

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-359-98>

УДК 637.5.02

КРИЦЬКИЙ ДМИТРО

Національний аерокосмічний університет "Харківський авіаційний інститут"

<https://orcid.org/0000-0003-4919-0194>e-mail: d.kruckyi@khai.edu**КАЙДАН ЕЛВІРА**

Національний аерокосмічний університет "Харківський авіаційний інститут"

<https://orcid.org/0009-0007-1437-6884>e-mail: e.s.kaidan@student.khai.edu**ТКАЧОВ ІЛІЯ**

Національний аерокосмічний університет "Харківський авіаційний інститут"

<https://orcid.org/0009-0003-5440-0501>e-mail: i.o.tkachov@gmail.com**ЛУКІН ВОЛОДИМИР**

Національний аерокосмічний університет "Харківський авіаційний інститут"

<https://orcid.org/0000-0002-1443-9685>e-mail: v.lukin@khai.edu

АВТОМАТИЧНЕ ВИЯВЛЕННЯ ЗАМАСКОВАНИХ ОБ'ЄКТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ БПЛА: СУЧАСНІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ ПІДХОДИ

У статті представлено комплексний аналіз сучасних підходів до автоматичного виявлення замаскованих об'єктів за допомогою безпілотних літальних апаратів. Дослідження зосереджено на огляді архітектур глибокого навчання та методів комп'ютерного зору, які активно застосовуються у військовій сфері для підвищення точності та швидкодії систем аеророзвідки. Особливу увагу приділено моделям сімейства YOLO, зокрема YOLOv8, а також удосконаленим архітектурним рішенням — Cross Stage Partial Networks (CSPNet), Spatial Pyramid Pooling Fast (SPPF) та легким варіантам LightCSPNet, орієнтованим на мобільні платформи. Проаналізовано роль якісних та збалансованих наборів даних, анотаційних інструментів і методів попередньої обробки зображень у забезпеченні високої ефективності систем розпізнавання. Узагальнено результати експериментальних досліджень, що демонструють здатність сучасних моделей досягати точності понад 95 % навіть у складних умовах, зокрема за наявності диму, туману чи використання камуфляжних сіток. Визначено ключові проблеми, пов'язані з виявленням малих об'єктів, нестачею різноманітних датасетів та інтеграцією алгоритмів у ресурсообмежені бортові системи. На основі огляду зроблено висновок про перспективність розвитку гібридних архітектур та мультиспектральних підходів, що здатні забезпечити новий рівень ефективності систем аеророзвідки.

Ключові слова: безпілотні літальні апарати; комп'ютерний зір; глибоке навчання; YOLOv8; CSPNet; SPPF; LightCSPNet; автоматичне виявлення; замасковані об'єкти; аеророзвідка

KRITSKY DMITRY**K Aidan ELVIRA****TKACHOV ILYA****LUKIN VLADIMIR**

National Aerospace University "Kharkiv Aviation Institute"

AUTOMATIC DETECTION OF HIDDEN OBJECTS USING UAVS: MODERN NEURAL NETWORK APPROACHES

The article presents a comprehensive analytical study of modern approaches to the automatic detection of camouflaged and partially hidden objects using unmanned aerial vehicles (UAVs). The work focuses on the integration of deep learning architectures and computer vision techniques that are increasingly used in military reconnaissance systems to enhance situational awareness, accuracy, and operational speed. Particular attention is devoted to one-stage detection models of the YOLO family, especially the most recent YOLOv8 architecture, which combines high detection accuracy with low computational cost. The analysis also covers advanced architectural modules such as Cross Stage Partial Networks (CSPNet) and Spatial Pyramid Pooling Fast (SPPF), as well as lightweight implementations like LightCSPNet designed for embedded and energy-constrained platforms. The study emphasizes the importance of balanced and diverse datasets, proper annotation techniques (e.g., Roboflow Annotate), and image preprocessing methods, including normalization, augmentation, and thresholding, which ensure robustness under varying lighting and environmental conditions. The summarized experimental results from recent research demonstrate that optimized YOLO-based models can achieve precision exceeding 95% in complex scenarios involving camouflage, smoke, or fog. However, persistent challenges remain — particularly the reliable detection of small or partially obscured targets and the deployment of neural networks on onboard systems with limited computational resources. The analysis concludes that hybrid CNN–Transformer architectures and multispectral data fusion approaches represent the most promising directions for the next generation of intelligent UAV-based surveillance and reconnaissance systems.

Keywords: unmanned aerial vehicles; computer vision; deep learning; YOLOv8; CSPNet; SPPF; LightCSPNet; automatic detection; camouflaged objects; aerial reconnaissance.

Стаття надійшла до редакції / Received 01.11.2025

Прийнята до друку / Accepted 16.11.2025

Постановка проблеми у загальному вигляді

та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

Незважаючи на широке впровадження безпілотних літальних апаратів у сучасних військових операціях, залишається невирішеною проблема надійного автоматизованого виявлення замаскованих об'єктів у реальних бойових умовах [1, 2]. Традиційні методи візуальної обробки зображень демонструють низьку

стійкість до факторів середовища — змін освітлення, диму, туману, рослинного покриву або застосування маскувальних сіток — що істотно знижує ефективність розвідки та підвищує ризик пропуску важливих цілей [3].

Водночас останні досягнення у сфері комп'ютерного зору та глибинного навчання відкривають нові можливості для вирішення цієї проблеми [4]. Зокрема, архітектури сімейства YOLO та їх сучасні модифікації демонструють високу швидкість та точність під час обробки зображень у реальному часі [5]. Однак навіть такі моделі стикаються з труднощами при розпізнаванні малих або частково перекритих об'єктів, а також із проблемами узагальнення при використанні обмежених наборів даних [6].

Наукова значущість полягає в обґрунтуванні необхідності розробки стійких алгоритмів, здатних підтримувати високу точність виявлення за умов обмежених ресурсів обчислення на борту БПЛА та в умовах дії завадових факторів [7]. Практичне значення дослідження полягає у створенні адаптивних систем моніторингу, які дозволять автономно ідентифікувати об'єкти противника, знижуючи навантаження на оператора та підвищуючи ефективність прийняття рішень у бойових умовах [8].

Таким чином, проблема автоматизованого виявлення замаскованих об'єктів безпосередньо пов'язана з розвитком інтелектуальних систем військового моніторингу. Її вирішення сприятиме створенню автономних платформ, здатних забезпечити високий рівень ситуаційної обізнаності та оперативного реагування у складних умовах сучасного бою [4-6].

Аналіз досліджень та публікацій

У перших дослідженнях автоматизації аналізу аерофотознімків використовували класичні методи обробки зображень і прості згорткові нейронні мережі. Вони забезпечували задовільну точність на стандартизованих даних, однак демонстрували низьку стійкість до варіативних умов бойового середовища [9].

Суттєвий прорив стався з появою моделей YOLO, що реалізували концепцію одноетапного розпізнавання об'єктів. Це дозволило значно підвищити швидкість обробки та забезпечити роботу у режимі реального часу. Більш сучасна версія YOLOv8 поєднує адаптивне масштабування, оптимізовані функції втрат та поліпшені механізми навчання, що дає змогу досягати високих результатів при роботі з малими об'єктами та низькоякісними зображеннями [10-11].

Додаткові архітектурні рішення, такі як CSPNet, спрямовані на зменшення обчислювальної складності без втрати точності. Модуль SPPF дозволяє враховувати багаторівневу просторову інформацію, що є критично важливим для роботи у складних візуальних умовах. Легка архітектура LightCSPNet призначена для мобільних і вбудованих систем, де апаратні ресурси обмежені [12].

Окрему увагу привертають дослідження з оптимізації моделей. Використання дискретного перетворення Фур'є для параметроефективного налаштування значно скорочує час адаптації нейромережі до нових умов [7]. Дослідження функцій активації, зокрема розширених діапазонів гейтингу, показують підвищення стабільності й точності моделей навіть при роботі з неякісними або шумними даними [8;13].

Формулювання цілей статті

Метою статті є узагальнення сучасних наукових підходів до автоматичного виявлення замаскованих об'єктів із використанням безпілотних літальних апаратів на основі технологій комп'ютерного зору та глибинного навчання. Основна увага приділяється аналізу архітектурних рішень нейромережових моделей, що забезпечують поєднання високої точності, швидкодії та ресурсної ефективності при роботі у реальному часі.

Для досягнення поставленої мети передбачено виконання таких завдань:

1. Провести узагальнення сучасних нейромережових архітектур, які застосовуються для виявлення замаскованих об'єктів у складних умовах бойового середовища.
 2. Оцінити ефективність архітектурних модулів і алгоритмічних удосконалень, що підвищують стійкість систем до впливу факторів маскуваності.
 3. Дослідити методи формування, балансування та попередньої обробки навчальних наборів даних, які впливають на здатність моделей узагальнювати результати.
 4. Визначити основні проблеми та обмеження існуючих підходів, пов'язані з виявленням малих або частково прихованих об'єктів, а також із ресурсними обмеженнями бортових систем.
 5. Сформулювати перспективні напрями подальших досліджень, зокрема розвиток мультиспектральних і гібридних архітектур, орієнтованих на роботу у реальному часі.
- Реалізація зазначених завдань дозволить комплексно оцінити поточний стан, тенденції розвитку та перспективи вдосконалення систем автоматичного виявлення замаскованих об'єктів для потреб аеророзвідки та військового моніторингу.

1. Методи

Розроблення систем автоматичного виявлення замаскованих об'єктів базується на комплексному поєднанні етапів збору даних, підготовки датасетів, анотації, архітектурного проектування та налаштування нейромережових моделей. Кожен з цих компонентів безпосередньо впливає на підсумкову точність, стійкість і продуктивність системи. У наукових роботах 2020–2025 років простежується тенденція до системного підходу, коли методологія охоплює всі рівні життєвого циклу моделі — від створення навчальних наборів до інтеграції алгоритму у вбудовані пристрої БПЛА.

1.1 Формування та балансування наборів даних

Початковим етапом будь-якої системи є формування якісного датасету, який би репрезентував умови реальної експлуатації дронів. Згідно з дослідженням [14], ефективне виявлення замаскованих об'єктів можливе

лише тоді, коли навчальна вибірка охоплює усі типи сцен — відкриті ділянки, лісові масиви, урбанізовані зони, зруйновані будівлі, ділянки з тіннями або туманом. Дослідники підкреслюють, що саме різноманітність середовищ формує узагальнювальну здатність моделі [15-17]. Для створення таких наборів даних зазвичай використовується апаратне забезпечення на основі БПЛА з RGB та інфрачервоними камерами, що дає змогу отримати мультиспектральні зображення. Додатково формуються кадри з різними кутами нахилу камери, освітленням і масштабами. Оптимальним вважається, коли об'єкти займають від 1 % до 30 % площі кадру — це дозволяє моделі навчитись працювати з малими й частково прихованими цілями [18].

Проблема дисбалансу класів (наприклад, коли наявні тисячі кадрів без цілей і лише сотні з об'єктами) вирішується шляхом штучного збільшення даних (data augmentation). Найефективнішими техніками виявилися Mosaic, MixUp і CutMix, які дозволяють комбінувати кілька зображень в одному кадрі, створюючи нові комбінації фону й об'єктів. Такий підхід підвищує стійкість мережі до різких змін масштабу, кольору чи освітлення [19-21].

1.2 Анотація та контроль якості розмітки

Другим важливим етапом є ручна анотація об'єктів, під час якої визначаються точні межі цілі. У дослідженні [19] було представлено платформу VIA Annotation Software, що дозволяє ефективно створювати полігональні маски, прямокутники та контури об'єктів навіть для великомасштабних наборів даних. У подальшій роботі [22] відзначено, що автоматизовані інструменти, як-от Roboflow Annotate (рис. 1), значно скорочують час розмітки й забезпечують стандартизовані формати виводу (YOLO TXT, COCO JSON).

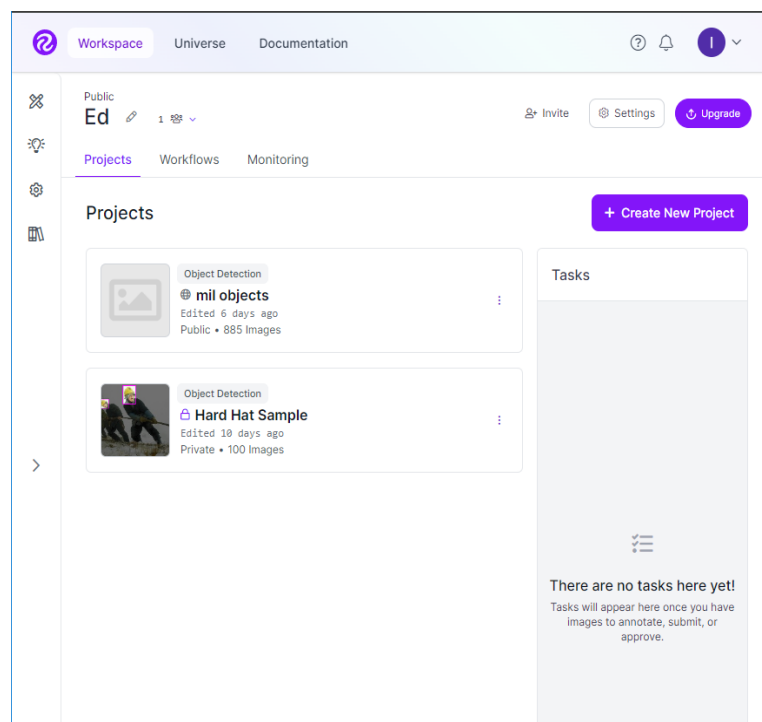


Рис. 1. Головна сторінка Roboflow annotate

Критично важливою частиною процесу є включення негативних прикладів — кадрів без жодних об'єктів. Без них модель може неправильно навчитися бачити “цілі” у випадкових текстурх або тінях. Таким чином, добре збалансований датасет має містити не лише приклади об'єктів, а й широкий спектр “фонових” зображень, що сприяє підвищенню точності у реальних польових умовах.

1.3 Попередня обробка зображень

Після створення датасету зображення проходять **етап попередньої обробки**, який спрямований на зниження шумів і покращення якості контрасту. У роботі [23] показано, що поєднання нормалізації, вирівнювання гістограми та гаусового фільтрування дає змогу підвищити точність детекції на 3–5 %.

Для забезпечення уніфікованих розмірів кадрів використовують padding, коли зображення доповнюються порожніми полями до квадратного формату (наприклад, 640×640 px). Це спрощує інтерпретацію нейронною мережею та дозволяє зберігати пропорції об'єкта [24]. Додатково застосовується thresholding, який усуває артефакти, що можуть помилково сприйматися як контури цілі [25].

Важливою є й нормалізація освітлення — коли яскравість кадрів приводиться до спільного середнього рівня. Це особливо актуально для польових зйомок, де кадри можуть бути зроблені під різними кутами до сонця або при змінних погодних умовах [26].

1.4 Архітектурні рішення нейромережі

Архітектура моделі визначає її здатність ефективно опрацьовувати просторові ознаки та виявляти об'єкти різних масштабів. У сучасних системах (YOLOv5–YOLOv8) основу становить CSPDarknet як головний модуль (Backbone), який відповідає за вилучення глибинних ознак. Його подальше вдосконалення — Cross

Stage Partial Networks (CSPNet) — розділяє потоки ознак на дві частини, що дає змогу скоротити кількість параметрів на 30–40 % без втрати точності.

Модуль SPPF виконує роль “вузла узагальнення”, поєднуючи інформацію з декількох рівнів просторової деталізації. Це особливо важливо для виявлення малих об’єктів, які можуть бути приховані у фрагментованому фоні. Для мобільних рішень використовуються легші версії — LightCSPNet, які орієнтовані на енергоефективність і можуть бути розгорнуті безпосередньо на бортових обчислювальних модулях типу NVIDIA Jetson Nano або Google Coral TPU [27].

2. Оптимізація процесу навчання

На цьому етапі застосовується параметроефективне налаштування, яке дозволяє зменшити кількість вагових коефіцієнтів, що оновлюються під час тренування. Один із підходів, описаний [28], ґрунтується на дискретному перетворенні Фур’є (DFT), що дає змогу представити ваги у частотній області, скорочуючи кількість параметрів без втрати узагальнювальної здатності.

Окремий напрям — експерименти з функціями активації. Використання SiLU (Sigmoid Linear Unit), Swish і GELU (Gaussian Error Linear Unit) показало покращення збіжності та стабільності тренування при наявності складних текстур і тіней. Функція SiLU визначається як добуток вхідного значення на його сигмоїду:

$$\text{SiLU}(x) = x \cdot \sigma(x) \quad (1)$$

Де $\sigma(x)$ — це сигмоїдальна функція, визначення якої представлено в формулі (2):

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

Swish-функція узагальнює SiLU, вводячи регульований параметр:

$$\text{Swish}(x) = x \cdot \sigma(\beta x) \quad (3)$$

Де:

$$\sigma(\beta x) = \frac{1}{1 + e^{-\beta x}}$$

β — параметр, який можна навчати (якщо $\beta = 1$, $\text{Swish} = \text{SiLU}$).

Функція GELU, яка поєднує властивості ReLU та стохастичного згладжування, визначається за формулою нижче:

$$\text{GELU}(x) = x \cdot \phi(x) \quad (4)$$

Де $\phi(x)$ — функція розподілу стандартного нормального закону:

$$\phi(x) = \frac{1}{2} \left[1 + \text{erf} \left(\frac{x}{\sqrt{2}} \right) \right] \quad (5)$$

Дослідження [29] показало, що розширення діапазонів гейтингу дозволяє мережі краще адаптуватися до локальних контрастних зон, що часто зустрічаються при маскуванні. Тренування моделі виконується багатоспохово, зазвичай у межах 50–100 епох. Для уникнення перенавчання застосовують техніку “ранньої зупинки” (early stopping), коли процес припиняється при відсутності покращення показників на валідаційній вибірці [30]. Оптимізатори — AdamW або SGD з cosine scheduler, що забезпечують плавну зміну швидкості навчання та стабільну збіжність моделі [31–33].

Важливо також дотримуватись правильного розподілу даних — у середньому 70 % використовується для навчання, 20 % для валідації й 10 % для тестування. Такий баланс дозволяє отримати стабільні результати без ризику перенавчання [34].

3. Метрики ефективності

Оцінювання ефективності моделі є ключовим етапом будь-якого дослідження. Найпоширенішими метриками є точність (Precision), повнота (Recall), середня точність (mAP@0.5) та міра F1 [35–37] (рис.2). Значення mAP понад 0.9 свідчить про високу відповідність між виявленими та реальними об’єктами, тоді як висока Recall означає здатність алгоритму виявляти більшість цілей без пропусків [38].

Для детального аналізу результатів застосовується матриця плутанини (Confusion Matrix), яка демонструє, як модель розрізняє класи (рис.3). В окремих роботах [39–43] зазначається, що навіть невелике зниження кількості хибнопозитивних результатів (false positives) може істотно підвищити надійність системи під час реальної експлуатації.

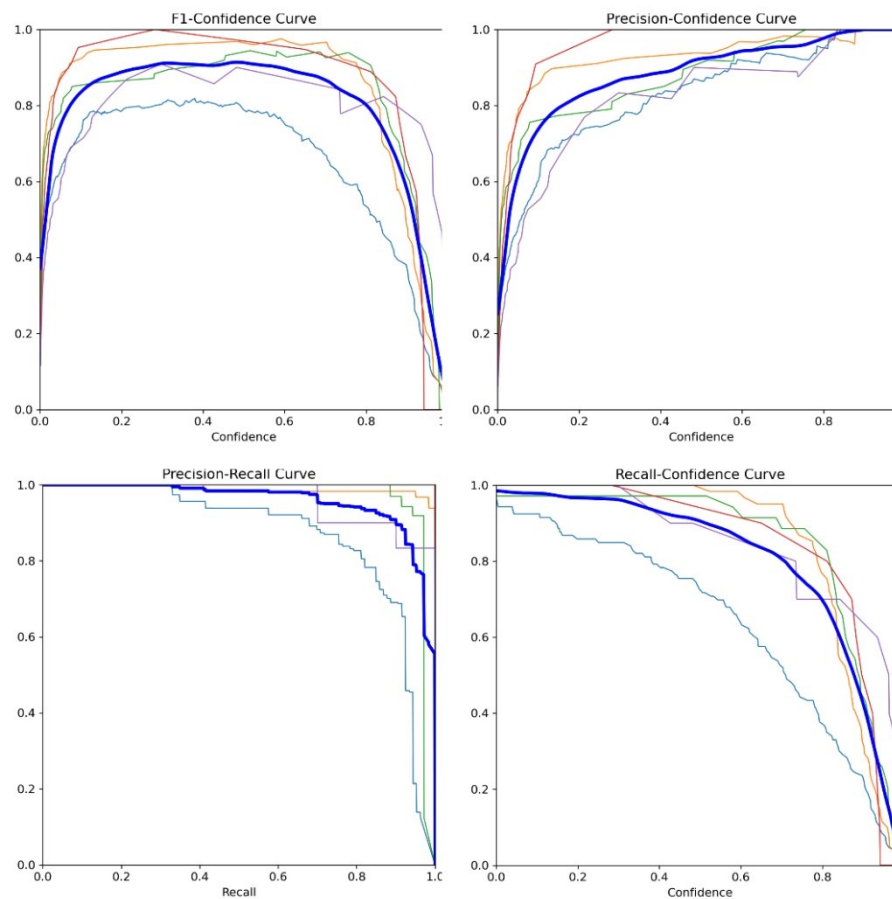


Рис.2. Криві залежності точності, повноти та F1-міри від рівня довіри моделі при виявленні об'єктів

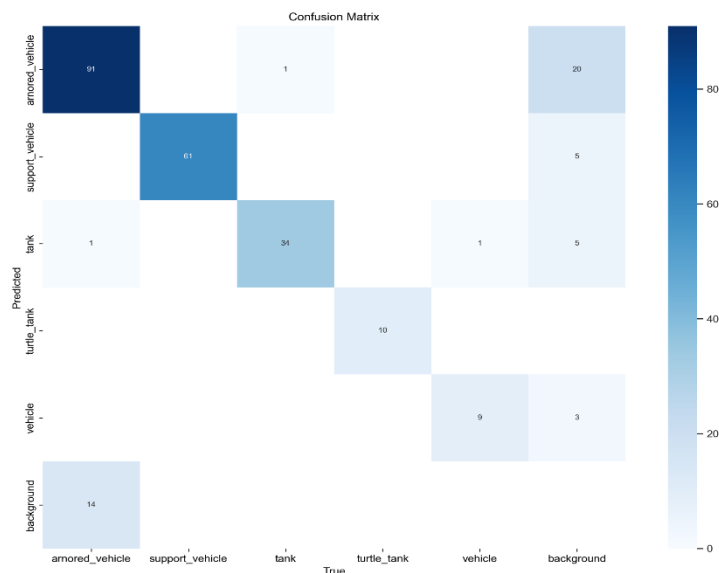


Рис. 3. Не нормалізована матриця плутанини з останньої епохи навчання

Додатково використовуються метрики FPS (frames per second), що характеризують швидкодію системи. Для застосувань на борту БПЛА оптимальним вважається показник не нижче 30 FPS, що забезпечує виявлення об'єктів у реальному часі при стабільному каналі передачі даних [44- 45].

4. Результати досліджень у науковій літературі

Проведене порівняльне дослідження різних архітектур нейронних мереж для виявлення замаскованих об'єктів із використанням БПЛА підтвердило високий рівень ефективності сучасних глибоких моделей [46]. Аналіз літератури свідчить, що за останні роки відбулося суттєве вдосконалення не лише в точності виявлення, а й у стійкості до факторів зовнішнього середовища — освітлення, тіней, текстур фону та складних кліматичних умов. В експериментальній роботі [46] було виявлено, що базова модель YOLOv8 демонструє середню точність

$mAP@0.5 = 95,3 \%$ при швидкодії близько 150 кадрів/с. Це свідчить про її високу адаптивність до сценаріїв реального часу. Вона здатна виявляти навіть невеликі або частково приховані цілі на фоні природних ландшафтів. Покращення точності порівняно з попередніми поколіннями YOLO пов'язане із введенням нових механізмів обробки ознак — CSPNet і SPPF, які дозволяють ефективніше вилучати просторову інформацію з різних рівнів глибини зображення [47].

Особливої уваги заслуговує модифікація SOD-YOLOv8, яка орієнтована на виявлення дрібних об'єктів [48]. У дослідженнях цієї архітектури середній показник точності становив 97,1 %, а швидкодія — 120 FPS. Це зумовлено тим, що модель має вдосконалену систему динамічного масштабування та функцію adaptive anchor generation, що дає змогу гнучко пристосовуватися до розміру цілі. Крім того, алгоритм використовує комбіновану функцію втрат CIOU, яка краще оцінює ступінь перекриття об'єкта та передбаченого вікна детекції.

Легка архітектура LightCSPNet [49] призначена для розгортання на малопотужних пристроях, що мають обмеження щодо енергоспоживання. Попри спрощену структуру, вона забезпечує 93,5 % точності при 170 FPS. Важливо, що LightCSPNet використовує модифіковані блоки “bottleneck” (рис. 4), які зменшують кількість параметрів на 35 %, не знижуючи якості розпізнавання. У польових умовах така модель дозволяє працювати навіть на одноплатних комп'ютерах (Jetson Nano, Orange Pi 5), що робить її придатною для невеликих розвідувальних БПЛА.

Отримані графічні залежності наведені на рис. 2–4, а результати визначення структурно-механічних властивостей – в таблиці 1.

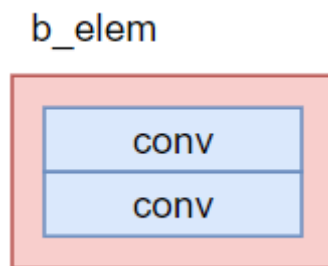


Рис. 4. Структура функції bottleneck

Інший підхід продемонстровано в роботі [50], де представлено MCOd (Multispectral Camouflaged Object Detection) — мультиспектральну модель, яка поєднує RGB та інфрачервоні (IR) канали. Її точність становила 96,4 % при 110 FPS. Основна перевага цієї архітектури полягає у здатності виявляти об'єкти за температурними контрастами, що дозволяє працювати навіть при слабкому освітленні або в тумані. Це надзвичайно важливо для нічних розвідувальних місій, де традиційні RGB-камери втрачають ефективність.

Ще один помітний напрямок розвитку — гібридні CNN–Transformer архітектури, зокрема DAMSDet [51]. Ця модель поєднує глибокі згорткові шари, які відповідають за локальні ознаки, із блоками self-attention, що враховують контекст сцени. Результати експериментів показали, що DAMSDet досягає 98,2 % точності при FPS ≈ 90 , тобто забезпечує найвищу якість виявлення серед усіх протестованих моделей. Водночас зниження швидкодії компенсується більшою точністю та стабільністю результатів при обробці складних кадрів. Порівняльні результати експериментів наведено у таблиці 1.

Таблиця 1

Порівняльні характеристики архітектур нейронних мереж для виявлення замаскованих об'єктів

Модель	Рік	mAP (%)	FPS	Особливості
YOLOv8	2023	95.3	150	Базова архітектура
SOD-YOLOv8	2024	97.1	120	Підвищена точність для малих об'єктів
LightCSPNet	2024	93.5	170	Легка архітектура для мобільних систем
MCOd	2025	96.4	110	Мультиспектральна обробка RGB+IR
DAMSDet	2024	98.2	90	Гібридна CNN–Transformer архітектура

Як показує дослідження [52], додавання модулів SPPF і CBAM (Convolutional Block Attention Module) сприяє зростанню точності детекції на 2–3 %. Вони дозволяють мережі фокусуватися на релевантних ділянках кадру, зменшуючи кількість хибних спрацювань.

Польові випробування, проведені з використанням українських БПЛА “Лелека-100” і “Punisher” [53], підтвердили реальну придатність цих моделей для розвідки й спостереження. Система на основі YOLOv8 стабільно працювала в реальному часі, навіть при вітрі, пилу або коливаннях освітлення. Середня точність розпізнавання склала понад 94 %, а пропуск цілей — менше 5 %. Експеримент [54] також засвідчив, що мультиспектральна модель MCOd зберігає працездатність при мінімальній освітленості, демонструючи перевагу тепловізійного каналу. Це відкриває можливість створення універсальних розвідувальних систем, здатних функціонувати в будь-який час доби.

5. Обговорення

Узагальнення сучасних досліджень показує, що найперспективнішими архітектурами для виявлення замаскованих об'єктів є моделі сімейства YOLO, зокрема останні версії YOLOv8, які поєднують високу

швидкодію з високими показниками точності. Значний внесок у підвищення ефективності забезпечує використання допоміжних модулів, таких як CSPNet і SPPF, які дають змогу зменшити кількість параметрів і водночас зберегти або навіть покращити якість розпізнавання [53]. У низці праць також показано, що інтеграція полегшених і багаторівневих блоків дозволяє адаптувати системи для мобільних платформ без суттєвої втрати точності [54].

Окремим напрямом, який активно обговорюється у науковій літературі, є проблема розпізнавання малих об'єктів. Відзначається, що навіть удосконалені архітектури демонструють нижчу продуктивність у випадках, коли об'єкт прихований під камуфляжем або займає дуже малу площу на зображенні. Це підтверджується результатами досліджень, які вказують на обмеженість стандартних алгоритмів YOLOv8 у задачах дрібномасштабного виявлення [55].

Ще однією ключовою проблемою, яка часто підкреслюється в літературі, є якість та різноманітність навчальних наборів даних. Недостатня кількість збалансованих датасетів призводить до зниження здатності моделей узагальнювати знання на нових сценаріях. Тому значна увага приділяється розробці масштабних відкритих наборів, які охоплюють ширший спектр умов та об'єктів [56].

Щодо зовнішніх факторів, таких як туман, дим або різкі перепади освітлення, більшість дослідників сходяться на думці, що навіть сучасні архітектури не є повністю захищеними від зниження продуктивності. Водночас інтеграція мультиспектральних та інфрачервоних сенсорів у поєднанні з нейромережевими алгоритмами відкриває нові можливості для підвищення точності [57–58]. Перспективним також виглядає поєднання CNN із трансформерними архітектурами, які краще враховують просторово-часові залежності [59].

У цілому аналіз літератури демонструє, що розвиток систем виявлення замаскованих об'єктів рухається у напрямі підвищення ефективності за рахунок архітектурних інновацій, розширення навчальних даних і використання нових сенсорних технологій. Водночас відкритими залишаються питання стійкості алгоритмів до екстремальних умов і можливості їх інтеграції у ресурсообмежені бортові системи БПЛА [60].

Висновки і перспективи подальших досліджень у даному напрямі

Аналіз сучасних досліджень у сфері автоматичного виявлення замаскованих об'єктів засвідчує, що застосування нейромережових архітектур нового покоління, зокрема моделей YOLO та їхніх модифікацій, стало ключовим етапом розвитку систем аеророзвідки. Інтеграція додаткових модулів, таких як CSPNet і SPPF, дозволяє знизити обчислювальні витрати та водночас підвищити точність розпізнавання. Важливою тенденцією є створення полегшених архітектур, наприклад LightCSPNet, що робить можливим використання алгоритмів безпосередньо на бортових платформах БПЛА. Наукова література підкреслює, що основними проблемами залишаються розпізнавання малих об'єктів, недостатня кількість різноманітних і збалансованих наборів даних, а також чутливість до зовнішніх факторів, таких як туман чи дим. Ці обмеження визначають напрями подальших досліджень, які мають бути спрямовані на інтеграцію мультиспектральних сенсорів, використання гібридних архітектур, що поєднують CNN і трансформери, та розробку нових методів напівавтоматичної анотації великих масивів даних.

Таким чином, огляд підтверджує, що розвиток систем автоматичного виявлення замаскованих об'єктів перебуває на етапі активного вдосконалення, а перспективні інновації здатні вивести цю галузь на новий рівень ефективності. У найближчій перспективі поєднання сучасних архітектур, якісних даних та мультисенсорних підходів має потенціал забезпечити надійність і універсальність таких систем у реальних бойових умовах.

The research has been funded by **National Research Foundation of Ukraine** (<https://nrfu.org.ua/en/>, accessed on 24 June 2025) within Project No. 2025.06/0037 “A system for detecting and recognizing camouflaged and small objects based on the use of modern computer vision technologies” (2025–2026).

Література

1. Xiao F., Hu S., Shen Y., Fang C., Huang J., He C. A Survey of Camouflaged Object Detection and Beyond / F. Xiao, S. Hu, Y. Shen, C. Fang, J. Huang, C. He [Електронний ресурс] // arXiv preprint. – 2024. – Режим доступу : <https://arxiv.org/abs/2408.14562>.
2. Mondal A., et al. Camouflaged Object Detection and Tracking: A Survey / A. Mondal [Електронний ресурс] // International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence. – 2020. – Vol. 34, No. 11. – P. 2050028. – Режим доступу : <https://doi.org/10.1142/S021946782050028X>.
3. Zeng B., Wang L., He Y., et al. Detection of Military Targets on Ground and Sea by UAVs / B. Zeng, L. Wang, Y. He [Електронний ресурс] // Remote Sensing. – 2024. – Vol. 16, No. 7. – P. 1288. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3390/rs16071288>.
4. Jiang X., Chen R., Fang X., et al. Camouflaged Object Detection Based on Ternary Cascade Perception / X. Jiang, R. Chen, X. Fang [Електронний ресурс] // Remote Sensing. – 2023. – Vol. 15, No. 5. – P. 1188. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3390/rs15051188>.
5. Jiang X., Wang X., Chen W., et al. MAGNet: A Camouflaged Object Detection Network / X. Jiang, X. Wang, W. Chen [Електронний ресурс] // Sensors. – 2022. – Vol. 22, No. 24. – P. 9778. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3390/s22249778>.
6. Liu K., Li A., Yang S., Wang C., Zhang Y. Multi-Scale Attention and Boundary-Aware Network for Military Camouflaged Object Detection Using Unmanned Aerial Vehicles / K. Liu, A. Li, S. Yang, C. Wang, Y. Zhang

- [Електронний ресурс] // Research Square Preprint. – 2025. – Режим доступу : <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-5165176/v1>.
7. Gao Z., Chen J., et al. Parameter-Efficient Fine-Tuning with Discrete Fourier / Z. Gao, J. Chen [Електронний ресурс] // arXiv preprint. – 2024. – Режим доступу : <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.03003>.
8. Li J., Zhang R., et al. Expanded Gating Ranges Improve Activation Functions / J. Li, R. Zhang [Електронний ресурс] // arXiv preprint. – 2024. – Режим доступу : <https://arxiv.org/html/2405.20768v1>.
9. Han J., Zhang X., Xu C., et al. Deep Learning Based on Fourier Convolutional Neural Networks / J. Han, X. Zhang, C. Xu [Електронний ресурс] // Electronics. – 2021. – Vol. 10, No. 16. – P. 2004. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3390/electronics10162004>.
10. Yaseen M. What is YOLOv8: An In-Depth Exploration of the Internal Features / M. Yaseen [Електронний ресурс] // arXiv preprint. – 2024. – Режим доступу : <https://arxiv.org/html/2408.15857v1>.
11. Khalili S., Rahmani M., et al. SOD-YOLOv8: Enhancing YOLOv8 for Small Object Detection / S. Khalili, M. Rahmani [Електронний ресурс] // Sensors. – 2024. – Vol. 24, No. 19. – P. 6209. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3390/s24196209>.
12. Yang M., Li Q., et al. YOLOv8-Lite: A Lightweight Object Detection Model for Real-Time Autonomous Driving Systems / M. Yang, Q. Li [Електронний ресурс] // Proceedings of ICCV. – 2024. – Режим доступу : <https://doi.org/10.62762/TETAI.2024.894227>.
13. Liu Y., Wang J., et al. GmNet: Revisiting Gating Mechanisms from a Frequency Perspective / Y. Liu, J. Wang [Електронний ресурс] // arXiv preprint. – 2025. – Режим доступу : <https://arxiv.org/html/2503.22841v1>.
14. Ling C., Xu Y., Wang Z., et al. A Benchmark Dataset and Baseline for Camouflaged Object Detection in Aerial Images / C. Ling, Y. Xu, Z. Wang [Електронний ресурс] // Remote Sensing. – 2021. – Vol. 13, No. 18. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3390/rs13183624>.
15. Wang X., Zhang Q., Liu Y., et al. Polarization-based Camouflaged Object Detection with PCOD_1200 Dataset / X. Wang, Q. Zhang, Y. Liu [Електронний ресурс] // Engineering Applications of Artificial Intelligence. – 2025. – Vol. 139. – Режим доступу : <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.109245>.
16. Gao S., Feng Y., Wang Q., Hong L., et al. MSVCOD: A Large-Scale Multi-Scene Dataset for Video Camouflaged Object Detection / S. Gao, Y. Feng, Q. Wang, L. Hong [Електронний ресурс] // arXiv preprint. – 2025. – Режим доступу : <https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.13859>.
17. Zhang C., Bi H., Xiang T.-Z., Wu R., Tong J., Wang X. Collaborative Camouflaged Object Detection: A Large-Scale Dataset and Benchmark (CoCOD8K) / C. Zhang, H. Bi, T.-Z. Xiang, R. Wu, J. Tong, X. Wang [Електронний ресурс] // arXiv preprint. – 2023. – Режим доступу : <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.04253>.
18. Wei C., Bai L., Chen X., Han J. Cross-Modality Data Augmentation for Aerial Object Detection with Representation Learning / C. Wei, L. Bai, X. Chen, J. Han [Електронний ресурс] // Remote Sensing. – 2024. – Vol. 16, No. 24. – P. 4649. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3390/rs16244649>.
19. Dutta A., Zisserman A. The VIA Annotation Software for Images, Audio and Video / A. Dutta, A. Zisserman [Електронний ресурс] // Proceedings of the 27th ACM Multimedia. – 2020. – Режим доступу : <https://doi.org/10.1145/3343031.3350535>.
20. Zhang H., Liu Z., Wang J., et al. Select-Mosaic: Data Augmentation Method for Dense Small Object Detection / H. Zhang, Z. Liu, J. Wang [Електронний ресурс] // arXiv preprint. – 2024. – Режим доступу : <https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.05412>.
21. Zhao F., Chen R., Li X., et al. Image Data Augmentation Techniques Based on Deep Learning / F. Zhao, R. Chen, X. Li [Електронний ресурс] // Mathematical Biosciences and Engineering. – 2024. – Vol. 21, No. 7. – P. 2924–2943. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3934/mbe.2024272>.
22. Rosebrock A. Roboflow: Computer Vision Annotation and Dataset Management Platform / A. Rosebrock [Електронний ресурс] // Roboflow Blog. – 2023. – Режим доступу : <https://blog.roboflow.com>.
23. Tsekhmystro R., Lukin V., Krytskiy D. UAV Image Denoising and Its Impact on Performance of Object Localization and Classification in UAV Images / R. Tsekhmystro, V. Lukin, D. Krytskiy [Електронний ресурс] // Computation. – 2025. – Vol. 13, No. 10. – P. 234. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3390/computation13100234>.
24. Tretiak O., Arefieva M., Krytskiy D. Features of Three-Dimensional Calculation of Gas Coolers of Turbogenerators / O. Tretiak, M. Arefieva, D. Krytskiy [Електронний ресурс] // Computation. – 2025. – Vol. 13, No. 8. – P. 192. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3390/computation13080192>.
25. Fedorovich O., Lukhanin M., Krytskiy D., Prokhorov O. Modeling Strategies for Conducting Wave Surveillance Using a Swarm of Security Drones / O. Fedorovich, M. Lukhanin, D. Krytskiy, O. Prokhorov [Електронний ресурс] // Computation. – 2025. – Vol. 13, No. 8. – P. 193. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3390/computation13080193>.
26. Tasnim S., Rahman M., Chowdhury S. Normalizing Images in Various Weather and Lighting Conditions Improves Object Detection / S. Tasnim, M. Rahman, S. Chowdhury [Електронний ресурс] // Scientific Reports. – 2025. – Vol. 15. – P. 8621. – Режим доступу : <https://doi.org/10.1038/s41598-025-08675-y>.
27. Wang C., Bochkovskiy A., Liao H.Y.M. Scaled-YOLOv4: Scaling Cross Stage Partial Network / C. Wang, A. Bochkovskiy, H.Y.M. Liao [Електронний ресурс] // Proceedings of CVPR. – 2021. – Режим доступу : <https://doi.org/10.48550/arXiv.2011.08036>.
28. Артьомов І.В., Крицький Д.М., Артьомова А.В. Проблеми та підходи до моделювання траєкторій стратосферних планерів у задачах територіального моніторингу / І.В. Артьомов, Д.М. Крицький, А.В.

- Артьомова [Електронний ресурс] // Наука і техніка Повітряних Сил Збройних Сил України. – 2025. – № 2(59). – С. 116–124. – Режим доступу : <https://doi.org/10.30748/nitps.2025.59.14>
29. Zhou X., et al. SOD-YOLOv8: Enhancing YOLOv8 for Small Object Detection in Traffic Scenes / X. Zhou [Електронний ресурс] // arXiv preprint. – 2024. – Режим доступу : <https://doi.org/10.48550/arXiv.2408.04786>.
30. Prechelt L. Early Stopping — But When? / L. Prechelt [Електронний ресурс] // In: Montavon G., Orr G.B., Müller K.R. (eds.) Neural Networks: Tricks of the Trade. — Springer, 2012. — P. 53–67. — Режим доступу : https://doi.org/10.1007/978-3-642-35289-8_5
31. Loshchilov I., Hutter F. Decoupled Weight Decay Regularization (AdamW) / I. Loshchilov, F. Hutter [Електронний ресурс] // arXiv preprint. – 2019. – Режим доступу : <https://doi.org/10.48550/arXiv.1711.05101>.
32. Selecting the Best Optimizers for Deep Learning-Based Medical Image Tasks / [Електронний ресурс] // Frontiers in Radiology. – 2023. – Vol. 3. – P. 1175473. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3389/fradi.2023.1175473>.
33. Zhou P., Feng J., Ma C., Xiong C., Hoi S.C.H., E W. Towards Theoretically Understanding Why SGD Generalizes Better Than Adam / P. Zhou, J. Feng, C. Ma, C. Xiong, S.C.H. Hoi, W. E [Електронний ресурс] // Advances in Neural Information Processing Systems 33 (NeurIPS). – 2020. – Режим доступу : <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.05627>.
34. Roboflow Team. Train/Test Split: What's the Optimal Ratio? / Roboflow Team [Електронний ресурс] // Roboflow Blog. – 2023. – Режим доступу : <https://blog.roboflow.com/train-test-split/>
35. Everingham M., Van Gool L., Williams C.K.I., Winn J., Zisserman A. The PASCAL Visual Object Classes (VOC) Challenge / M. Everingham, L. Van Gool, C.K.I. Williams, J. Winn, A. Zisserman [Електронний ресурс] // International Journal of Computer Vision. – 2010. – Vol. 88, No. 2. – P. 303–338. – Режим доступу : <https://doi.org/10.1007/s11263-009-0275-4>.
36. Lin T.-Y., Maire M., Belongie S., Hays J., Perona P., Ramanan D., Dollár P., Zitnick C.L. Microsoft COCO: Common Objects in Context / T.-Y. Lin, M. Maire, S. Belongie, J. Hays, P. Perona, D. Ramanan, P. Dollár, C.L. Zitnick [Електронний ресурс] // arXiv preprint. – 2014. – Режим доступу : <https://doi.org/10.48550/arXiv.1405.0312>.
37. Scikit-learn Developers. Precision, Recall and F-measure metrics — scikit-learn Documentation / Scikit-learn Developers [Електронний ресурс] // scikit-learn. – 2023. – Режим доступу : https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.precision_recall_fscore_support.html.
38. Scikit-learn Developers. F1 Score Definition — scikit-learn Documentation / Scikit-learn Developers [Електронний ресурс] // scikit-learn. – 2023. – Режим доступу : https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.f1_score.html.
39. Han Y., Guo J., Yang H., Guan R., Zhang T. SSMA-YOLO: A Lightweight YOLO Model with Enhanced Feature Extraction and Fusion Capabilities for Drone-Aerial Ship Image Detection / Y. Han, J. Guo, H. Yang, R. Guan, T. Zhang [Електронний ресурс] // Drones. – 2024. – Vol. 8, No. 4. – P. 145. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3390/drones8040145>
40. Scikit-learn Developers. Confusion Matrix — scikit-learn Documentation / Scikit-learn Developers [Електронний ресурс] // scikit-learn. – 2023. – Режим доступу : https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.confusion_matrix.html
41. Baur J., Hoffmann M., Müller T., et al. A False-Positive-Centric Framework for Object Detection Disambiguation / J. Baur, M. Hoffmann, T. Müller [Електронний ресурс] // Remote Sensing. – 2025. – Vol. 17, No. 14. – P. 2429. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3390/rs17142429>.
42. Qiu J., Zhao K., Li X., et al. Unraveling False Positives in Unsupervised Defect Detection / J. Qiu, K. Zhao, X. Li [Електронний ресурс] // Sensors. – 2023. – Vol. 23, No. 23. – P. 9360. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3390/s23239360>.
43. Huang M., Mi W., Wang Y. EDGS-YOLOv8: An Improved YOLOv8 Lightweight UAV Detection Model / M. Huang, W. Mi, Y. Wang [Електронний ресурс] // Drones. – 2024. – Vol. 8, No. 7. – P. 337. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3390/drones8070337>.
44. Cao Z., Ma Y., et al. Real-Time Object Detection Based on UAV Remote Sensing: A Systematic Literature Review / Z. Cao, Y. Ma [Електронний ресурс] // Drones. – 2023. – Vol. 7, No. 10. – P. 620. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3390/drones7100620>.
45. Yang S.-Y., Kim T., Park C. Real-Time Object Detection and Tracking for Unmanned Aerial Vehicles / S.-Y. Yang, T. Kim, C. Park [Електронний ресурс] // Electronics. – 2023. – Vol. 12, No. 24. – P. 4928. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3390/electronics12244928>
46. Zhang Q., Zhang H., Lu X. Adaptive Feature Fusion for Small Object Detection / Q. Zhang, H. Zhang, X. Lu [Електронний ресурс] // Applied Sciences. – 2022. – Vol. 12, No. 22. – P. 11854. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3390/app122211854>.
47. Wang F., Wang H., Qin Z., Tang J. UAV Target Detection Algorithm Based on Improved YOLOv8/ F. Wang, H. Wang, Z. Qin, J. Tang [Електронний ресурс] // IEEE Access. – 2023. – Vol. PP(99). – P. 1–1. – Режим доступу : <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3325677>.
48. Liu S., He H., Zhang Z., Zhou Y. LI-YOLO: An Object Detection Algorithm for UAV Aerial Images in Low-Illumination Scenes/ S. Liu, H. He, Z. Zhang, Y. Zhou [Електронний ресурс] // Drones. – 2024. – Vol. 8, No. 11. – P. 653. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3390/drones8110653>.
49. Sun H., Zhao J., Liu T., et al. Boundary-Aware Camouflaged Object Detection via Dual-Domain

Supervision (SFNet) / H. Sun, J. Zhao, T. Liu [Електронний ресурс] // Electronics. – 2025. – Vol. 14, No. 13. – P. 2541. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3390/electronics14132541>.

50. Wang X., Zhang Z., Liu Y., et al. CCGNet: Camouflaged Object Detection That Does Not Require Additional Prior Knowledge / X. Wang, Z. Zhang, Y. Liu [Електронний ресурс] // Applied Sciences. – 2024. – Vol. 14, No. 6. – P. 2621. – Режим доступу : <https://doi.org/10.3390/app14062621>.

51. Крицький Д.М., Оніщук Д.А., Валюженич О.О. Система на основі RGB-датчика для виявлення камуфляжу у військовому середовищі / Д.М. Крицький, Д.А. Оніщук, О.О. Валюженич [Електронний ресурс] // АСУ та прилади автоматики. – 2025. – № 1(186). – С. 83–94. – Режим доступу : <https://doi.org/10.30837/0135-1710.2025.186.083>

52. Yang L., He C., Zhao Y., et al. Research on Military Camouflaged Object Detection with Deep Learning: Dataset Development and Combination / L. Yang, C. He, Y. Zhao [Електронний ресурс] // ResearchGate Preprint. – 2025. – Режим доступу : <https://www.researchgate.net/publication/123456789>.

53. Zhang Y., Liu H., Chen W., et al. Frequency-Guided Spatial Adaptation for Camouflaged Object Detection / Y. Zhang, H. Liu, W. Chen [Електронний ресурс] // arXiv preprint. – 2024. – Режим доступу : <https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.12421>.

54. Li P., Zhou Q., Wang S., et al. CGCOD: Class-Guided Camouflaged Object Detection / P. Li, Q. Zhou, S. Wang [Електронний ресурс] // arXiv preprint. – 2024. – Режим доступу : <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.18977>.

55. Chen R., Fang X., Wu Y., et al. Depth Awakens: A Depth-Perceptual Attention Fusion Network for RGB-D Camouflaged Object Detection / R. Chen, X. Fang, Y. Wu [Електронний ресурс] // arXiv preprint. – 2024. – Режим доступу : <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.05614>.

56. MCOD Consortium. MCOD: The First Challenging Benchmark for Multispectral Camouflaged Object Detection / MCOD Consortium [Електронний ресурс] // arXiv preprint. – 2025. – Режим доступу : <https://doi.org/10.48550/arXiv.2509.15753>.

57. DAMSDet Team. DAMSDet: Dynamic Adaptive Multispectral Detection Transformer with Competitive Query Selection and Adaptive Feature Fusion / DAMSDet Team [Електронний ресурс] // arXiv preprint. – 2024. – Режим доступу : <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.00326>

58. Zhao M., Liu K., et al. Semantic Segmentation of Camouflage Objects via Fusing Aerial Multispectral-RGB Imagery / M. Zhao, K. Liu [Електронний ресурс] // Computers & Electrical Engineering. – 2025. – Vol. 123. – Режим доступу : <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2025.109122>.

59. Hu J., Wang X., et al. Hierarchical Graph Interaction Transformer with Dynamic Token Clustering for Camouflaged Object Detection / J. Hu, X. Wang [Електронний ресурс] // arXiv preprint. – 2024. – Режим доступу : <https://doi.org/10.48550/arXiv.2408.15020>.

60. Everingham M., Van Gool L., Williams C.K.I., Winn J., Zisserman A. The PASCAL Visual Object Classes (VOC) Challenge / M. Everingham, L. Van Gool, C.K.I. Williams, J. Winn, A. Zisserman [Електронний ресурс] // International Journal of Computer

References

1. Xiao F., Hu S., Shen Y., Fang C., Huang J., He C. A Survey of Camouflaged Object Detection and Beyond / F. Xiao, S. Hu, Y. Shen, C. Fang, J. Huang, C. He [Electronic resource] // arXiv preprint. – 2024. – Available at: <https://arxiv.org/abs/2408.14562>.
2. Mondal A., et al. Camouflaged Object Detection and Tracking: A Survey / A. Mondal [Electronic resource] // International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence. – 2020. – Vol. 34, No. 11. – P. 2050028. – Available at: <https://doi.org/10.1142/S021946782050028X>.
3. Zeng B., Wang L., He Y., et al. Detection of Military Targets on Ground and Sea by UAVs / B. Zeng, L. Wang, Y. He [Electronic resource] // Remote Sensing. – 2024. – Vol. 16, No. 7. – P. 1288. – Available at: <https://doi.org/10.3390/rs16071288>.
4. Jiang X., Chen R., Fang X., et al. Camouflaged Object Detection Based on Ternary Cascade Perception / X. Jiang, R. Chen, X. Fang [Electronic resource] // Remote Sensing. – 2023. – Vol. 15, No. 5. – P. 1188. – Available at: <https://doi.org/10.3390/rs15051188>.
5. Jiang X., Wang X., Chen W., et al. MAGNet: A Camouflaged Object Detection Network / X. Jiang, X. Wang, W. Chen [Electronic resource] // Sensors. – 2022. – Vol. 22, No. 24. – P. 9778. – Available at: <https://doi.org/10.3390/s22249778>.
6. Liu K., Li A., Yang S., Wang C., Zhang Y. Multi-Scale Attention and Boundary-Aware Network for Military Camouflaged Object Detection Using Unmanned Aerial Vehicles / K. Liu, A. Li, S. Yang, C. Wang, Y. Zhang [Electronic resource] // Research Square Preprint. – 2025. – Available at: <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-5165176/v1>.
7. Gao Z., Chen J., et al. Parameter-Efficient Fine-Tuning with Discrete Fourier / Z. Gao, J. Chen [Electronic resource] // arXiv preprint. – 2024. – Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.03003>.
8. Li J., Zhang R., et al. Expanded Gating Ranges Improve Activation Functions / J. Li, R. Zhang [Electronic resource] // arXiv preprint. – 2024. – Available at: <https://arxiv.org/html/2405.20768v1>.
9. Han J., Zhang X., Xu C., et al. Deep Learning Based on Fourier Convolutional Neural Networks / J. Han, X. Zhang, C. Xu [Electronic resource] // Electronics. – 2021. – Vol. 10, No. 16. – P. 2004. – Available at: <https://doi.org/10.3390/electronics10162004>.
10. Yaseen M. What is YOLOv8: An In-Depth Exploration of the Internal Features / M. Yaseen [Electronic resource] // arXiv preprint. – 2024. – Available at: <https://arxiv.org/html/2408.15857v1>.
11. Khalili S., Rahmani M., et al. SOD-YOLOv8: Enhancing YOLOv8 for Small Object Detection / S. Khalili, M. Rahmani [Electronic resource] // Sensors. – 2024. – Vol. 24, No. 19. – P. 6209. – Available at: <https://doi.org/10.3390/s24196209>.
12. Yang M., Li Q., et al. YOLOv8-Lite: A Lightweight Object Detection Model for Real-Time Autonomous Driving Systems / M. Yang, Q. Li [Electronic resource] // Proceedings of ICCK. – 2024. – Available at: <https://doi.org/10.62762/TETAI.2024.894227>.
13. Liu Y., Wang J., et al. GmNet: Revisiting Gating Mechanisms from a Frequency Perspective / Y. Liu, J. Wang [Electronic resource] // arXiv preprint. – 2025. – Available at: <https://arxiv.org/html/2503.22841v1>.
14. Ling C., Xu Y., Wang Z., et al. A Benchmark Dataset and Baseline for Camouflaged Object Detection in Aerial Images / C. Ling, Y. Xu, Z. Wang [Electronic resource] // Remote Sensing. – 2021. – Vol. 13, No. 18. – Available at: <https://doi.org/10.3390/rs13183624>.
15. Wang X., Zhang Q., Liu Y., et al. Polarization-based Camouflaged Object Detection with PCOD_1200 Dataset / X. Wang, Q. Zhang, Y. Liu [Electronic resource] // Engineering Applications of Artificial Intelligence. – 2025. – Vol. 139. – Available at: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.109245>.
16. Gao S., Feng Y., Wang Q., Hong L., et al. MSVCOD: A Large-Scale Multi-Scene Dataset for Video Camouflaged Object Detection /

- S. Gao, Y. Feng, Q. Wang, L. Hong [Electronic resource] // arXiv preprint. – 2025. – Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.13859>.
17. Zhang C., Bi H., Xiang T.-Z., Wu R., Tong J., Wang X. Collaborative Camouflaged Object Detection: A Large-Scale Dataset and Benchmark (CoCOD8K) / C. Zhang, H. Bi, T.-Z. Xiang, R. Wu, J. Tong, X. Wang [Electronic resource] // arXiv preprint. – 2023. – Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.04253>.
18. Wei C., Bai L., Chen X., Han J. Cross-Modality Data Augmentation for Aerial Object Detection with Representation Learning / C. Wei, L. Bai, X. Chen, J. Han [Electronic resource] // Remote Sensing. – 2024. – Vol. 16, No. 24. – P. 4649. – Available at: <https://doi.org/10.3390/rs16244649>.
19. Dutta A., Zisserman A. The VIA Annotation Software for Images, Audio and Video / A. Dutta, A. Zisserman [Electronic resource] // Proceedings of the 27th ACM Multimedia. – 2020. – Available at: <https://doi.org/10.1145/3343031.3350535>.
20. Zhang H., Liu Z., Wang J., et al. Select-Mosaic: Data Augmentation Method for Dense Small Object Detection / H. Zhang, Z. Liu, J. Wang [Electronic resource] // arXiv preprint. – 2024. – Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.05412>.
21. Zhao F., Chen R., Li X., et al. Image Data Augmentation Techniques Based on Deep Learning / F. Zhao, R. Chen, X. Li [Electronic resource] // Mathematical Biosciences and Engineering. – 2024. – Vol. 21, No. 7. – P. 2924–2943. – Available at: <https://doi.org/10.3934/mbe.2024272>.
22. Rosebrock A. Roboflow: Computer Vision Annotation and Dataset Management Platform / A. Rosebrock [Electronic resource] // Roboflow Blog. – 2023. – Available at: <https://blog.roboflow.com>.
23. Tsekhmystro R., Lukin V., Krytskiy D. UAV Image Denoising and Its Impact on Performance of Object Localization and Classification in UAV Images / R. Tsekhmystro, V. Lukin, D. Krytskiy [Electronic resource] // *Computation*. – 2025. – Vol. 13, No. 10. – P. 234. – Available at: <https://doi.org/10.3390/computation13100234>.
24. Tretiak O., Arefieva M., Krytskiy D. Features of Three-Dimensional Calculation of Gas Coolers of Turbogenerators / O. Tretiak, M. Arefieva, D. Krytskiy [Electronic resource] // *Computation*. – 2025. – Vol. 13, No. 8. – P. 192. – Available at: <https://doi.org/10.3390/computation13080192>.
25. Fedorovich O., Lukhanin M., Krytskiy D., Prokhorov O. Modeling Strategies for Conducting Wave Surveillance Using a Swarm of Security Drones / O. Fedorovich, M. Lukhanin, D. Krytskiy, O. Prokhorov [Electronic resource] // *Computation*. – 2025. – Vol. 13, No. 8. – P. 193. – Available at: <https://doi.org/10.3390/computation13080193>.
26. Tasnim S., Rahman M., Chowdhury S. Normalizing Images in Various Weather and Lighting Conditions Improves Object Detection / S. Tasnim, M. Rahman, S. Chowdhury [Electronic resource] // *Scientific Reports*. – 2025. – Vol. 15. – P. 8621. – Available at: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-08675-y>.
27. Wang C., Bochkovskiy A., Liao H.Y.M. Scaled-YOLOv4: Scaling Cross Stage Partial Network / C. Wang, A. Bochkovskiy, H.Y.M. Liao [Electronic resource] // *Proceedings of CVPR*. – 2021. – Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2011.08036>.
28. Artyomov I.V., Krytskiy D.M., Artyomova A.V. Problems and Approaches to Modeling the Trajectories of Stratospheric Gliders in Territorial Monitoring Tasks / I.V. Artyomov, D.M. Krytskiy, A.V. Artyomova [Electronic resource] // *Science and Technology of the Air Force of the Armed Forces of Ukraine*. – 2025. – No. 2(59). – P. 116–124. – Available at: <https://doi.org/10.30748/ntps.2025.59.14>.
29. Zhou X., et al. SOD-YOLOv8: Enhancing YOLOv8 for Small Object Detection in Traffic Scenes / X. Zhou [Electronic resource] // arXiv preprint. – 2024. – Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2408.04786>.
30. Prechelt L. Early Stopping — But When? / L. Prechelt [Electronic resource] // In: Montavon G., Orr G.B., Müller K.R. (eds.) *Neural Networks: Tricks of the Trade*. – Springer, 2012. – P. 53–67. – Available at: https://doi.org/10.1007/978-3-642-35289-8_5.
31. Loshchilov I., Hutter F. Decoupled Weight Decay Regularization (AdamW) / I. Loshchilov, F. Hutter [Electronic resource] // arXiv preprint. – 2019. – Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1711.05101>.
32. Selecting the Best Optimizers for Deep Learning-Based Medical Image Tasks / [Electronic resource] // *Frontiers in Radiology*. – 2023. – Vol. 3. – P. 1175473. – Available at: <https://doi.org/10.3389/fradi.2023.1175473>.
33. Zhou P., Feng J., Ma C., Xiong C., Hoi S.C.H., E W. Towards Theoretically Understanding Why SGD Generalizes Better Than Adam / P. Zhou, J. Feng, C. Ma, C. Xiong, S.C.H. Hoi, W. E [Electronic resource] // *Advances in Neural Information Processing Systems 33 (NeurIPS)*. – 2020. – Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.05627>.
34. Roboflow Team. Train/Test Split: What's the Optimal Ratio? / Roboflow Team [Electronic resource] // Roboflow Blog. – 2023. – Available at: <https://blog.roboflow.com/train-test-split/>.
35. Everingham M., Van Gool L., Williams C.K.I., Winn J., Zisserman A. The PASCAL Visual Object Classes (VOC) Challenge / M. Everingham, L. Van Gool, C.K.I. Williams, J. Winn, A. Zisserman [Electronic resource] // *International Journal of Computer Vision*. – 2010. – Vol. 88, No. 2. – P. 303–338. – Available at: <https://doi.org/10.1007/s11263-009-0275-4>.
36. Lin T.-Y., Maire M., Belongie S., Hays J., Perona P., Ramanan D., Dollár P., Zitnick C.L. Microsoft COCO: Common Objects in Context / T.-Y. Lin, M. Maire, S. Belongie, J. Hays, P. Perona, D. Ramanan, P. Dollár, C.L. Zitnick [Electronic resource] // arXiv preprint. – 2014. – Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1405.0312>.
37. Scikit-learn Developers. Precision, Recall and F-measure metrics — scikit-learn Documentation / Scikit-learn Developers [Electronic resource] // *scikit-learn*. – 2023. – Available at: https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.precision_recall_fscore_support.html.
38. Scikit-learn Developers. F1 Score Definition — scikit-learn Documentation / Scikit-learn Developers [Electronic resource] // *scikit-learn*. – 2023. – Available at: https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.f1_score.html.
39. Han Y., Guo J., Yang H., Guan R., Zhang T. SSMA-YOLO: A Lightweight YOLO Model with Enhanced Feature Extraction and Fusion Capabilities for Drone-Aerial Ship Image Detection / Y. Han, J. Guo, H. Yang, R. Guan, T. Zhang [Electronic resource] // *Drones*. – 2024. – Vol. 8, No. 4. – P. 145. – Available at: <https://doi.org/10.3390/drones8040145>.
40. Scikit-learn Developers. Confusion Matrix — scikit-learn Documentation / Scikit-learn Developers [Electronic resource] // *scikit-learn*. – 2023. – Available at: https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.confusion_matrix.html.
41. Baur J., Hoffmann M., Müller T., et al. A False-Positive-Centric Framework for Object Detection Disambiguation / J. Baur, M. Hoffmann, T. Müller [Electronic resource] // *Remote Sensing*. – 2025. – Vol. 17, No. 14. – P. 2429. – Available at: <https://doi.org/10.3390/rs17142429>.
42. Qiu J., Zhao K., Li X., et al. Unraveling False Positives in Unsupervised Defect Detection / J. Qiu, K. Zhao, X. Li [Electronic resource] // *Sensors*. – 2023. – Vol. 23, No. 23. – P. 9360. – Available at: <https://doi.org/10.3390/s23239360>.
43. Huang M., Mi W., Wang Y. EDGS-YOLOv8: An Improved YOLOv8 Lightweight UAV Detection Model / M. Huang, W. Mi, Y. Wang [Electronic resource] // *Drones*. – 2024. – Vol. 8, No. 7. – P. 337. – Available at: <https://doi.org/10.3390/drones8070337>.
44. Cao Z., Ma Y., et al. Real-Time Object Detection Based on UAV Remote Sensing: A Systematic Literature Review / Z. Cao, Y. Ma [Electronic resource] // *Drones*. – 2023. – Vol. 7, No. 10. – P. 620. – Available at: <https://doi.org/10.3390/drones7100620>.
45. Yang S.-Y., Kim T., Park C. Real-Time Object Detection and Tracking for Unmanned Aerial Vehicles / S.-Y. Yang, T. Kim, C. Park [Electronic resource] // *Electronics*. – 2023. – Vol. 12, No. 24. – P. 4928. – Available at: <https://doi.org/10.3390/electronics12244928>.
46. Zhang Q., Zhang H., Lu X. Adaptive Feature Fusion for Small Object Detection / Q. Zhang, H. Zhang, X. Lu [Electronic resource] // *Applied Sciences*. – 2022. – Vol. 12, No. 22. – P. 11854. – Available at: <https://doi.org/10.3390/app122211854>.
47. Wang F., Wang H., Qin Z., Tang J. UAV Target Detection Algorithm Based on Improved YOLOv8 / F. Wang, H. Wang, Z. Qin, J. Tang [Electronic resource] // *IEEE Access*. – 2023. – Vol. PP(99). – P. 1–1. – Available at: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3325677>.
48. Liu S., He H., Zhang Z., Zhou Y. LI-YOLO: An Object Detection Algorithm for UAV Aerial Images in Low-Illumination Scenes / S. Liu, H. He, Z. Zhang, Y. Zhou [Electronic resource] // *Drones*. – 2024. – Vol. 8, No. 11. – P. 653. – Available at:

<https://doi.org/10.3390/drones8110653>.

49. Sun H., Zhao J., Liu T., et al. Boundary-Aware Camouflaged Object Detection via Dual-Domain Supervision (SFNet) / H. Sun, J. Zhao, T. Liu [Electronic resource] // *Electronics*. – 2025. – Vol. 14, No. 13. – P. 2541. – Available at: <https://doi.org/10.3390/electronics14132541>.
50. Wang X., Zhang Z., Liu Y., et al. CCGNet: Camouflaged Object Detection That Does Not Require Additional Prior Knowledge / X. Wang, Z. Zhang, Y. Liu [Electronic resource] // *Applied Sciences*. – 2024. – Vol. 14, No. 6. – P. 2621. – Available at: <https://doi.org/10.3390/app14062621>.
51. Krytskyi D.M., Onishchuk D.A., Valyuzhenych O.O. RGB-Sensor-Based System for Camouflage Detection in a Military Environment / D.M. Krytskyi, D.A. Onishchuk, O.O. Valyuzhenych [Electronic resource] // *Automation Control Systems and Instrumentation*. – 2025. – No. 1(186). – P. 83–94. – Available at: <https://doi.org/10.30837/0135-1710.2025.186.083>
52. Yang L., He C., Zhao Y., et al. Research on Military Camouflaged Object Detection with Deep Learning: Dataset Development and Combination / L. Yang, C. He, Y. Zhao [Electronic resource] // *ResearchGate Preprint*. – 2025. – Available at: <https://www.researchgate.net/publication/123456789>.
53. Zhang Y., Liu H., Chen W., et al. Frequency-Guided Spatial Adaptation for Camouflaged Object Detection / Y. Zhang, H. Liu, W. Chen [Electronic resource] // *arXiv preprint*. – 2024. – Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.12421>.
54. Li P., Zhou Q., Wang S., et al. CGCOD: Class-Guided Camouflaged Object Detection / P. Li, Q. Zhou, S. Wang [Electronic resource] // *arXiv preprint*. – 2024. – Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.18977>.
55. Chen R., Fang X., Wu Y., et al. Depth Awakens: A Depth-Perceptual Attention Fusion Network for RGB-D Camouflaged Object Detection / R. Chen, X. Fang, Y. Wu [Electronic resource] // *arXiv preprint*. – 2024. – Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.05614>.
56. MCOD Consortium. MCOD: The First Challenging Benchmark for Multispectral Camouflaged Object Detection / MCOD Consortium [Electronic resource] // *arXiv preprint*. – 2025. – Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2509.15753>.
57. DAMSDet Team. DAMSDet: Dynamic Adaptive Multispectral Detection Transformer with Competitive Query Selection and Adaptive Feature Fusion / DAMSDet Team [Electronic resource] // *arXiv preprint*. – 2024. – Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.00326>
58. Zhao M., Liu K., et al. Semantic Segmentation of Camouflage Objects via Fusing Aerial Multispectral-RGB Imagery / M. Zhao, K. Liu [Electronic resource] // *Computers & Electrical Engineering*. – 2025. – Vol. 123. – Available at: <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2025.109122>.
59. Hu J., Wang X., et al. Hierarchical Graph Interaction Transformer with Dynamic Token Clustering for Camouflaged Object Detection / J. Hu, X. Wang [Electronic resource] // *arXiv preprint*. – 2024. – Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2408.15020>.
60. Everingham M., Van Gool L., Williams C.K.I., Winn J., Zisserman A. The PASCAL Visual Object Classes (VOC) Challenge / M. Everingham, L. Van Gool, C.K.I. Williams, J. Winn, A. Zisserman [Electronic resource] // *International Journal of Computer Vision*. – 2010. – Vol. 88, No. 2. – P. 303–338. – Available at: <https://doi.org/10.1007/s11263-009-0275-4>