

<https://doi.org/10.15407/csc.2024.04.050>  
УДК 004.8

**В.Ю. КАШТАН**, канд. тех. наук, доцент, кафедра інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії, Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», просп. Дмитра Яворницького, 19, м. Дніпро, Україна, 49005, ORCID: 0000-0002-0395-5895, Scopus Author ID 7201902879, [kashtan.v.yu@nmu.one](mailto:kashtan.v.yu@nmu.one)

**О.В. КАЗИМИРЕНКО**, аспірант, кафедра інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», просп. Дмитра Яворницького, 19, м. Дніпро, Україна, 49005, [kazymyrenko.o.v@nmu.one](mailto:kazymyrenko.o.v@nmu.one)

**В.В. ГНАТУШЕНКО**, доктор техн. наук, професор, завідувач кафедри інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії, Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», просп. Дмитра Яворницького, 19, м. Дніпро, Україна, 49005, ORCID:0000-0003-3140-3788, Scopus Author ID: 6505609275, [hnatushenko.v.v@nmu.one](mailto:hnatushenko.v.v@nmu.one)

## ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ АВТОМОБІЛІВ НА АЕРОКОСМІЧНИХ ЗНІМКАХ

---

У статті представлено порівняльний аналіз ефективності методів розпізнавання автомобілів на аерокосмічних знімках, зокрема класичних методів (Canny, Sobel, Laplacian, Prewitt та Scharr) та нейромережевої моделі YOLOvbn. Метою дослідження є оцінка точності виявлення автомобілів за допомогою різних методів на основі показників метрик Precision, Recall та F1 Score. Результати показали, що традиційні методи контурного виділення мають обмежену ефективність, особливо в умовах високої щільності об'єктів і варіацій яскравості та контрасту. Зокрема, вони продемонстрували низькі значення Precision та F1 Score, що вказує на значну кількість хибно позитивних та хибно негативних спрацьовувань. Нейромережева модель YOLOvbn, показала високі результати за всіма основними метриками (Precision — 97.9 %, Recall — 94.8 %, F1 Score — 96.32 %, mAP — 97.6 %), що підтверджує її здатність забезпечувати точне та повне розпізнавання автомобілів на зображеннях. Отже, сучасні нейромережеві підходи, такі як YOLOvbn, рекомендуються для використання у високоточних задачах розпізнавання автомобілів на аерокосмічних знімках, тоді як класичні методи можуть бути корисними лише для попередньої обробки зображень.

**Ключові слова:** аерокосмічні знімки, розпізнавання автомобілів, модель YOLOvbn, нейронні мережі, Canny, Sobel, Laplacian, Prewitt, Scharr.

---

Cite: Каштан В.Ю., Казимиренко О.В., Гнатушенко В.В. Порівняльний аналіз ефективності методів розпізнавання автомобілів на аерокосмічних знімках. *Control Systems and Computers*, 2024, 4, 50—60. <https://doi.org/10.15407/csc.2024.04.050>

© Видавець ВД «Академперіодика» НАН України, 2024. Стаття опублікована на умовах відкритого доступу за ліцензією CC BY-NC-ND (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>)

## Вступ

Виявлення та розпізнавання об'єктів на аерокосмічних знімках, отриманих за допомогою дистанційного зондування, є важливим та складним завданням [1]. Використовується для ідентифікації штучних об'єктів, таких як дороги, будівлі [2], транспортні засоби, кораблі, а також природних елементів; природних об'єктів — дерева та ліси. Застосовується для оновлення географічних інформаційних систем, моніторингу довкілля, виявлення геологічних небезпек, картографування зон забруднення, точного землеробства та міського планування. Штучні об'єкти зазвичай мають чіткі контури й не залежать від довкілля. Природні об'єкти характеризуються розмитими нечіткими контурами, що ускладнює процес їхнього виокремлення. У практичних застосуваннях розпізнавання об'єктів на аерокосмічних знімках є складним завданням через значні варіації їхнього візуального вигляду, які можуть бути зумовлені змінами кута зйомки, частковою оклюзією, складними фоновими умовами, освітленістю та тінню [3]. Крім того, низька просторова роздільна здатність попередніх супутникових знімків обмежує можливості виявлення і штучних, і природних об'єктів. З огляду на ці складнощі, дослідники активно займаються вилученням характеристик областей з цих знімків, щоб підвищити ефективність алгоритмів розпізнавання.

## Постановка проблеми

На сьогодні розроблено методи для розпізнавання об'єктів [4] на зображеннях високого просторового розрізнення. Ці методи ґрунтуються на аналізі та порівнянні візуальних ознак, що дає змогу виокремлювати ключові властивості об'єктів, визначати їхню належність до певного класу та забезпечувати автоматизоване розпізнавання. У цьому контексті значну роль відіграють і класичні методи виокремлення об'єктів, так і підходи на основі глибокого навчання, кожен із яких має свої переваги та обмеження для різних типів завдань і умов застосування.

Класичні методи, такі як *Canny*, *Sobel*, *Laplacian*, *Prewitt* і *Scharr* [5], використовують аналіз градієнтів для виокремлення контурів об'єктів на основі інтенсивності пікселів. Цей етап є важливим для подальшого розпізнавання, оскільки правильне визначення контурів сприяє точнішій ідентифікації об'єктів. Ці методи добре працюють за умов рівномірного освітлення та низького рівня шуму. Однак їхня ефективність значно знижується у випадках, коли зображення містять високий рівень шуму, тіньові області або різкі зміни яскравості, що ускладнює розпізнавання об'єктів і може призвести до менш точних результатів. На відміну від класичних методів, сучасні нейромережеві підходи, зокрема такі моделі як *YOLO* (*You Only Look Once*) [6], забезпечують високу швидкість і точність розпізнавання об'єктів, оскільки метод одночасно виконує локалізацію та класифікацію.

Отже, вибір оптимального методу для розпізнавання об'єктів на аерокосмічних зображеннях є важливим. Різні алгоритми демонструють варіації в ефективності залежно від характеру об'єктів, їхніх розмірів, форм та умов зйомки, що може істотно вплинути на результати. Основним критерієм для оцінки цих алгоритмів залишається точність розпізнавання, яка визначає їхню придатність до практичного використання.

У даній статті здійснюється порівняльний аналіз наявних методів, серед яких *Canny*, *Sobel*, *Laplacian*, *Prewitt* та *Scharr*, у поєднанні з нейромережевим підходом *YOLOv6n* для розпізнавання автомобілів на аерокосмічних зображеннях. Метою цього дослідження є визначення методів, які забезпечують точне розпізнавання автомобілів на аерокосмічних знімках на основі кількісних показників метрик ефективності, таких як точність (*Precision*), повнота (*Recall*) та *F1*-міра.

## Методи та результати дослідження

На рис. 1 наведено класифікацію методів для розпізнавання об'єктів на зображеннях високого просторового розрізнення [5].

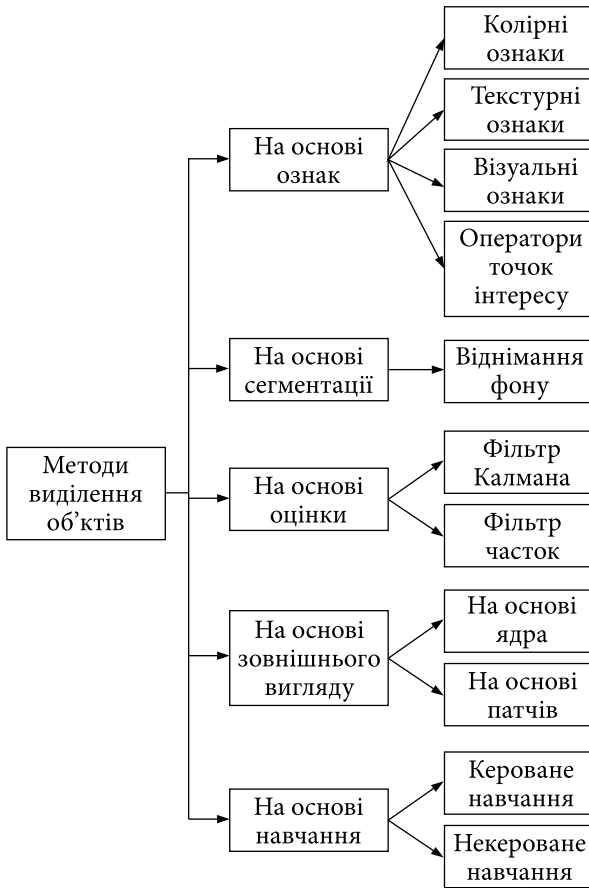


Рис. 1. Класифікація методів розпізнавання об'єктів на зображеннях високого просторового розрізнення

Методи на основі ознак включають виокремлення об'єктів за кольоровими, текстурними та візуальними ознаками, а також операторами точок інтересу. Використання цих характеристик уможливує ідентифікацію об'єктів на основі їхніх специфічних властивостей. У цьому підході спочатку виокремлюються ключові ознаки, такі як текстура, градієнт і колір. Ці виокремлені характеристики мають бути унікальними, щоб забезпечити можливість легкої ідентифікації об'єктів у просторі ознак. Застосування множинних ознак дає змогу досягти більшої стійкості до змін в умовах освітлення, обертання чи часткових перекриттів об'єктів.

Колір є однією з ключових ознак, що широко використовується в науковій літературі для виявлення об'єктів. Сучасні підходи, які вико-

ристовують колір як характеристику, часто імплементують кольорові гістограми для моделювання об'єкта. Використання кольорових гістограм має переваги, зокрема низькі обчислювальні витрати, а також стійкість до варіацій масштабів, обертання та часткового перекриття. У роботі [7] представлено метод, який поєднує фонові моделі та градуйовані характеристики назв кольорів у структурі *MeanShift*. Цей підхід значно підвищує продуктивність у вказаних сценаріях, оскільки дає адаптуватися до змінних умов освітлення та кольору об'єкта. Крім того, інтеграція градуйованих характеристик кольорів сприяє створенню більш точних і стійких моделей, що веде до поліпшення точності розпізнавання об'єкта в реальному часі.

Локальна особливість розглядається як шаблон зображення, який забезпечує можливість відрізнення об'єкта від його фону. Об'єктами можуть бути різноманітні елементи, включаючи ключові точки, сегменти країв або невеликі ділянки зображення. Коли координати, отримані в процесі виділення об'єктів, застосовуються для подальшого аналізу, ці особливості ідентифікуються як точки інтересу. Протягом останніх років було запропоновано численні вдосконалення для алгоритму *SIFT*. Оригінальний *SIFT* розроблявся переважно для монохромних зображень, згодом адаптували цей метод для кольорових зображень, впровадивши кольоровий локальний інваріантний дескриптор ознак (*CSIFT*). *CSIFT* продемонстрував вищу стійкість до змін у кольорі та фотометричних умовах порівняно з класичним *SIFT*. У роботі [8] порівнюються масштабно-інваріантне перетворення ознак (*SIFT*) та прискорене робастне перетворення ознак (*SURF*), а також пропонуються різні геометричні перетворення, що дозволяє виявляти ключові точки навколо описаних областей ознак.

Текстурні ознаки визначаються зміною інтенсивності поверхні, що кількісно характеризує такі властивості, як гладкість і регулярність, що важливо для ідентифікації текстурних об'єктів, таких як аеропорт [9], будівлі, міські райони та транспортні засоби. Однією з най-

більш вивчених характеристик текстури є вейвлет Габоора. Основною перевагою фільтрів Габоора є їхня інваріантність до змін освітлення, обертання, масштабу та перекладу, що робить їх надзвичайно придатними для задач відстеження об'єктів. Локальні бінарні патерни (*LBP*) є ще одним популярним дескриптором, що базується на текстурі, вони знаходять широке застосування в розпізнаванні облич і аналізі руху. Оператор *LBP*, який є інваріантним до обертання, визначається як міра текстури, що інваріантна до градацій сірого, і є похідною від загального визначення текстури в локальній області. Ці властивості роблять *LBP* ефективним інструментом для аналізу текстурних характеристик у різних системах комп'ютерного зору.

Серед методів на основі ознак також слід зазначити оператори *Canny*, *Sobel*, *Laplacian*, *Prewitt* і *Scharr*. Ці оператори дозволяють виявляти контури об'єктів, що є важливою характеристикою для подальшого аналізу та ідентифікації об'єктів. Використання градієнтів інтенсивності пікселів забезпечує високу чутливість до змін, що сприяє точному виділенню форм і контурів об'єктів на зображеннях. Вони особливо корисні в сценаріях, де об'єкти мають виражені краї або контури, які можуть бути використані для їх подальшої ідентифікації.

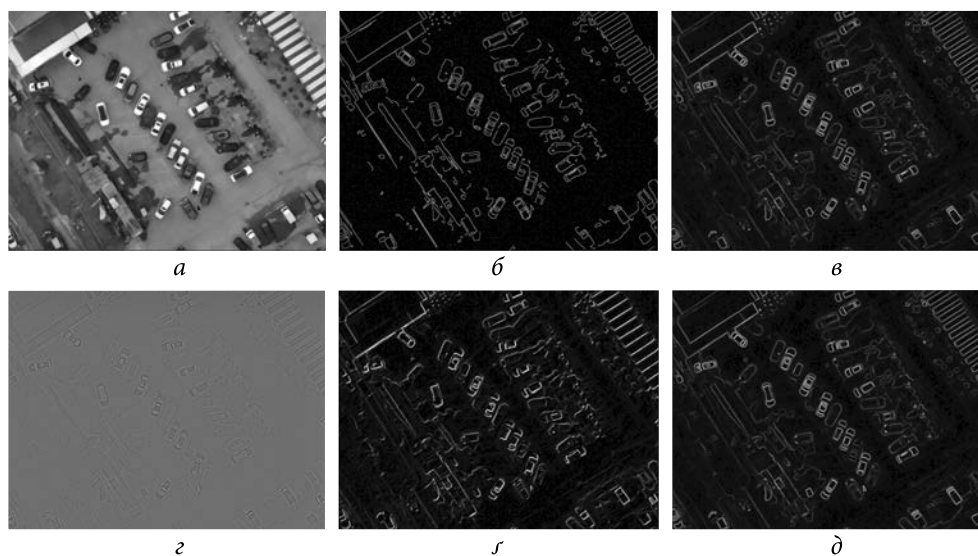
Сегментація об'єктів на зображенні є ключовим і найважливішим етапом при візуальному аналізі. Процес сегментації переднього плану спрямовано на відокремлення об'єктів, що перебувають у фокусі, від фонові сцени. Зазвичай, об'єктами переднього плану є ті, які мають високу контрастність або різноманітність у порівнянні з фоном, тому для ефективного аналізу їх необхідно здійснити чітке відокремлення від фонових елементів. Автором у роботі [10] запропоновано метод об'єктного аналізу зображень для дистанційного зондування, який спрямовано на ідентифікацію легко доступних об'єктів на зображеннях, поєднуючи обробку зображень з функціями географічних інформаційних систем для інтеграції спектральної та контекстної інформації. У дослідженні [11] представлено різні підходи до сегментації зображень, де на прикладах декіль-

кох застосувань продемонстровано, як використання сегментації та об'єктних методів підвищує точність аналізу та класифікації в порівнянні з традиційними піксельними методами. На відміну від процедур, що працюють з пікселями, об'єкти зображень можуть містити багато більше атрибутів, а не саму лише спектральну інформацію. Обробка на основі об'єктів враховує не лише контекстну інформацію, а й взаємозв'язки між областями зображення.

Методи, що базуються на оцінюванні або фільтрації, формулюють задачу розпізнавання об'єктів у зображеннях як задачу оцінювання стану, в якій об'єкт представлено у вигляді вектора стану. У цьому контексті Байєсівські методи надають загальну основу для задач оцінювання динамічного стану. Функція щільності ймовірності вектора стану обчислюється з урахуванням усієї доступної інформації на момент оцінювання. Задня функція щільності ймовірності включає в себе всю інформацію про стан об'єкта, що дає змогу забезпечити повний розв'язок задачі оцінювання. Для обчислення апостеріорної щільності ймовірності станів використовуються дві основні моделі: модель стану та модель спостереження. Модель стану описує еволюцію системи, тоді як модель спостереження визначає зв'язок між спостереженнями та станом об'єкта. Процес роботи фільтрів складається з двох етапів: прогнозування та корекції. На етапі прогнозування оцінюється новий стан змінних на наступному часовому кроці за допомогою моделі стану, а на етапі корекції поточні спостереження використовуються для оновлення стану об'єкта відповідно до моделі спостереження.

Фільтр Калмана та фільтр частинок є двома типовими Байєсівськими методами, які широко застосовуються для оцінки траєкторії руху об'єктів на зображеннях. Ці фільтри забезпечують ефективний спосіб інтеграції інформації з різних джерел для покращення точності оцінювання стану об'єктів.

Об'єкти в реальному світі мають складну структуру та можуть зазнавати змін у своїй формі з часом. Для ефективного розпізнавання та відстеження таких об'єктів алгоритми по-



**Рис. 2.** Фрагмент аерокосмічного знімку: *a* – первинний знімок; *б* – результат методу *Canny*; *в* – результат методу *Sobel*; *г* – результат методу *Laplacian*; *р* – результат методу *Prewitt*; *д* – результат методу *Scharr*

винні враховувати варіації в їхньому вигляді та характеристиках. Попри численні дослідження в цій області, проблема розробки адекватних моделей, які б описували зміни зовнішніх ознак об'єктів, залишається актуальною, що ускладнює створення надійних систем для обробки зображень.

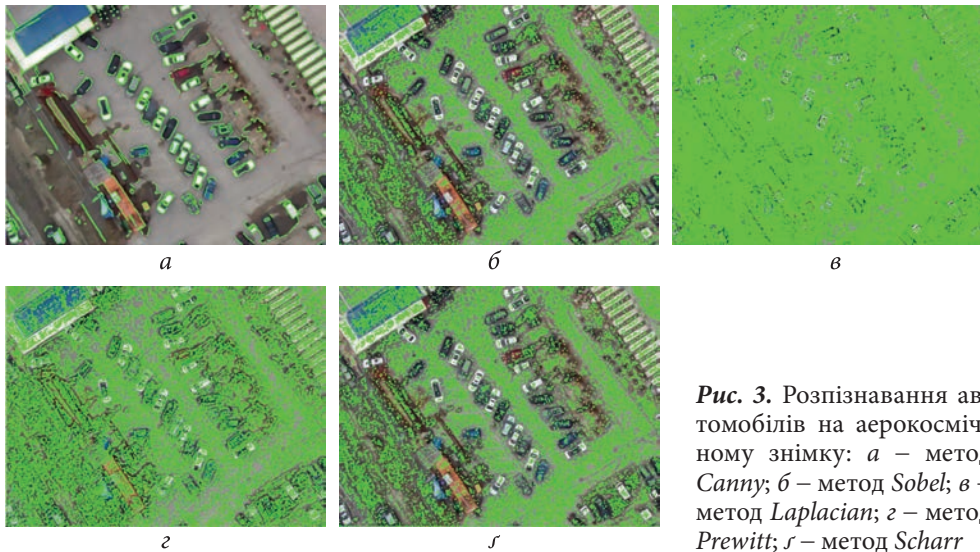
Машинне навчання є однією з найсучасніших методологій для виявлення об'єктів на знімках дистанційного зондування. Залежно від характеру даних і цілей аналізу, методи машинного навчання поділяються на дві основні категорії: кероване навчання та некероване навчання.

Метод керованого навчання передбачає навчання класифікатора на основі даних, які містять інформацію про вхідні ознаки та відповідні виходи. Цей підхід дає змогу досягати високої точності при класифікації об'єктів, оскільки модель адаптується до специфічних властивостей даних. До основних методів керованого навчання належать: метод опорних векторів, штучні нейронні мережі, алгоритм виявлення об'єктів *YOLO*, тощо. *YOLO* [6] є одним із найвідоміших алгоритмів виявлення об'єктів що реалізує принципи керованого навчання. Цей алгоритм має просту архітектуру, високу точ-

ністю. *YOLO* обробляє зображення за один прохід, що дозволяє здійснювати виділення в реальному часі, на відміну від традиційних методів, які часто вимагають кількох проходів для виявлення об'єктів. *YOLOv6n* [12] має легшу архітектуру, ніж попередні версії, завдяки використанню нових технологій, таких як мобільні блоки та полегшені шари, що дає змогу знизити обчислювальні витрати без втрати якості. Це робить модель особливо придатною для використання на пристроях з обмеженими ресурсами, таких як мобільні телефони та вбудовані системи.

Метод неконтрольованого навчання полягає у навчанні класифікатора без використання даних з відповідними мітками. Хоча точність неконтрольованого навчання, як правило, є нижчою, ніж у керованого, цей підхід використовується для виявлення прихованих закономірностей, кластеризації даних і попередньої обробки. До основних методів неконтрольованого навчання належать: кластеризація *k*-середніх, алгоритм *Apriori*.

У рамках експериментальних досліджень використано аерокосмічний знімок, отриманий з ресурсу *OpenAerialMap* [13] (рис.2, *a*). Цей зні-



**Рис. 3.** Розпізнавання автомобілів на аерокосмічному знімку: *a* – метод *Canny*; *b* – метод *Sobel*; *в* – метод *Laplacian*; *г* – метод *Prewitt*; *д* – метод *Scharr*

мок містить фрагмент, на якому чітко представлені автомобілі, що слугують об'єктами для подальшого аналізу та виявлення. Для оцінки ефективності класичних методів виокремлення контурів для розпізнавання автомобілів було обрано алгоритми *Canny* (рис. 2, б), *Sobel* (рис. 2, в), *Laplacian* (рис. 2, г), *Prewitt* (рис. 2, д) та *Scharr* (рис. 2, е). Результати реалізації цих методів було отримано за допомогою мови програмування *Python*.

На рис. 3 та рис.4 представлено контури, накладені на оригінальне зображення, що дає змогу візуально оцінити якість розпізнавання автомобілів з використанням кожного з методів.

На рис. 5 представлено результат роботи нейронної мережі, розробленої для розпізнавання автомобілів на аерокосмічному знімку. Модель автоматично виділяє автомобілі прямокутними рамками, кожна з яких супроводжується рівнем довіри, що відображає ймовірність правильного виявлення об'єкта. Дана нейронна мережа була попередньо навчена на специфічному наборі даних для ідентифікації автомобілів на зображеннях, отриманих з безпілотних літальних апаратів. Використано модель побудовано на основі архітектури *Roboflow 2.0 Object Detection (Fast)*, що модель було навчено на наборі даних *COCO (Common Objects in Context)* [14] з використанням архітектури *YOLOv6n*.



**Рис. 4.** Розпізнавання автомобілів на аерокосмічному знімку методом *Canny*: *a* – порогові значення 80/150; *б* – порогові значення 200/250



**Рис. 5.** Розпізнавання автомобілів на аерокосмічному знімку за допомогою нейромережі *YOLOv6*

На рис. 6 наведено результати порівняння метрик *Precision*, *Recall*, *F1 Score* та *mAP* для кожного з досліджуваних методів розпізнавання автомобілів на аерокосмічних знімках.

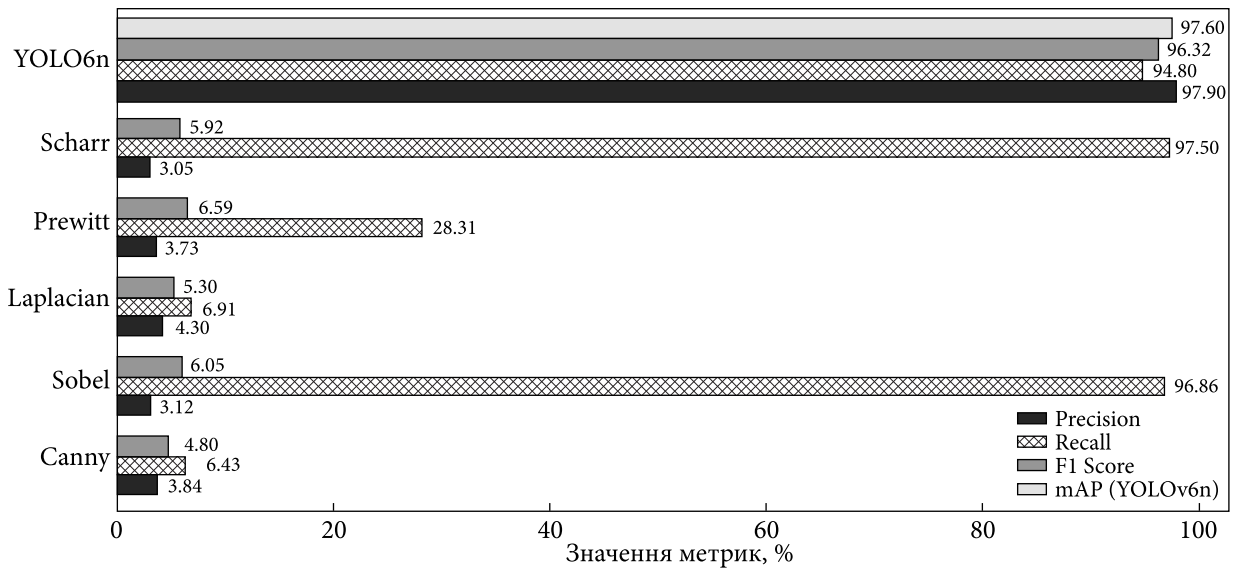


Рис. 6. Результати метрик *Precision*, *Recall*, *F1 Score* та *mAP*

### Обговорення результатів

Візуальний аналіз результатів виділення контурів за допомогою методу *Canny* (рис. 2, б та рис. 3, а) показує, що цей метод здатен чітко виділити контури на зображенні. Помітно, що метод виділяє не лише автомобілі, а й інші об'єкти, такі як дорожня розмітка, бордюри та дрібні деталі. Використання подвійного порогового значення дає змогу чітко виділити контури без надмірних шумів. Проте, метод *Canny* не є селективним для конкретних об'єктів (автомобілів), виділяючи всі контури на сцені. При високих порогових значеннях (рис. 4, б), не всі автомобілі на зображенні виділяються. Це пов'язано з тим, що метод *Canny* визначає контури на основі різниці між пікселями з різними інтенсивностями. Вищі порогові значення сприяють виділенню тільки найбільш яскравіше виражених границь, внаслідок чого дрібніші деталі або об'єкти з менш вираженими контрастами можуть залишитися не виявленими. Тобто, автомобілі з менш контрастними границями або ті, що розташовані у затінених або насичених областях, можуть бути пропущені. При зменшенні порогових значень (рис.4, а) для методу *Canny* спостерігається зворотній ефект — на зображенні починає виділятися значно більше

об'єктів, які не є автомобілями. Це обумовлено тим, що нижчі порогові значення дозволяють алгоритму реєструвати більше піксельних переходів, включно з тими, які не мають стосунків до автомобілів, наприклад, текстуровані поверхні, дрібні об'єкти або тіні. Як наслідок, разом з автомобілями, метод може виділяти зайві об'єкти, що створює додатковий шум і ускладнює правильну сегментацію потрібних елементів на зображенні.

Метод *Sobel* (рис. 2, в та рис. 3, б) дає змогу виділяти автомобілі, але їхні контури виглядають менш чіткими і трохи розмитими порівняно з *Canny*. Зображення містить помітний шум, особливо на дрібних деталях навколишнього середовища. *Sobel* добре визначає горизонтальні та вертикальні грані, однак його ефективність знижується у випадках, коли потрібна висока чіткість контурів. Контури мають злегка згладжені краї, це допомагає усунути частину шуму та дрібних деталей, що не є релевантними для автомобілів. Водночас цей метод не надає великої деталізації для дрібних елементів, що може бути перевагою для таких задач, як виділення більших об'єктів.

Метод *Laplacian* (рис. 2, г та рис. 3, в) показує розмитіші контури порівняно з *Sobel* і *Prewitt*,

що робить його менш ефективним для виявлення автомобілів. Цей метод також виявляє більше шумів, що погіршує точність виділення контурів автомобілів, особливо на складному або текстурованому тлі. *Laplacian* показує результати, які більше підходять для загального виділення контурів, але є менш ефективним у випадках, коли потрібно виокремити конкретні об'єкти.

Метод *Prewitt* (рис. 2, *г* та рис.3, *з*) демонструє подібні результати до *Sobel*, але з іще більшим рівнем шуму. Контури автомобілів визначено, але вони розмиті, що ускладнює розпізнавання їх серед інших об'єктів на зображенні. Через високу чутливість до шуму, *Prewitt* не є оптимальним для розпізнавання автомобілів.

Метод *Scharr* (рис. 2, *д* та рис.3, *р*) забезпечує детальніші контури у порівнянні з *Sobel* та *Prewitt*, але також містить значний шум. Хоча контури автомобілів є трохи кращими за якістю, ніж у *Prewitt* та *Sobel*, *Scharr* поступається *Canny* за рівнем чіткості та точності.

Як видно на рис. 5, модель *YOLOv6* точно розпізнає автомобілі, демонструючи високі показники точності та відтворення контурів, що підтверджує її ефективність для задач виділення автомобілів.

Для аналізу ефективності методів розпізнавання автомобілів було обрано основні метрики: *Precision*, *Recall*, *F1 Score* (рис. 6) та середню точність (*mAP*) [4] для *YOLOv6n*. Ці метрики є ключовими для оцінки продуктивності методів виділення, оскільки вони враховують і точність виявлення (*Precision*), і повноту (*Recall*).

$$Precision = TP / (TP + FP),$$

де *TP* — *true positive*, *FP* — *false positive*.

$$Recall = TP / (TP + FN),$$

де *FN* — *false negative*.

$$F1Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}.$$

Для методу *Canny* маємо низькі значення всіх метрик: *Precision* становить 0.038, *Recall* —

0.064, а *F1 Score* — 0.048. Це свідчить про те, що, хоча *Canny* забезпечує візуально чіткі контури, він має обмежену точність і погано захоплює більшість об'єктів (низький *Recall*). Таким чином, *Canny* не є оптимальним для цієї задачі в плані кількісних показників, хоч і виглядає добре візуально.

*Sobel* показав дуже низький *Precision* – 0.031, але надзвичайно високий *Recall* (0.968), а це означає, що метод виявляє практично всі потенційні контури, однак більшість з них є хибнопозитивними. Це також підтверджується відносно низьким значенням *F1 Score* – 0.060. Отже, *Sobel* виявляє занадто багато шуму і мало підходить для точного розпізнавання автомобілів.

Метод *Laplacian* має трохи кращий *Precision* — 0.043 та *F1 Score* — 0.053, але *Recall* залишається низьким — 0.069. Це означає, що метод не здатен захопити більшість об'єктів на зображенні, що знижує його корисність для даної задачі.

Для *Prewitt* спостерігається збалансованіша картина: *Precision* — 0.037, *Recall* — 0.283, а *F1 Score* — 0.066. Хоча *Precision* і *Recall* залишаються низькими, показники є трохи кращими, ніж у *Sobel* і *Laplacian*, тобто вказує на те, що *Prewitt* може бути придатним для загального виявлення, хоча він також захоплює значну кількість шуму.

Метод *Scharr* схожий на *Sobel*, із надзвичайно низьким *Precision* — 0.030 і високим *Recall* — 0.975, що також призводить до низького *F1 Score* — 0.059. Це свідчить про те, що метод має тенденцію до перенавантаження результатами, що не годиться для точного розпізнавання автомобілів.

На відміну від традиційних методів, нейромережева модель *YOLOv6n* показує дуже високі результати за всіма метриками: *Precision* — 97.9 %, *Recall* — 94.8 %, *F1 Score* — 96.32 %, *mAP* — 97.6 %. Це свідчить про високу точність і надійність моделі для розпізнавання автомобілів, значно перевершуючи класичні методи виділення контурів. *YOLOv6n* має чудову здатність ідентифікувати об'єкти з високою точністю та низьким рівнем хибно позитивних і хибно негативних результатів, що робить його ідеальним вибором для такої задачі.



Загалом, аналіз показує, що традиційні методи виділення контурів мають серйозні обмеження у задачах розпізнавання автомобілів, оскільки вони або захоплюють занадто багато шуму, або не виявляють достатньої кількості об'єктів. Нейромережева модель *YOLOv6n* значно перевершує їх, забезпечуючи високі показники точності та надійності.

## Висновки

Порівняльний аналіз ефективності методів виділення автомобілів на аерокосмічних знімках, включаючи класичні методи (*Canny*, *Sobel*, *Laplacian*, *Prewitt* та *Scharr*) та нейромережевий підхід *YOLOv6n*, показав суттєву різницю в їхній продуктивності. Традиційні методи виявилися малоефективними для задач розпізнавання автомобілів в умовах високої щільності об'єктів та варіацій яскравості та контрасту. Метрики *Precision* та *F1 Score* для методів *Canny*, *Sobel*, *Laplacian*, *Prewitt* і *Scharr* були низькими, що свідчить про високий рівень хибно позитивних і

хибно негативних спрацьовувань. Найвищі показники *Recall* спостерігалися у *Sobel* та *Scharr*, що вказує на їхню здатність охоплювати більше об'єктів, проте коштом зниження точності.

Нейромережева модель *YOLOv6n* продемонструвала значно кращі результати за всіма основними метриками (*mAP*, *Precision*, *Recall* та *F1 Score*), що вказує на високу здатність моделі розпізнавати автомобілі з мінімальним числом помилок і пропусків. Це свідчить про доцільність використання нейромережевих підходів, таких як *YOLOv6n*, для високоточних задач розпізнавання автомобілів на аерокосмічних знімках.

Таким чином, результати дослідження підтверджують, що нейромережеві моделі мають значну перевагу над традиційними методами контурного виділення, забезпечуючи високу точність та повноту при розпізнаванні автомобілів. Традиційні методи можуть слугувати додатковими інструментами для попередньої обробки, однак застосування їх для кінцевих етапів розпізнавання є обмеженим.

## ЛІТЕРАТУРА

1. Alsamhi S. H., Ma O., Ansari M. S., Almalki F. A. Survey on collaborative smart drones and internet of things for improving smartness of smart cities, *IEEE Access*, 2019. P.128125–128152. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2934998>
2. Каштан В.Ю., Гнатушенко В.В., Удовик І.М., Шевцова О.С. Нейромережеве розпізнавання об'єктів збудови на аерофотознімках. Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових робіт. Випуск 1 (120). Дніпро, 2023. С. 30–39. DOI: <https://doi.org/10.32782/IT/2023-1-5>
3. Al-Kaff, A., Gómez-Silva, M., Moreno, F., de la Escalera, A., & Armingol, J. An Appearance-based tracking algorithm for aerial search and rescue purposes. *Multidisciplinary Digital Publishing Institute*, 2019, 19(3), p.652. DOI: <https://doi.org/10.3390/s19030652>
4. Ramachandran A., Sangaiah A. K. A review on object detection in unmanned aerial vehicle surveillance, *International Journal of Cognitive Computing in Engineering*, Volume 2, 2021, pp. 215–228. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijcce.2021.11.005>
5. Vipul G., Kapil T., Pragma G., Raj K. A Review Paper: On Various Edge Detection Techniques. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 2017, pp. 534–537. DOI: <https://doi.org/10.22214/ijraset.2017.8074>
6. Puyi, S.; Hong, C.; Naobo, G. Improved UAV object detection algorithm for YOLOv5s. *Comput. Eng. Appl.* 2023, 59, pp.108–116.
7. Claude C., Steven Le Moan, Kacem C. A Novel Mean-Shift Algorithm for Data Clustering. *IEEE Access*, 2022, 10, pp. 14575–14585.
8. Umale, Prajakta et al. Planer object detection using surf and sift method. *International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology*, 2022.
9. Aytekin, Ö., Zöngür, U., Halici, U. Texture-based airport runway detection, *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* 10, 2013, pp. 471–475.

10. Badia Ez-zahouani, Teodoro A., El Kharki O., Jianhua L., Kotaridis I., Yuan X., Lei Ma, Remote sensing imagery segmentation in object-based analysis: review of methods, optimization, and quality evaluation over the past 20 years, *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, Volume 32, 2023, 101031. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2023.101031>
11. Draguț, L., Csillik, O., Eisank, C., Tiede, D. Automated parameterisation for multi-scale image segmentation on multiple layers, *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 88, 2014, pp. 119–127.
12. Li C., Li L., Jiang, H., Weng K., Geng Y., Li L., Ke Z., Li Q., Cheng M., Nie W., et al. YOLOv6: A single-stage object detection framework for industrial applications. arXiv 022.
13. OpenAerialMap. URL: <https://openaerialmap.org/> (дата звернення 11.05.2024).
14. COCO Datasets. URL: <https://cocodataset.org/> (дата звернення 11.05.2024).

Надійшла 04.11.2024

## REFERENCES

1. Alsamhi, S.H., Ma, O., Ansari, M.S., Almalki, F.A. (2019). Survey on collaborative smart drones and internet of things for improving smartness of smart cities, *IEEE Access*, pp.128125–128152. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2934998>
2. Kashtan, V.Yu., Hnatushenko, V.V., Udovik, I.M., Shevtsova, O.S. (2023). “Neiromerezheve rozpoznavannia ob'ektiv zabudovy na aerofotoznmkakh”. *Systemni tekhnolohii. Rehionalnyi mizhvuzivskiyi zbirnyk naukovykh robot.* Vypusk 1 (120). Dnipro, pp.30–39. DOI: <https://doi.org/10.32782/IT/2023-1-5>
3. Al-Kaff, A., Gómez-Silva, M., Moreno, F., de la Escalera, A., & Armingol, J. (2019). “An Appearance-based tracking algorithm for aerial search and rescue purposes”. *Multidisciplinary Digital Publishing Institute*, 19(3), p. 652. DOI: <https://doi.org/10.3390/s19030652>
4. Ramachandran, A., Sangaiah, A.K. (2021). “A review on object detection in unmanned aerial vehicle surveillance”, *International Journal of Cognitive Computing in Engineering*, Volume 2, pp. 215-228. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijcce.2021.11.005>
5. Vipul, G., Kapil, T., Pragya, G., Raj, K. (2017). “A Review Paper: On Various Edge Detection Techniques”. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, pp. 534-537. DOI: <https://doi.org/10.22214/ijraset.2017.8074>
6. Puyi, S., Hong, C., Haobo, G. (2023). “Improved UAV object detection algorithm for YOLOv5s”. *Comput. Eng.*, 59, pp.108–116.
7. Claude, C., Steven, Le Moan, Kacem, C. (2022). “A Novel Mean-Shift Algorithm for Data Clustering”. *IEEE Access*, 10, pp.14575-14585.
8. Umale, Prajakta et al. (2022). “Planer object detection using surf and sift method”. *International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology*.
9. Aytekin, Ö., Zöngür, U., Halici, U. (2013). “Texture-based airport runway detection”, *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* 10, pp. 471–475.
10. Badia Ez-zahouani, Teodoro, z A., El Kharki O., Jianhua L., Kotaridis I., Yuan X., Lei Ma. (2023). “Remote sensing imagery segmentation in object-based analysis: review of methods, optimization, and quality evaluation over the past 20 years”, *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, Volume 32, 101031. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2023.101031>
11. Draguț, L., Csillik, O., Eisank, C., Tiede, D. (2014). “Automated parameterisation for multi-scale image segmentation on multiple layers”, *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 88, pp. 119–127.
12. Li C., Li L., Jiang, H., Weng K., Geng Y., Li L., Ke Z., Li Q., Cheng M., Nie W., et al. (2022). “YOLOv6: A single-stage object detection framework for industrial applications”. arXiv.
13. OpenAerialMap. [online]. Available at: <<https://openaerialmap.org/>> [Accessed 11 May 2024].
14. COCO Datasets. [online]. Available at: <<https://cocodataset.org/>> [Accessed 11 May 2024].

Received 04.11.2024

V.Yu. Kashtan, PhD (Eng.), Associate Professor,  
Associate Professor of Information Technology and Computer Engineering Department,  
Dnipro University of Technology,  
19, Dmytro Yavornytsky avenue, Dnipro Ukraine, 49005,  
ORCID: 0000-0002-0395-5895, Scopus Author ID 7201902879,  
kashtan.v.yu@nmu.one

O.V. Kazymyrenko, graduate student  
of Department of Information Technology and Computer Engineering,  
Dnipro University of Technology,  
19, Dmytro Yavornytsky avenue, Dnipro Ukraine, 49005,  
kazymyrenko.o.v@nmu.one

V.V. Hnatushenko, Dr. Sc., Professor,  
Head of Information Technology and Computer Engineering Department,  
Dnipro University of Technology,  
19, Dmytro Yavornytsky avenue, Dnipro Ukraine, 49005,  
ORCID:0000-0003-3140-3788, Scopus Author ID: 6505609275,  
hnatushenko.v.v@nmu.one

## COMPARATIVE ANALYSIS OF THE VEHICLE RECOGNITION METHOD'S EFFECTIVENESS ON AERIAL IMAGES

**Introduction.** Object recognition on aerial images is an urgent task in modern conditions, especially in cases requiring accurate and fast car recognition. Traditional contour extraction methods, such as Canny, Sobel, Laplacian, Prewitt, and Scharr, are based on gradient analysis and are known for their ease of implementation. This is an essential step for further recognition, as the correct definition of contours contributes to more accurate object identification. However, the effectiveness of the above methods could be improved, especially in complex environments with high object density, uneven brightness, and noise. Neural network models, such as YOLO (You Only Look Once), offer new possibilities, providing more accurate and reliable recognition, even in difficult situations.

**Purpose.** This study compares the effectiveness of classical contour extraction methods and the YOLOv6n neural network model for vehicle recognition in aerial images. The accuracy of vehicle detection is evaluated by the main metrics: Precision, Recall, and F1-measure, which allow the determination of each method's efficiency level in specific conditions.

**Methods.** The study includes testing the classical Canny, Sobel, Laplacian, Prewitt, and Scharr algorithms for car outline detection and analyzing the results of the YOLOv6n model for deep-learning object detection. Classical methods use image processing to identify contours based on pixel gradients, which allows for extracting structures in an image. The YOLOv6n model is based on a neural network approach, considering complex image features for more accurate and faster object detection.

**Results.** The data analysis showed that classical methods, although they can detect contours, have limited accuracy in conditions of high object density and sharp changes in brightness. The accuracy (Precision) and F1 Score for traditional methods was low, indicating a significant number of false positives and false negatives. In particular, the Sobel and Scharr methods showed the highest Recall but significantly decreased accuracy. In contrast, the YOLOv6n neural network model demonstrated high results in all primary metrics: Precision — 97.9 %, Recall — 94.8 %, F1 Score — 96.32 %, and mAP — 97.6 %, which confirms its advantages in providing accurate and reliable vehicle recognition in aerial images.

**Conclusions.** The study has shown that traditional contour extraction methods can serve as auxiliary tools for image preprocessing. Still, they need to provide adequate accuracy for the final stages of vehicle recognition. Neural network approaches, such as YOLOv6n, significantly outperform classical methods by providing high detection speed and accuracy, making them recommended for use in high-precision object recognition tasks in aerial images.

**Keywords:** *aerial images, vehicle detection, YOLOv6n model, neural networks, Canny, Sobel, Laplacian, Prewitt, Scharr.*