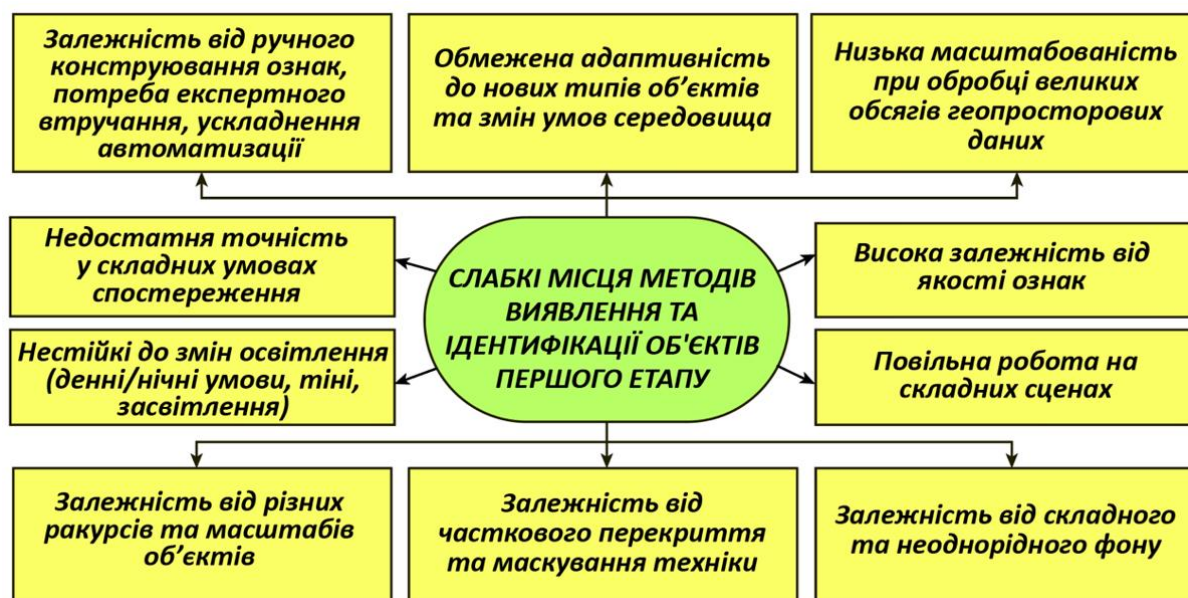


Рис. 3. Слабкі місця методів виявлення та ідентифікації об'єктів першого етапу (до 2014 року).

Джерело: розроблено авторами.

Ці недоліки додатково ускладнюють застосування цих методів для військових задач, коли має місце висока варіативність умов і об'єктів.

Як наслідок, в реальних умовах бойових сценаріїв ефективність таких підходів значно знижується, що обмежує їх практичне застосування для надійного виявлення та ідентифікації військових об'єктів.

Таким чином, класичні методи комп'ютерного зору є ефективними для задач із добре структурованими та стабільними умовами, однак їх можливості суттєво обмежені в умовах високої варіативності геопросторових даних, складних умов зйомки, змін освітлення та ракурсів і маскуванню об'єктів.

Наведене зумовило необхідність розробки принципово нових підходів, зокрема моделей глибокого навчання, які забезпечують автоматичне виділення ознак та значно підвищують ефективність виявлення й ідентифікації об'єктів у сучасних умовах.

Другий етап (після 2014 року) – пов'язаний з появою методів, що ґрунтуються на глибокому навчанні, зокрема на згорткових нейронних мережах (Convolutional Neural

Network, CNN). Ці автоматизовані системи розпізнавання суттєво підвищують швидкість і точність обробки великих обсягів даних у військовій справі. Завдяки таким системам можна автоматично розпізнавати зображення, текст або об'єкти в реальному часі, що зменшує кількість помилок, пов'язаних із людським фактором.

Переваги цих методів [6; 8; 9; 11] представлені на рис. 4.

Завдяки здатності до автоматичного ієрархічного вилучення інформативних ознак без необхідності ручного їх конструювання, такі моделі демонструють високу продуктивність при інтерпретації багатовимірних візуальних сцен.



Рис. 4. Переваги методів виявлення та ідентифікації об'єктів другого етапу

Це дозволяє значно скоротити часові витрати на виявлення та класифікацію об'єктів, що безпосередньо впливає на оперативність прийняття управлінських рішень.

Крім того, CNN характеризуються підвищеною стійкістю до варіативності вхідних даних, включаючи зміни освітлення, геометричних трансформацій, шумових завад та часткового перекриття об'єктів, що є типовими для реальних бойових сцен. У результаті зменшується вплив суб'єктивного людського фактору та підвищується надійність інтерпретації результатів, що мінімізує ймовірність помилкових рішень у процесі ситуаційного аналізу та підтримки прийняття рішень.

Важливим напрямом є також інтеграція даних із різних джерел – супутникових систем, БПЛА, радіолокаційних станцій та тепловізійних сенсорів. Такий мультисенсорний підхід дає змогу підвищити достовірність розпізнавання, особливо в умовах обмеженої видимості, маскуванню або активного радіоелектронного протидії. Наприклад, поєднання оптичних і радіолокаційних даних (SAR) дозволяє виявляти об'єкти навіть за несприятливих погодних умов або в нічний час.

Незважаючи на солідні переваги перерахованих методів потрібно вказати на ряд обмежень, притаманних їм. По-перше, це залежність від якості даних. По-друге, від їх репрезентативності. По-третє, від повноти навчальних вибірок. Наявність цих чинників може спричинювати як пониження точності моделей, так і виникнення помилок детекції, ідентифікації і класифікації військових об'єктів та і появи хибних результатів

Додатково негативний вплив може здійснювати висока динаміка бойових дій, впровадження противником засобів маскуванню та зміна ракурсів знімання та вплив перешкод.

Все це спричинює обов'язкову необхідність залучення операторів для більш надійної верифікації результатів автоматичної класифікації, ідентифікації та детекції і прийняття остаточних управлінських рішень.

Алгоритм виявлення (детекції), класифікації та ідентифікації об’єктів противника та відстеження їх руху представлений на рис. 5.

Інтеграція даних із різних платформ дозволяє:

- отримувати більш повну та достовірну картину обстановки;
- компенсувати обмеження окремих джерел (наприклад, погодні умови чи обмежену видимість);
- підвищувати точність виявлення та розпізнавання об’єктів.

Для обробки великих потоків даних з метою виявлення військових об’єктів застосовуються методи і технології Big Data, Machine Learning та Computer Vision, які дають змогу автоматизувати аналіз і значно скоротити час прийняття рішень. А їх інтеграція з ГІС забезпечує їх візуалізацію, просторовий аналіз і підтримку ефективного управління в умовах динамічного середовища.

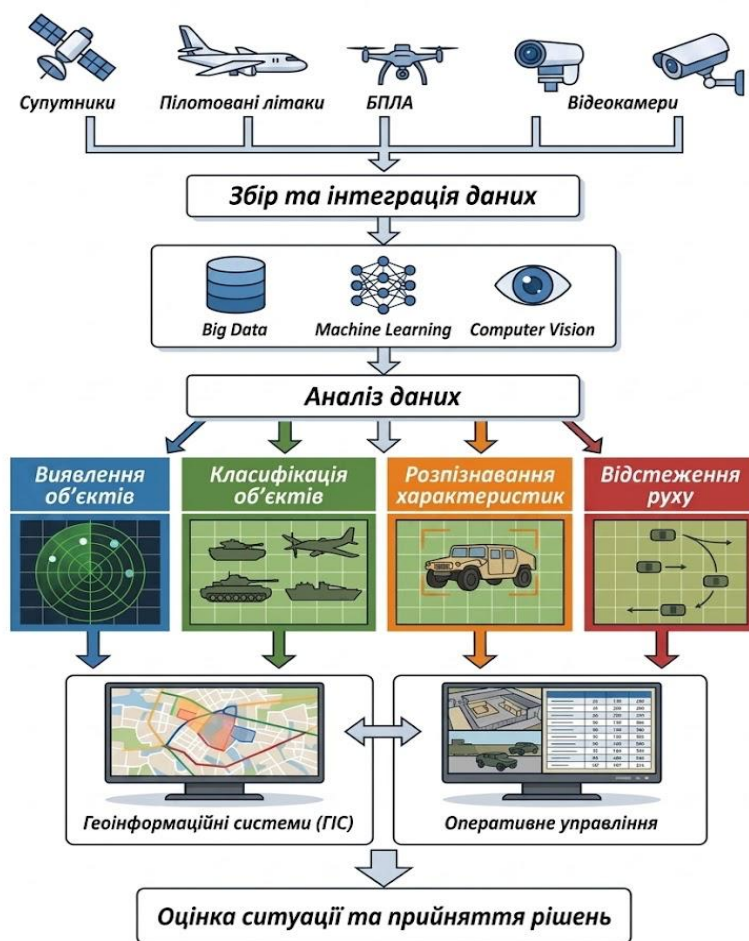


Рис. 5. Алгоритм виявлення (детекції), класифікації та ідентифікації об’єктів противника та відстеження руху

Джерело: розроблено авторами

Через високу складність вихідних даних, значний рівень шуму та маскуванням об’єктів противника їх автоматичне виявлення зазвичай ускладнене.

Важливою особливістю задач розпізнавання військових об’єктів є висока складність вхідних даних, оскільки зображення часто містять багатомасштабні та багатопозиційні об’єкти. Такі зображення можуть характеризуватися значним рівнем шуму, частковим перекриттям об’єктів або навмисним маскуванням, що ускладнює їх автоматичне виявлення [1; 5; 7;10].

Основною метою застосування машинного навчання то комп'ютерного зору у військовій справі є підвищення ефективності виявлення, класифікації та ідентифікації об'єктів противника на основі аналізу даних, отриманих із супутникових систем, безпілотних літальних апаратів, радіолокаційних станцій та інших сенсорів.

Методи машинного навчання дозволяють ефективно обробляти великі обсяги різно-рідної інформації, виявляти приховані закономірності та формувати інформативні ознаки об'єктів, які є складними або неможливими для формалізації за допомогою традиційних алгоритмічних підходів [15]. Завдяки здатності до узагальнення та адаптації до нових даних, ці методи забезпечують високий рівень автоматизації процесів аналізу та інтерпретації геопросторових даних [16].

Особливе місце серед сучасних підходів займають методи глибокого навчання, які базуються на використанні багатошарових нейронних мереж [19]. Такі мережі здатні автоматично виділяти ієрархічні ознаки різного рівня абстракції – від простих – контури, текстур) до складних семантичних структур – типи об'єктів, їх взаємне розташування тощо [20]. Це дозволяє значно підвищити точність виявлення, класифікації та ідентифікації об'єктів навіть у складних умовах спостереження, зокрема за наявності шумів, часткового перекриття або змін ракурсу знімання [17].

Методи виявлення об'єктів (детекції). Виявлення об'єктів (object detection) є початковим етапом аналізу геозображень і передбачають не тільки знаходження об'єктів, а й визначення їх точних місць розташування (зазвичай у вигляді координат або обмежувальних рамок – bounding boxes). Іноді передбачається проведення класифікації (тип: будинок, ліс, транспорт тощо).

Сучасні підходи до виявлення об'єктів базуються на використанні згорткових нейронних мереж (CNN), які забезпечують автоматичне виділення інформативних ознак (країв, текстур, форми).

Сучасні детектори виявлення військових об'єктів поділяють на одно- та двоетапні (рис. 6).

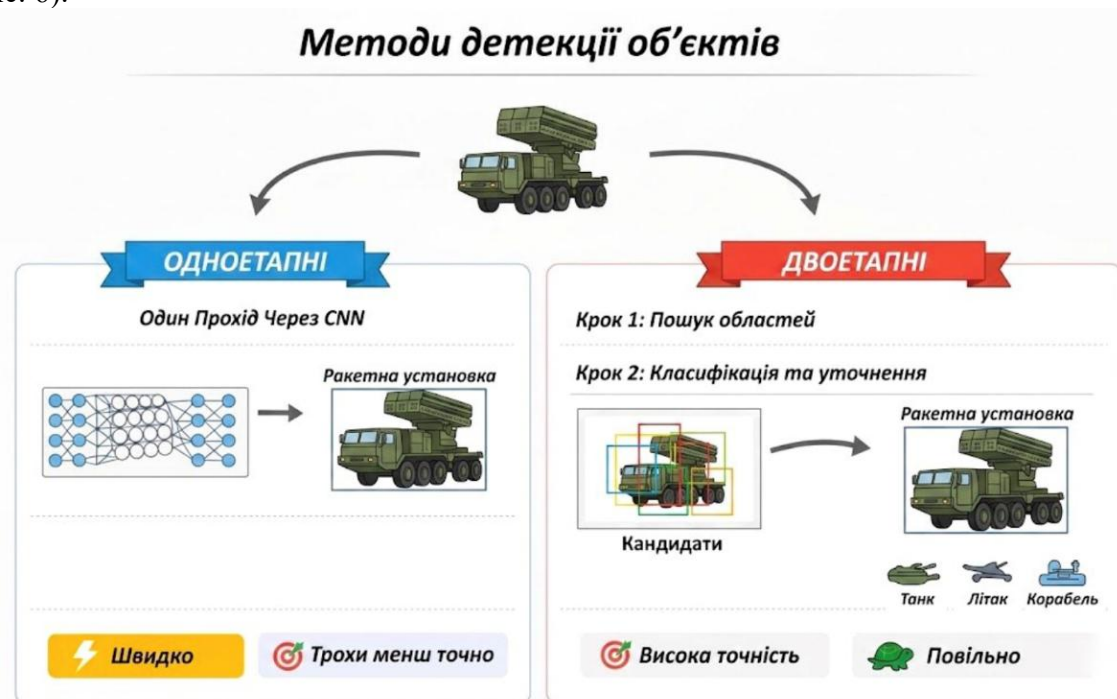


Рис. 6. Сучасні детектори виявлення військових об'єктів

Джерело: розроблено авторами.

Одноетапні детектори (YOLO, SSD і RetinaNet) використовують один прохід (forward pass) через нейронну мережу, яка напряму прогнозує обмежувальні прямокутники (bounding boxes) та класи об'єктів (визначає що це за об'єкти). Це зазвичай призводить до меншої точності, але іншого боку працює набагато швидше, що робить їх дуже ефективними для завдань, які потребують миттєвого виявлення та відстежування об'єктів.

Двоетапні детектори (R-CNN – Regionbased Convolutional Neural Networks) та її варіації (Fast R-CNN, Faster R-CNN, Mask R-CNN, Mesh R-CNN) спершу формують області кандидати, які потенційно містять об'єкти, після цього проводиться класифікація та виконується регресія обмежувальної рамки з використанням характеристик цих областей. Ці моделі відзначаються високою точністю у виявленні об'єктів, але зазвичай працюють повільніше.

У випадку використання геозображень, які мають великі площі зображень, різні масштаби об'єктів, наявність шумів, атмосферних спотворень та іноді можуть виглядати інакше, ніж на звичайних фото то часто використовують багатомасштабні підходи, попередню обробку (нормалізацію, фільтрацію) та спеціалізовані датасети (наприклад з будівлями або дорогами).

На сьогодні, CNN стали стандартом у виявлення військових об'єктів, завдяки їх здатності ефективно і автоматично знаходити складні просторові закономірності.

Серед найбільш популярних архітектур для виявлення об'єктів можна відзначити R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN – більш точні, характеризуються підвищеною точністю за рахунок попереднього формування регіонів інтересу, але повільніші, YOLO (You Only Look Once) – дуже швидкий, підходить для реального часу та SSD (Single Shot Detector) – баланс між швидкістю і точністю.

Застосування зазначених методів дозволяє здійснювати автоматичне виявлення військової техніки, інженерних споруд та інших об'єктів противника на геопросторових зображеннях.

Методи класифікації об'єктів. Після виявлення об'єктів наступним етапом є їх класифікація, яка полягає у визначенні належності об'єкта до певного класу. Для цього використовуються глибокі нейронні мережі, здатні формувати складні ієрархії ознак.

При класифікації згортоква нейромережа дивиться на все зображення цілком і дає відповідь, наприклад, це місто (рис. 7).

Найбільш поширеними є архітектури типу ResNet, VGG та EfficientNet, які забезпечують високу точність класифікації навіть за наявності складних умов зйомки. Важливим підходом є також трансферне навчання, що дозволяє використовувати попередньо навчені моделі та адаптувати їх до специфічних задач військового призначення.

Практичне застосування цих методів включає розпізнавання типів військової техніки, визначення її функціонального призначення та належності.

Методи виявлення об'єктів (object detection). Виявлення об'єктів передбачає встановлення нейромережею їх індивідуальних характеристик або точного типу, наприклад, де знаходяться об'єкти й що це за об'єкти за допомогою сіамських нейронних мереж, методів метричного навчання, алгоритми повторної ідентифікації тощо, які дозволяють здійснювати ідентифікацію конкретних одиниць техніки навіть за унікальними ознаками (камуфляжем, пошкодженням або маркуванням (рис. 8).

Методи сегментації зображень дають можливість виділення об'єктів на рівні пікселів, що дозволяє отримувати точні контури об'єктів, підвищувати якість їх подальшого аналізу (рис. 8). Найбільш відомих методів сегментації виділяють U-Net (для задач точної локалізації об'єктів, Mask R-CNN (для виявлення об'єктів із сегментацією) та DeepLab (для високої якості семантичної сегментації).

Ці підходи дозволяють відстежувати переміщення об'єктів, аналізувати їх поведінку та прогнозувати подальші дії противника. Наприклад, сучасні згорткові нейронні мережі (CNN) широко використовуються для розпізнавання бронетехніки (танків, БМП, артилерійських систем) за характерними ознаками форми, текстури та теплового підпису (рис. 9).

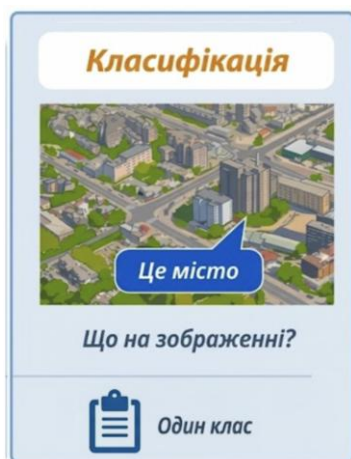


Рис. 7. Графічна ілюстрація етапу класифікації



Рис. 8. Графічна ілюстрація етапу виявлення об'єкта



Рис. 9. Графічна ілюстрація етапу сегментації

Алгоритми типу YOLO (You Only Look Once) або Faster R-CNN забезпечують виявлення об'єктів у реальному часі, що є критично важливим для оперативного реагування в умовах бойових дій. Крім того, методи сегментації зображень (наприклад, U-Net, Mask R-CNN) дозволяють більш точно визначати межі об'єктів, що підвищує якість їх ідентифікації та подальшого аналізу.

Мультисенсорні підходи. Сучасні системи розпізнавання об'єктів базуються на інтеграції даних із різних джерел. Поєднання оптичних, радіолокаційних і тепловізійних даних дозволяє підвищити достовірність результатів та забезпечити стійкість до зовнішніх впливів.

Використання ансамблів моделей та гібридних підходів сприяє підвищенню точності розпізнавання та зменшенню кількості помилок.

Обмеження та проблеми застосування. Незважаючи на значні переваги, методи машинного навчання мають ряд обмежень:

- залежність від якості та обсягу навчальних даних;
- зниження ефективності в умовах маскування та завад;
- ризик хибних спрацювань;
- значні обчислювальні витрати;
- необхідність постійного оновлення моделей.

Роль людини-оператора. Важливим аспектом є забезпечення взаємодії між автоматизованими системами машинного навчання та людиною-оператором. Незважаючи на високий рівень автоматизації, остаточне рішення має прийматися людиною, що дозволяє враховувати контекст, інтуїцію та досвід.

Залучення оператора забезпечує верифікацію результатів роботи системи та підвищує надійність прийнятих рішень.

Проведений автором аналіз свідчить, що методи машинного навчання є ефективним інструментом для вирішення завдань виявлення, класифікації та ідентифікації об'єктів супротивника. Їх застосування дозволяє суттєво підвищити оперативність і точність обробки геопросторових даних. Водночас ефективність таких систем залежить від якості вхідних даних, адаптивності моделей та наявності людського контролю, що обумовлює необхідність комплексного підходу до їх впровадження.

Найбільш уживані алгоритми аналізу геопросторових зображень у військових цілях представлені в табл. 3.

Таблиця 3 – Найбільш уживані алгоритми аналізу геопросторових зображень для задач військової розвідки

Категорія	Алгоритм	Призначення	Типові військові застосування
Виявлення об'єктів (Object Detection)	CNN (Convolutional Neural Networks)	Автоматичне розпізнавання ознак і об'єктів	Виявлення техніки, інфраструктури, об'єктів на знімках
	YOLO (You Only Look Once)	Швидка детекція об'єктів у реальному часі	Швидкий моніторинг територій, аналіз супутникових знімків
	Faster R-CNN	Двоетапний алгоритм	Забезпечує високу точність локалізації об'єктів у складних сценах
	SSD (Single Shot MultiBox Detector)	Баланс між точністю та швидкістю	Використовується для оперативного аналізу зображень
	RetinaNet	Удосконалена система виявлення декількох об'єктів на одному кадрі	Забезпечує високу точність
Сегментація	U-Net	Піксельне розділення сцен	Виділення доріг, укріплень, будівель
	Mask R-CNN	Об'єктна сегментація	Ідентифікація окремих об'єктів у складних сценах
	DeepLab (v3, v3+)	Використовує атрибути багатомасштабного аналізу	Забезпечує точне розмежування класів
Класифікація	Random Forest	Класифікація пікселів/об'єктів	Картографування територій, типізація місцевості
	SVM	Розподіл класів у багатоспектральних даних	Розпізнавання типів покриття (ліс, ґрунт, міста)
SAR-аналіз	Speckle Filtering (Lee, Frost)	Зменшення шуму радарних знімків	Аналіз у будь-яких погодних умовах (радарні системи)
	InSAR (Interferometric SAR)	Виявлення змін поверхні	Моніторинг інфраструктури, деформацій
Аналіз змін	Change Detection (image differencing)	Порівняння багаточасових знімків	Виявлення змін інфраструктури, активності
	Post-classification comparison	Порівняння класифікованих карт	Оцінка змін територій у часі
Виявлення руху	Optical Flow	Аналіз руху між кадрами	Моніторинг переміщення об'єктів (з повітряних/відеоданих)
Об'єктне розпізнавання	ATR (Automatic Target Recognition)	Автоматична ідентифікація об'єктів	Розпізнавання техніки та структур
Фільтрація шуму	Morphological operations	Очищення та уточнення масок	Поліпшення карт сегментації
Ознакові методи	HOG (Histogram of Oriented Gradients)	Виділення ознак форм	Класичне розпізнавання об'єктів
Зменшення розмірності	PCA	Аналіз багатоканальних даних	Гіперспектральна розвідка
Ф'южн даних	Data Fusion (pixel/feature-level)	Об'єднання різних сенсорів	Комбінування SAR + оптичних знімків
Виявлення аномалій	Autoencoders	Виявлення нетипових змін	Моніторинг підозрілих змін у сцені
Просторовий аналіз	RANSAC	Виділення лінійних структур	Аналіз доріг, смуг, геометрії об'єктів
Поглиблені моделі	Vision Transformers (ViT)	Контекстний аналіз зображень	Високоточна інтерпретація великих сцен

Важливим фактором є також зниження впливу людського фактора на процес прийняття рішень. Автоматизовані системи дозволяють мінімізувати помилки, пов'язані з обмеженнями людської уваги, та забезпечують стабільну якість аналізу. При цьому сучасні підходи активно використовують методи оптимізації моделей та полегшені архітектури для роботи на вбудованих системах і безпілотних платформах.

Порівняльна характеристика класичних методів комп'ютерного зору та методів глибинного навчання представлена в табл. 4.

Таблиця 4 – Порівняльна характеристика класичних методів комп'ютерного зору та методів глибинного навчання

Критерій	Класичні методи	Методи глибинного навчання
<i>Підхід до ознак</i>	<i>Ручне виділення ознак (HOG, SIFT, SURF)</i>	<i>Автоматичне навчання ознак із даних</i>
<i>Залежність від експерта</i>	<i>Висока (потрібна розробка дескрипторів)</i>	<i>Низька (ознаки формуються мережею)</i>
<i>Адаптивність</i>	<i>Обмежена, складно переноситься на нові дані</i>	<i>Висока, моделі узагальнюють нові сценарії</i>
<i>Стійкість до шуму та змін умов</i>	<i>Низька (чутливі до освітлення, ракурсу)</i>	<i>Висока (завдяки навчанню на різноманітних даних)</i>
<i>Точність розпізнавання</i>	<i>Середня, залежить від якості ознак</i>	<i>Висока, особливо у складних сценах</i>
<i>Масштабованість</i>	<i>Обмежена при великих обсягах даних</i>	<i>Висока, добре працює з великими датасетами</i>
<i>Обчислювальні витрати (навчання)</i>	<i>Невеликі</i>	<i>Значні (потребують GPU/TPU)</i>
<i>Обчислювальні витрати (інференс)</i>	<i>Низькі</i>	<i>Від середніх до високих</i>
<i>Потреба в даних</i>	<i>Може працювати з малими вибірками</i>	<i>Потребує великих обсягів даних</i>
<i>Застосування в реальному часі</i>	<i>Обмежене, але можливе</i>	<i>Можливе (наприклад, YOLO), але залежить від ресурсів</i>
<i>Стійкість до маскуваня об'єктів</i>	<i>Низька</i>	<i>Вища завдяки ієрархічним ознакам</i>
<i>Узагальнююча здатність</i>	<i>Обмежена</i>	<i>Висока</i>

Точне та своєчасне розпізнавання військової техніки є критично важливим елементом сучасних систем підтримки прийняття рішень (СППР). Застосування методів глибокого навчання забезпечує підвищення ефективності бойових операцій, зменшення ризиків та автоматизацію аналізу великих обсягів даних. Подальший розвиток цієї галузі пов'язаний із вдосконаленням моделей, підвищенням їхньої стійкості до складних умов та оптимізацією для роботи в реальному часі.

Висновки. Результати проведеного дослідження свідчать, що методи глибокого навчання є найбільш ефективним інструментом для задач виявлення та класифікації об'єктів військового призначення, особливо CNN-архітектури та їх похідні (Faster R-CNN, SSD та YOLO).

Класичні методи машинного зору не забезпечують необхідної ефективності. А найбільш перспективним підходом для ідентифікації військових об'єктів є глибинне навчання (CNN та трансформери).

Основними викликами залишаються обробка великих даних, виявлення малих об'єктів та підвищення якості їх роботи в умовах шуму та маскуванню.

Трендом сучасних систем виявлення та ідентифікації військових об'єктів в майбутньому буде перехід до більш швидких, точних та адаптивних моделей, здатних працювати в умовах реального часу та обмежених ресурсів.

Список використаних джерел

1. Бондаренко, О. В. (2022). Аналіз методів виявлення об'єктів на основі глибокого навчання. *Системні дослідження та інформаційні технології*, 1, 67–76.
2. Vulbotka, N., & Polshakova, O. (2025). Using computer vision for automated object tracking system. *Міжвідомчий науково-технічний збірник «Адаптивні системи автоматичного управління»*, 1 (46), 22–34.
3. Закон України (2020). *Про національну інфраструктуру геопросторових даних* (№ 554-IX від 13.04.2020). Режим доступу: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/554-20#Text>.
4. Зацерковний, В. І., Тішаєв, І. В., Віршило, І. В., & Демидов, В. К. (2016). *Геоінформаційні системи в науках про Землю*. Ніжин: НДУ ім. М. Гоголя.
5. Гладун, А. Я., & Пашко, В. А. (2020). Застосування згорткових нейронних мереж для задач розпізнавання образів. *Штучний інтелект*, 3, 12–20.
6. Ковалів, О. П. (2023). *Дослідження нейронних мереж для розпізнавання військової техніки на супутникових знімках*. <https://krs.chmnu.edu.ua/jspui/bitstream/123456789/2674/1/Ковалів.pdf>
7. Кучеренко, О. С., & Литвиненко, В. І. (2021). Методи глибинного навчання для аналізу зображень у системах комп'ютерного зору. *Вісник НТУУ «КПІ». Інформатика, управління та обчислювальна техніка*, 2, 45–53.
8. Kovalchuk, R., & Polshakova, O. (2024). CNN for solving computer vision tasks. *Міжвідомчий науково-технічний збірник «Адаптивні системи автоматичного управління»*, 1 (44), 93–102.
9. Савіцький, В. А., & Замрій, І. В. (2024). Інтелектуальна система розпізнавання типу та геолокації військової техніки за допомогою машинного навчання. *Сучасний захист інформації*, 2(58), 34–40.
10. Стеценко, І. В., & Мельник, Ю. П. (2019). Обробка аерокосмічних зображень із використанням методів машинного навчання. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, 4, 88–95.
11. Timoshin, Y., & Yuzhda, Y. (2021). Analysis of features of application of neural networks for intellectual processing of video flows of technical vision systems. *Міжвідомчий науково-технічний збірник «Адаптивні системи автоматичного управління»*, 2 (39), 12–19.
12. Хавалко, В. М., & Калапунь, Н. (2023). Розпізнавання та класифікація військової техніки на зображеннях. *Вісник Хмельницького національного університету*.
13. Царинюк, О. В. (2024). Застосування методів машинного навчання для класифікації супутникових зображень: огляд літератури та ключових фреймворків. *Наукові записки НаУКМА. Комп'ютерні науки*, 6, 36–40. <https://doi.org/10.18523/2617-3808.2023.6.36-40>
14. Щербина, Д. С., & Ніколюк, П. К. (2024). Застосування моделі YOLO для розпізнавання ворожої військової техніки. *Комп'ютерні технології обробки даних*.
15. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press. Режим доступу: <https://www.deeplearningbook.org/>
16. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521, 436–444. <https://www.nature.com/articles/nature14539>
17. Li, J., et al. (2020). Deep learning for multimodal remote sensing data fusion: A review. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2205.01380>
18. Longley, P. A., Goodchild, M. F., Maguire, D. J., & Rhind, D. W. (2011). *Geographical information systems and science* (3rd ed.). Wiley.
19. Schmidhuber, J. (2015). Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks*. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003>

20. Zhu, X. X., et al. (2017). Deep learning in remote sensing: A comprehensive review. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*. <https://doi.org/10.1109/MGRS.2017.2762307>

References

1. Bondarenko, O. V. (2022). Analiz metodiv vyivlennia ob'ektiv na osnovi hlybokoho navchannia [Analysis of object detection methods based on deep learning]. *Systemni doslidzhennia ta informatsiini tekhnologii System Research and Information Technologies*, (1), 67–76.
2. Bulbotka, N., & Polshakova, O. (2025). Using computer vision for automated object tracking system. *Adaptive Automatic Control Systems*, (1(46)), 22–34.
3. Zakon Ukrainy (2020). Pro natsionalnu infrastrukturu heoprostorovykh danykh (№ 554-IX vid 13.04.2020). Rezhym dostupu: [Law of Ukraine. (2020). On national geospatial data infrastructure (554-IX, April 13, 2020)] <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/554-20#Text>.
4. Zatserkovnyi, V. I., Tishaiev, I. V., Virshylo, I. V., & Demydov, V. K. (2016). Heoinformatsiini systemy v naukakh pro Zemliu. [Geoinformation systems in Earth sciences.] *Nizhyn: NDU im. M. Hoholia - Nizhyn: NDU named after M. Gogol*.
5. Hladun, A. Ya., & Pashko, V. A. (2020). Zastosuvannia zghortkovykh neironnykh merezh dla zadach rozpiznavannia obraziv [Application of convolutional neural networks for image recognition tasks]. *Shtuchnyi intelekt - Artificial Intelligence*, (3), 12–20.
6. Kovaliv, O. P. (2023). *Doslidzhennia neironnykh merezh dla rozpiznavannia viiskovoi tekhniki na suputnykovykh znimkakh [Research of neural networks for recognition of military equipment on satellite images]*. <https://krs.chmnu.edu.ua/jspui/bitstream/123456789/2674/1/KOBAIIB.pdf>.
7. Kucherenko, O. S., & Lytvynenko, V. I. (2021). Metody hlybynnoho navchannia dla analizu zobrazhen u systemakh kompiuternoho zoru [Deep learning methods for image analysis in computer vision systems]. *Visnyk NTUU «KPI». Informatyka, upravlinnia ta obchysliuvalna tekhnika - Bulletin of NTUU “KPI”. Informatics, Management and Computer Engineering*, (2), 45–53.
8. Kovalchuk, R., & Polshakova, O. (2024). CNN for solving computer vision tasks. *Adaptive Automatic Control Systems*, (1(44)), 93–102.
9. Savitskyi, V. A., & Zamrii, I. V. (2024). Intelektualna systema rozpiznavannia typu ta heolokatsii viiskovoi tekhniki za dopomohoiu mashynnoho navchannia [Intelligent system for recognition and geolocation of military equipment using machine learning]. *Suchasnyi zakhyst informatsii Modern Information Protection*, (2(58)), 34–40.
10. Stetsenko, I. V., & Melnyk, Yu. P. (2019). Obrobka aerokosmichnykh zobrazhen iz vykorystanniam metodiv mashynnoho navchannia [Processing of aerospace images using machine learning methods]. *Radioelektronika, informatyka, upravlinnia - Radio Electronics, Computer Science, Control*, (4), 88–95.
11. Timoshin, Y., & Yuzhda, Y. (2021). Analysis of features of application of neural networks for intellectual processing of video flows of technical vision systems. *Adaptive Automatic Control Systems*, (2(39)), 12–19.
12. Khavalko, V. M., & Kalapun, N. (2023). Rozpiznavannia ta klasyfikatsiia viiskovoi tekhniki na zobrazhenniakh [Recognition and classification of military equipment in images]. *Visnyk Khmelnytskoho natsionalnoho universytetu - Bulletin of Khmelnytskyi National University*.
13. Tsaryniuk, O. V. (2024). Zastosuvannia metodiv mashynnoho navchannia dla klasyfikatsii suputnykovykh zobrazhen: ohliad literatury ta kliuchovykh freimvorkiv [Application of machine learning methods for classification of satellite images: Literature review and key frameworks]. *Naukovi zapysky NaUKMA. Kompiuterni nauky - NaUKMA Research Papers. Computer Science*, 6, 36–40. <https://doi.org/10.18523/2617-3808.2023.6.36-40>.
14. Shcherbyna, D. S., & Nikoliuk, P. K. (2024). Zastosuvannia modeli YOLO dla rozpiznavannia vorozhoi viiskovoi tekhniki [Application of YOLO model for recognition of enemy military equipment]. *Kompiuterni tekhnologii obrobky danykh - Computer Data Processing Technologies*.
15. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press. <https://www.deeplearningbook.org>.
16. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*. <https://www.nature.com/articles/nature14539>.

17. Li, J., et al. (2020). Deep learning for multimodal remote sensing data fusion: A review. <https://arxiv.org/abs/2205.01380>.
18. Longley, P. A., Goodchild, M. F., Maguire, D. J., & Rhind, D. W. (2011). *Geographical information systems and science* (3rd ed.). Wiley.
19. Schmidhuber, J. (2015). Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks*. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003>.
20. Zhu, X. X., et al. (2017). Deep learning in remote sensing: A comprehensive review. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*. <https://doi.org/10.1109/MGRS.2017.2762307>.

Дата першого надходження статті до видання: 01.03.2026
Дата прийняття статті до друку після рецензування: 20.03.2026

UDC 004.93, 004.8

Iryna Syniavska

Adjunct of the Scientific and Organizational Department, 3rd year of study,
Specialty 126 – Information Systems and Technologies
Military Institute of Taras Shevchenko National University of Kyiv (Kyiv, Ukraine)
E-mail: irinashatkovska@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2645-994x>

ANALYSIS OF METHODS FOR DETECTION AND CLASSIFICATION OF MILITARY OBJECTS

The article presents the analysis of modern methods and algorithms for the detection and classification of military objects based on computer vision and deep learning technologies. Approaches to solving the tasks of object detection, identification, and classification in images and video streams are considered. Special attention is paid to the comparison of one-stage and two-stage detection methods, particularly in terms of accuracy, processing speed, and robustness under challenging observation conditions.

The advantages and limitations of modern neural network algorithms are analyzed, as well as their suitability for real-time applications. Key criteria for evaluating algorithm efficiency are identified, including object localization accuracy, detection completeness, and computational complexity. The feasibility of applying different approaches depending on operational conditions and system requirements is substantiated.

The obtained results can be used in the development of intelligent monitoring systems, automated surveillance, and decision support systems.

Keywords: object detection; geospatial image classification; computer vision; deep learning; neural networks; one-stage detectors; two-stage detectors; military objects; geospatial image processing; pattern recognition.

Fig.: 9. Table: 4. References: 20.