

М.Ю. Голенко, аспірант  
Д.І. Іванов, аспірант  
А.А. Єфіменко, к.т.н., доц.  
В.В. Воротніков, д.т.н., доц.

Державний університет «Житомирська політехніка»

## Аналіз методів розпізнавання об'єктів та компресії зображень під час аерофотозйомки з безпілотних літальних апаратів

Останніми роками аерофотозйомка з безпілотних літальних апаратів (БПЛА) привернула значну увагу завдяки широкому спектру її застосувань, враховуючи картографування, спостереження та моніторинг навколишнього середовища. Ця наукова стаття присвячена аналізу методів розпізнавання об'єктів і стиснення зображень. Точне розпізнавання об'єктів у режимі реального часу покращує ситуаційну обізнаність, сприяючи швидкому прийняттю рішень і реагування в різних областях. Методи стиснення зображень забезпечують ефективне зберігання та передачу даних, усуваючи та покращуючи обмеження пропускної спроможності та ємності зберігання в системах БПЛА. Завдяки оптимізації цих процесів можна значно підвищити загальну продуктивність і ефективність аерофотозйомки за допомогою БПЛА. Результати цього дослідження мають значення у військовій сфері, де БПЛА широко використовуються для розвідки, спостереження та ідентифікації цілей. Точні методи розпізнавання об'єктів можуть покращити військову розвідку, забезпечуючи швидку ідентифікацію потенційних загроз, визначення критичних об'єктів або цілей, що становлять інтерес, і сприяючи ефективному тактичному плануванню. Розпізнавання об'єктів у реальному часі може допомогти у виявленні ворожих транспортних засобів, обладнання та особового складу, підвищуючи обізнаність про ситуацію на полі бою. Крім того, ефективні методи стиснення зображень можуть оптимізувати зберігання та передачу аерофотознімків, забезпечуючи швидкий обмін даними та аналіз під час воєнних операцій. Це може оптимізувати канали зв'язку та полегшити своєчасне прийняття рішень у військовій сфері розвідки. Наукова стаття містить комплексний аналіз існуючих методів розпізнавання об'єктів і стиснення зображень, які потенційно можуть бути використані для ефективної аеророзвідки з БПЛА. Критично оцінюючи ці методи, мета статті визначити їхні сильні сторони, обмеження та потенційні сфери для вдосконалення. Стаття дає цілісне уявлення про поточний стан справ у цій галузі, дозволяючи дослідникам і практикам отримати глибше розуміння доступних методів та можливості їх застосування у даній сфері.

**Ключові слова:** розпізнавання об'єктів; стиснення зображень; аерофотозйомка; безпілотні літальні апарати (БПЛА); комп'ютерний зір; машинне навчання; глибоке навчання; нейронні мережі.

**Актуальність теми.** БПЛА революціонізували можливості збору даних і зображень, дозволивши робити аерофотозйомку та відео з високою роздільною здатністю. Однак величезна кількість даних, що генеруються БПЛА, створює проблеми з точки зору зберігання, передачі та обробки. Ефективні методи розпізнавання об'єктів і стиснення зображень є важливими для подолання цих проблем і максимізації корисності даних, отриманих з БПЛА.

Аналіз методів розпізнавання об'єктів є надзвичайно важливим, оскільки він дозволяє БПЛА автоматично виявляти та ідентифікувати об'єкти. Точне розпізнавання об'єктів у режимі реального часу має вирішальне значення для таких завдань, як відстеження цілей і ситуаційної обізнаності. Прогрес у глибокому навчанні та комп'ютерному зорі значно покращив продуктивність алгоритмів розпізнавання об'єктів, що зробило їх незамінними для додатків на основі БПЛА.

Методи стиснення зображень також відіграють важливу роль у застосуваннях аеророзвідки. БПЛА захоплюють великі обсяги зображень із високою роздільною здатністю, які необхідно ефективно стиснути, щоб заощадити місце для зберігання, забезпечити швидку передачу та зменшити вимоги до обробки. Ефективне стиснення зображення не тільки економить цінні ресурси, але й гарантує збереження важливих деталей зображення для подальшого аналізу та прийняття рішень.

Актуальність цієї наукової статті полягає в необхідності всебічного аналізу та оцінки існуючих методів розпізнавання об'єктів і стиснення зображень, характерних для аерофотозйомки з БПЛА. Розуміння сильних сторін, обмежень і придатності цих методів має важливе значення для дослідників, інженерів і практиків, які працюють з БПЛА, щоб оптимізувати свою роботу, покращити можливості аналізу даних і підвищити загальну продуктивність.

**Аналіз останніх досліджень та публікацій, на які спираються автори.** Методи розпізнавання об'єктів в аерофотознімках висвітлено в публікаціях Zhang, Zhang та Chen [1], Khompatraporn та Sayuad Shirabad [2], Chen, Lin, Zhao, Wang та Guo [3] та досліджених Akgun, Ceylan та Akar [6]. Дослідження Ma, Li, Zhang, Yang та Yang [10] та Li, Li та Zhang [7] присвячені алгоритмам стиснення зображень для використання в аерофотознімках.

**Метою статті** є комплексний аналіз існуючих методів розпізнавання об'єктів і стиснення зображень під час аерофотозйомки з БПЛА. Критично оцінюючи ці підходи, ми прагнемо визначити їхні сильні сторони, обмеження та потенційні сфери для вдосконалення. Результати цього дослідження сприятимуть розробці більш ефективних і точних методів аерофотозйомки за допомогою БПЛА.

#### **Викладення основного матеріалу.**

##### **1. Аналіз методів розпізнавання об'єктів**

Розпізнавання об'єктів є фундаментальним завданням аерофотозйомки на основі БПЛА, оскільки воно дозволяє ідентифікувати та класифікувати об'єкти інтересу на зроблених зображеннях. У цьому розділі ми заглибимося в різні методи розпізнавання об'єктів і оцінимо їх ефективність у контексті аерофотозйомки за допомогою БПЛА. Наш аналіз зосереджений на таких категоріях: традиційні методи вилучення ознак, підходи на основі машинного навчання, глибокі нейронні мережі та методи розпізнавання об'єктів у реальному часі.

##### **1.1. Традиційні методи вилучення ознак**

Традиційні методи вилучення ознак широко використовуються для завдань розпізнавання об'єктів у різних областях. У контексті аерофотозйомки на основі БПЛА такі популярні методи, як масштабно-інваріантне перетворення функцій (SIFT) і прискорені надійні функції (SURF), показали перспективні результати. Ці методи виокремлюють відмінні риси із зображень, забезпечуючи надійне зіставлення та розпізнавання.

Традиційні методи виділення ознак, такі як Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) і Speeded-Up Robust Features (SURF), широко використовуються в задачах комп'ютерного зору, враховуючи розпізнавання об'єктів [1]. Ці методи спрямовані на вирізнання характерних і незмінних особливостей із зображень, забезпечуючи надійне зіставлення та розпізнавання при різних точках огляду та в різних умовах.

У контексті аерофотозйомки на основі БПЛА SIFT і SURF показали багатонадійні результати. SIFT працює, виявляючи та описуючи ключові точки, які є інваріантними до масштабу, обертання та афінних перетворень. Він визначає характерні точки на зображенні, обчислює локальні дескриптори навколо цих точок і створює вектор ознак, що представляє кожну ключову точку. Потім ці дескриптори використовуються для зіставлення ключових точок між зображеннями, що дозволяє розпізнавати та локалізувати об'єкти.

Подібним чином SURF є альтернативною технікою вилучення ознак, яка спрямована на досягнення ефективності та надійності. Він визначає ключові точки на основі масштабу і орієнтації зображення та обчислює дескриптори за допомогою вейвлет-відповідей Хаара. Дескриптори SURF розроблені таким чином, щоб бути стійкими до змін масштабу, обертання та часткових оклюзій. Це робить SURF добре придатним для розпізнавання об'єктів на аерофотознімках, зроблених БПЛА, де варіації в масштабі та точці огляду є поширеними.

Оцінюючи ефективність SIFT і SURF в аерофотозйомці за допомогою БПЛА, необхідно враховувати кілька факторів. По-перше, їхня здатність виявляти та точно зіставляти ключові точки на аерофотознімках має вирішальне значення, оскільки якість ключових точок безпосередньо впливає на успіх наступних завдань розпізнавання. Крім того, обчислювальна ефективність цих методів має велике значення, особливо в сценаріях реального часу, де потрібна ефективна обробка.

SIFT і SURF продемонстрували надійність в обробці варіацій у масштабі, обертанні та точці огляду, що робить їх придатними для розпізнавання об'єктів на аерофотознімках, зроблених БПЛА. Проте важливо зазначити, що ці традиційні методи вилучення функцій можуть зіткнутися з проблемами в сценаріях зі значними оклюзіями, важким фоном на зображенні або обмеженою інформацією про текстуру. Крім того, їхні вимоги до обчислень можуть перешкоджати продуктивності в реальному часі, особливо під час обробки великих наборів даних або аерофотознімків високої роздільної здатності.

Незважаючи на ці обмеження, SIFT і SURF залишаються цінними інструментами для розпізнавання об'єктів у аерофотозйомці на основі БПЛА. Їх стійкість до масштабування, обертання та афінних перетворень робить їх придатними для обробки варіацій аерофотознімків. Однак їхні обмеження в обробці оклюзій та обчислювальній ефективності вимагають подальшого дослідження та вдосконалення.

##### **1.2. Підходи на основі машинного навчання**

Алгоритми машинного навчання продемонстрували великий потенціал для розпізнавання об'єктів у аерофотозйомці на основі БПЛА. Підходи на основі машинного навчання привернули значну увагу в галузі розпізнавання об'єктів, пропонуючи потужні інструменти для навчання моделей розпізнаванню об'єктів на зображеннях. Ці підходи використовують позначені навчальні дані для вивчення дискримінаційних моделей і зв'язків між функціями та класами об'єктів.

Одним із популярних алгоритмів машинного навчання, який використовується для розпізнавання об'єктів, є Support Vector Machines (SVM)[2]. SVM – це моделі керованого навчання, які класифікують об'єкти, знаходячи оптимальну гіперплощину, яка максимально розділяє різні класи. SVM широко використовувалися в аналізі зображень завдяки своїй здатності обробляти простори об'єктів великої розмірності та гнучкості в обробці нелінійних зв'язків. SVM покладаються на вилучення релевантних ознак із зображень і навчання класифікатора, який може точно класифікувати необхідні об'єкти.

Метод випадкових лісів (Random forest), інший підхід, заснований на машинному навчанні, також показав перспективу в задачах розпізнавання об'єктів. Випадкові ліси складаються з ансамблю дерев рішень, де кожне дерево незалежно класифікує об'єкти на основі підмножини ознак. Остаточна класифікація визначається шляхом агрегування результатів окремих дерев. Випадкові ліси відомі своєю стійкістю до переобладнання та здатністю обробляти складні зв'язки між об'єктами. Ці якості роблять їх придатними для розпізнавання об'єктів.

Розширені класифікатори, такі як AdaBoost і Gradient Boosting, також широко використовуються для розпізнавання об'єктів на аерофотознімках [2]. Ці класифікатори ітеративно навчають слабких учнів створювати сильний класифікатор. Зосереджуючись на неправильно класифікованих вибірках і коригуючи їх вагові коефіцієнти, посилені класифікатори покращують свою продуктивність протягом послідовних ітерацій. Покращені класифікатори відмінно справляються зі складними та різноманітними наборами даних, що робить їх ефективними для завдань розпізнавання об'єктів, де зовнішній вигляд і контекст об'єктів значно різняться.

Оцінюючи продуктивність підходів на основі машинного навчання в аерофотозйомці, слід враховувати кілька факторів. Вибір ознак, які використовуються як вхідні дані для класифікаторів, відіграє вирішальну роль у визначенні точності розпізнавання. Ці функції можуть варіюватися від простих низькорівневих дескрипторів до більш складних високорівневих представлень, залежно від складності об'єктів і доступних даних навчання. Розмір і репрезентативність навчального набору даних є важливими для навчання надійних і узагальнених моделей. Також обчислювальна ефективність алгоритмів машинного навчання є важливим аспектом для програм, які працюють у режимі реального часу. Необхідно оцінити час, який необхідний для навчання моделі та розпізнавання об'єктів, щоб переконатися, що обраний підхід може впоратися з обчислювальними вимогами обробки аерофотознімків, зроблених з БПЛА.

Методи, засновані на машинному навчанні, пропонують перевагу адаптивності та гнучкості, дозволяючи розробляти точні моделі розпізнавання об'єктів у аерофотозйомці. Використовуючи позначені навчальні дані, ці підходи можуть вивчати моделі та зв'язки, які складно охопити за допомогою традиційних ручних функцій. Для досягнення оптимальної продуктивності вони вимагають значної кількості анотованих навчальних даних і ретельного налаштування параметрів. Можливості даних методів вивчати дискримінаційні шаблони з позначених навчальних даних і здатність працювати зі складними взаємозв'язками робить їх цінними інструментами для розпізнавання об'єктів інтересу. Однак слід звернути увагу на вибір функцій, репрезентативність набору даних і ефективність обчислень, щоб забезпечити успішне застосування в реальних сценаріях.

### 1.3. Глибинні нейронні мережі

Глибинні нейронні мережі (Deep neural networks), зокрема згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Network), зробили революцію в розпізнаванні об'єктів у різних областях. CNN здійснили революцію в області комп'ютерного зору, автоматично вивчаючи ієрархічні представлення безпосередньо з необроблених вхідних даних, усуваючи потребу в ручних функціях.

У контексті аерофотозйомки CNN показали чудову продуктивність у виявленні та класифікації об'єктів. Архітектура CNN зазвичай складається з кількох рівнів, враховуючи згорткові рівні, рівні об'єднання та повністю підключені рівні. Згорткові шари витягують локальні особливості з вхідного зображення за допомогою операцій згортки, тоді як шари об'єднання зменшують просторові розміри, підвищуючи здатність мережі отримувати функції, інваріантні до трансляції. Повністю пов'язані рівні в кінці мережі інтегрують вивчені функції та роблять прогнози для класів об'єктів.

Однією з суттєвих переваг CNN є їх здатність фіксувати просторові відносини та ієрархічні представлення, що дозволяє їм ефективно обробляти варіації в масштабі, обертанні та точці огляду, які переважають на аерофотознімках. Навчаючись із великомасштабних наборів даних, CNN можуть автоматично виявляти дискримінаційні ознаки, які мають значення для розпізнавання об'єктів. Це робить CNN добре придатними для виявлення об'єктів інтересу у складних і повітряних сценах з важким фоном [3].

Щоб забезпечити успішне застосування CNN в аерофотозйомці, слід враховувати різні фактори. Перш за все це доступність різноманітних і репрезентативних даних для навчання. Анотовані аерофотознімки, зроблені БПЛА, повинні охоплювати широкий діапазон класів об'єктів, перспектив і умов навколишнього середовища, щоб мережа могла вивчати надійні та узагальновані характеристики.

Дизайн і оптимізація архітектури CNN є критично важливими для досягнення високої точності розпізнавання. Для оптимізації продуктивності мережі можна досліджувати різні варіанти архітектури, такі як різна глибина шару, розміри ядра та функції активації. Крім того, такі методи, як збільшення даних, регуляризація та навчання передачі, можуть бути використані для пом'якшення надмірного оснащення та покращення можливостей узагальнення.

Хоча CNN відомі своєю чудовою точністю розпізнавання, обчислювальні вимоги до цих мереж можуть бути значними. Таким чином, оптимізація архітектури мережі та впровадження ефективних алгоритмів логічного висновку мають також важливе значення для досягнення продуктивності в реальному часі.

Моделі глибокого навчання часто вимагають великих обчислювальних ресурсів для навчання моделі та висновків. Високопродуктивні графічні процесори та методи паралельної обробки зазвичай використовуються для прискорення процесу навчання та забезпечення ефективного висновку в програмах реального часу. Їхня здатність автоматично вивчати ієрархічні представлення з необроблених вхідних даних, фіксувати складні просторові зв'язки та обробляти варіації масштабу та точки огляду робить їх потужними інструментами для виявлення об'єктів інтересу. Однак успішне впровадження вимагає ретельного розгляду якості набору даних, архітектурного дизайну, методів оптимізації та ефективності обчислень, щоб забезпечити точне розпізнавання об'єктів у режимі реального часу на аерофотознімках.

#### **1.4. Методи розпізнавання об'єктів у реальному часі**

Розпізнавання об'єктів у режимі реального часу має вирішальне значення для аерофотозйомки за допомогою БПЛА, особливо у військових сценаріях та сценаріях спостереження, де своєчасне виявлення та відстеження об'єктів є життєво важливими.

Методи розпізнавання об'єктів у реальному часі використовують передові алгоритми та методи для досягнення ефективної та швидкої обробки аерофотознімків. Вони віддають пріоритет швидкості без шкоди для продуктивності розпізнавання, що дозволяє своєчасно приймати рішення та реагувати в динамічних ситуаціях.

Один із популярних підходів до розпізнавання об'єктів у реальному часі базується на Fast R-CNN (згорткових нейронних мережах на основі регіонів) [6]. Faster R-CNN покращує швидкість і точність попередніх методів шляхом спільного використання згорткових функцій для різних пропозицій об'єктів. Він використовує мережу регіональних пропозицій для створення потенційних місць розташування об'єктів, а потім класифікує та вдосконалює ці пропозиції за допомогою спільної згорткової мережі. Faster R-CNN забезпечує ефективне розпізнавання об'єктів шляхом усунення зайвих обчислень і оптимізації конвеєра обробки.

Іншим методом розпізнавання об'єктів у реальному часі є алгоритм Only Once You Look (YOLO). YOLO досягає продуктивності в реальному часі, розділяючи вхідне зображення на сітку та прогножуючи обмежувальні прямокутники та ймовірності класів безпосередньо з клітинок сітки [9]. Цей підхід усуває потребу в пропозиції регіону та забезпечує вражаючу швидкість без шкоди для точності. YOLO довів ефективність у задачах розпізнавання об'єктів у аерофотозйомці на базі БПЛА, особливо в сценаріях, коли виявлення та відстеження в реальному часі є критичними.

Крім того, існують методи, які використовують легкі архітектури глибокого навчання для досягнення розпізнавання об'єктів у реальному часі. Ці архітектури, такі як MobileNet і SqueezeNet, розроблені таким чином, щоб бути обчислювально ефективними, зберігаючи розумну продуктивність розпізнавання. Вони використовують такі методи, як роздільні згортки по глибині, відсікання мережі та квантування, щоб зменшити розмір моделі та вимоги до обчислень. Ці легкі моделі глибокого навчання добре підходять для платформ БПЛА з обмеженими ресурсами, але при цьому дозволяють розпізнавати об'єкти в реальному часі.

Ще один метод – це одиночний детектор MultiBox (SSD) [5]. SSD – це алгоритм виявлення об'єктів у реальному часі, який поєднує кілька рівнів із різною роздільною здатністю для виявлення об'єктів у різних масштабах. Він виконує згорточне виділення ознак на різних рівнях і передбачає обмежувальні рамки об'єктів і ймовірності класів на кожному рівні. SSD досягає хорошого балансу між точністю та швидкістю, що робить його придатним для додатків у реальному часі.

Оцінюючи методи розпізнавання об'єктів у режимі реального часу для аерофотозйомки на основі БПЛА, слід враховувати такі фактори, як точність, швидкість та обчислювальна ефективність. Обраний метод має демонструвати високу точність розпізнавання для забезпечення надійного виявлення та класифікації об'єктів. У той же час він повинен досягати продуктивності в режимі реального часу або, щоб відповідати часовим обмеженням додатків, розроблених для БПЛА.

Методи розпізнавання об'єктів у реальному часі відіграють життєво важливу роль у військових і розвідувальних програмах. Швидкі R-CNN, YOLO та легкі архітектури глибокого навчання пропонують ефективні та точні рішення для виявлення та класифікації об'єктів у реальному часі [4]. Традиційні методи розпізнавання об'єктів можуть бути недостатніми для програми реального часу через їхні вимоги до обчислення. Тому спеціальні методи розпізнавання об'єктів у реальному часі були розроблені спеціально для аерофотозйомки на базі БПЛА, щоб відповідати часовим обмеженням, зберігаючи високу точність.

#### **1.5. Порівняльний аналіз методів розпізнавання та підсумки**

Порівняння методів розпізнавання об'єктів (табл. 1) підкреслює різноманітність підходів, доступних для розпізнавання об'єктів на аерофотознімках. Кожен метод має свої сильні сторони та обмеження, тому важливо враховувати конкретні вимоги та обмеження для застосування у розпізнаванні об'єктів БПЛА.

Порівняльний аналіз методів розпізнавання об'єктів з переліком основних особливостей, переваг та обмежень кожного з методів

Методи розпізнавання об'єктів	Основні особливості	Переваги	Обмеження
Шаблонне порівняння	Метод порівнює області зображень з шаблонами	Простий і інтуїтивний підхід. Придатний для розпізнавання фіксованих об'єктів	Чутливий до змін масштабу, повороту та освітлення. Обмежений попередньо визначеними шаблонами. Схильний до помилкових позитивних та негативних результатів. Складний для складних сцен і змін у зовнішньому вигляді об'єктів
Методи на основі ознак	Знаходить характерні ознаки на зображеннях	Стійкий до змін масштабу і повороту. Придатний для розпізнавання об'єктів з частковим затемненням та зміною кута спостереження	Чутливий до зміни кута спостереження та заповнених фонів. Обмежений на розпізнавання об'єктів з характерними ознаками. Вимагає значних обчислювальних ресурсів для великомасштабних завдань розпізнавання
Ознаки на основі Хаар	Використовує ознаки на основі Хаар та машинне навчання	Швидкий розрахунок, придатний для реального часу. Ефективний для виявлення облич та простих об'єктів	Обмежена точність для складних завдань розпізнавання об'єктів. Чутливий до змін освітлення та затемнення. Може мати складнощі у відрізненні схожих шаблонів або об'єктів з низьким контрастом
Методи розпізнавання в реальному часі	Спеціально розроблені для реального часу	Швидка та ефективна обробка. Впоратється з динамічними сценами та змінюються умовами. Придатні для застосування в реальному часі з обмеженими обчислювальними ресурсами	Жертвує деякою точністю для швидкості. Обмежений до певних типів об'єктів або умов. Можуть бути проблеми зі складними сценами або затемненням
Faster R-CNN	Комбінує RPN та Fast R-CNN	Висока точність виявлення та точне локалізування об'єктів. Ефективний для кількох категорій об'єктів. Надає єдину систему навчання end-to-end	Вимагає великої кількості позначених навчальних даних та обчислювальних ресурсів. Повільніший порівняно з деякими іншими методами через багатоступеневу обробку. Може мати проблеми з виявленням малих об'єктів
YOLO (You Only Look Once)	Розбиває зображення на сітку для передбачень	Швидкий розрахунок, придатний для реального часу. Добре виявляє малі об'єкти та об'єкти зі складною формою. Надає єдину систему передбачення	Може пропустити малі об'єкти або об'єкти з низьким контрастом. Може мати меншу точність виявлення порівняно з деякими іншими методами. Схильний до помилкових позитивних результатів у заповнених сценах та з об'єктами, що перекриваються

Традиційні методи, такі як зіставлення шаблонів, і методи на основі функцій пропонують простоту та ефективність, але можуть мати проблеми зі складними сценами та варіаціями освітлення та точки зору. Методи на основі глибокого навчання, враховуючи Faster R-CNN і YOLO, демонструють чудову продуктивність з точки зору точності та надійності, особливо для виявлення кількох об'єктів у режимі реального часу.

Зважаючи на використання методів розпізнавання об'єктів з БПЛА, продуктивність у реальному часі є критичним фактором через динамічний характер повітряних сцен. Таким чином, методи глибокого навчання, такі як Faster R-CNN і YOLO, більше підходять для застосування БПЛА. Ці методи використовують згорточні нейронні мережі для ефективноної обробки великих обсягів даних і виявлення об'єктів у режимі реального часу, дозволяючи БПЛА виконувати завдання відстеження об'єктів. Важливим фактором при виборі методу розпізнавання об'єктів також є доступні обчислювальні ресурси на самому БПЛА, оскільки методи на основі глибокого навчання можуть бути ресурсомісткими.

Таким чином, методи на основі глибокого навчання, такі як Faster R-CNN і YOLO, пропонують чудову продуктивність і можливість розпізнавання об'єктів у реальному часі, що робить їх більш придатними для використання з БПЛА. Однак для досягнення оптимальних результатів розпізнавання об'єктів вкрай важливо узгодити вибір методу з конкретними вимогами, обчислювальними ресурсами та обмеженнями застосування БПЛА.

## 2. Аналіз методів стиснення зображень

Методи стиснення зображень відіграють важливу роль у зменшенні розміру аерофотознімків без значної втрати важливої візуальної інформації. Цей розділ присвячений різним методам до стиснення зображень у контексті аерофотозйомки.

### 2.1. Методи стиснення без втрат

Методи стиснення без втрат спрямовані на зменшення розміру файлу зображення, зберігаючи всю вихідну інформацію. Дані методи досягають стиснення, використовуючи статистичні надмірності, наявні в даних зображення. Загальні методи стиснення без втрат, які використовуються для стиснення аерофотознімків, враховують:

1. Кодування Хаффмана – це широко використовувана техніка кодування зі змінною довжиною, яка призначає коротші коди символам, які часто зустрічаються на зображенні. Він будує дерево Хаффмана на основі частот символів і генерує унікальний код для кожного символу. Кодування Хаффмана забезпечує стиснення шляхом зменшення загальної довжини коду, що робить його більш ефективним для повторюваних або високоструктурованих аерофотознімків;

2. Арифметичне кодування – подібний до кодування Хаффмана, це ще один метод кодування зі змінною довжиною, який призначає нецілі коди шаблонам зображення на основі ймовірності їх появи. Він використовує підхід на основі дробів для кодування зображення, досягаючи вищої ефективності стиснення порівняно з кодуванням Хаффмана. Арифметичне кодування особливо ефективно, коли ймовірності символів мають безперервний розподіл;

3. Стиснення Лемпеля – Зіва – Велча (LZW) – це метод на основі словника, який замінює шаблони або послідовності символів, що часто зустрічаються, коротшими кодами. Він динамічно створює словник шаблонів, які зустрічаються під час кодування, і використовує його для заміни повторюваних шаблонів словниковими кодами. Стиснення LZW забезпечує хороші коефіцієнти стиснення та широко використовується в різних програмах.

Методи стиснення без втрат особливо корисні, коли важливо зберегти кожен піксель зображення, наприклад, у науковому аналізі чи документації. Вони гарантують, що стиснуте зображення можна точно реконструювати до його початкової форми без втрати інформації. При застосуванні в аерофотозйомці методи стиснення без втрат зменшують розмір файлу зображень без шкоди для точності та цілісності отриманих даних. Це забезпечує ефективне зберігання, передачу та аналіз аерофотознімків, полегшуючи керування ними та обробку в різних програмах. Методи стиснення без втрат гарантують збереження всіх деталей зображення, вони можуть не досягти таких високих коефіцієнтів стиснення, як методи стиснення з втратами.

### 2.2. Методи стиснення з втратами

Методи стиснення з втратами зазвичай використовуються під час стиснення аерофотознімків для досягнення вищого коефіцієнта стиснення шляхом вибіркового відкидання менш важливої інформації зображення. Ці методи використовують як статистичні, так і перцептивні надмірності в даних зображення [10]. Деякі поширені методи стиснення з втратами для аерофотознімків містять:

1. Дискретне косинусне перетворення є широко використовуваним методом стиснення з втратами на основі перетворення. Він перетворює просторову інформацію зображення в частотні компоненти за допомогою набору ортогональних базисних функцій. Високочастотні компоненти, які представляють дрібні деталі або шум, квантуються та відкидаються. Знижуючи точність високочастотних компонентів метод досягає стиснення, зберігаючи загальну структуру та важливу інформацію зображення;

2. Вейвлет-перетворення – це універсальний метод, який розкладає зображення на кілька частотних піддіапазонів у різних масштабах. Він фіксує як просторову, так і частотну інформацію зображення. При стисненні з втратами вейвлет-коефіцієнти, що представляють менш важливі деталі, квантуються та відкидаються, що призводить до вищих коефіцієнтів стиснення. Гнучкість вейвлет-перетворення дозволяє здійснювати вибіркоче стиснення різних частотних піддіапазонів, забезпечуючи збереження важливих характеристик зображення при зменшенні менш критичних деталей;

3. Фрактальне стиснення – це унікальний підхід, який використовує самоповторювані або самоподібні візерунки в зображенні. Він передбачає поділ зображення на менші блоки та кодування їх у вигляді повторних перетворень за допомогою математичних функцій. Процес кодування визначає перетворення, які можуть відтворити вихідне зображення з мінімальною помилкою. Фрактальне стиснення може досягти високих коефіцієнтів стиснення, представляючи складні текстури або структури з компактними фрактальними кодами.

Методи стиснення з втратами придатні, коли потрібні вищі коефіцієнти стиснення, і невелика втрата якості зображення є прийнятною. Вони зазвичай використовуються в програмах, де існують обмеження пропускну здатності або зберігання, наприклад, передавання та зберігання аерофотознімків. Ступінь стиснення та компроміс між ступенем стиснення та якістю зображення можна контролювати шляхом вибору відповідних параметрів квантування. Методи стиснення з втратами за своєю суттю призводять до певної втрати інформації. Вибір параметрів стиснення має враховувати конкретні вимоги програми та прийнятний рівень погіршення якості зображення. Ретельна оцінка та оптимізація цих методів необхідні для досягнення балансу між ефективністю стиснення та збереженням важливої візуальної інформації на аерофотознімках.

### 2.3. Адаптивні методи стиснення

Адаптивні методи стиснення динамічно налаштовують параметри стиснення на основі характеристик зображення, забезпечуючи гнучкий підхід, який оптимізує стиснення на основі вмісту та контексту зображення. Ці методи зазвичай використовують комбінацію методів стиснення без втрат і стиснення з втратами для досягнення ефективного стиснення [7]. Методи адаптивного стиснення враховують такі фактори, як складність зображення, текстури та наявність областей інтересу.

Ці методи можуть адаптувати ступінь стиснення, рівень стиснення з втратами або вибір алгоритмів стиснення на основі вмісту зображення. Методи адаптивного стиснення особливо корисні в сценаріях, де важливість різних областей зображення може відрізнятися, наприклад, у аерофотознімках із поєднанням детальних структур і однорідного фону.

Адаптивні методи стиснення пропонують гнучкий підхід до стиснення зображення шляхом динамічного налаштування параметрів стиснення на основі характеристик зображення. Ці методи оптимізують стиснення на основі вмісту та контексту зображення, забезпечуючи ефективне зберігання та передачу аерофотознімків. Адаптивні методи стиснення зазвичай поєднують методи стиснення без втрат і з втратами для досягнення оптимальних результатів. Ключові аспекти методів адаптивного стиснення:

1. Стиснення на основі вмісту – методи адаптивного стиснення враховують вміст зображення при визначенні підходу до стиснення. Вони аналізують такі характеристики зображення, як складність, текстури та наявність регіонів інтересу. Наприклад, якщо аерофотознімок містить детальні структури або важливу інформацію в певних регіонах, адаптивні методи можуть визначити пріоритет збереження цих регіонів за допомогою якіснішого стиснення;

2. Адаптація ступеня стиснення – методи адаптивного стиснення динамічно регулюють ступінь стиснення на основі вмісту зображення. Вони визначають оптимальний рівень стиснення для різних областей або елементів зображення. Ділянки з менш важливими деталями або рівномірним фоном можуть зазнавати більшого стиснення, тоді як цікаві області стискаються з нижчим рівнем стиснення з втратами або навіть без втрат;

3. Вибір алгоритму – адаптивні методи стиснення можуть вибирати різні алгоритми стиснення на основі характеристик зображення. Наприклад, вони можуть вибирати між алгоритмами стиснення без втрат і з втратами залежно від конкретного вмісту в різних областях зображення. Це дозволяє ефективно використовувати методи стиснення, адаптовані до різних областей зображення;

4. Стиснення регіону інтересу – адаптивні методи стиснення можуть визначити пріоритет регіонів інтересу на аерофотознімку. Ці області можуть містити важливу інформацію або вимагати вищої точності з точки зору якості зображення. Адаптивне стиснення гарантує, що важливі області стискаються з мінімальною втратою інформації, тоді як інші менш важливі області зазнають більшого стиснення.

Використання адаптивних методів стиснення в аерофотозйомці може підвищити ефективність зберігання, передачі та аналізу даних. Це дозволяє краще використовувати обмежені ресурси, зберігаючи необхідну якість і точність стиснених зображень. Вибір і впровадження адаптивних методів стиснення вимагає ретельного розгляду конкретних вимог програми та бажаного балансу між ступенем стиснення та якістю зображення.

### 2.4. Методи стиснення на базі нейронних мереж

Стиснення зображення за допомогою нейронних мереж – це сучасний підхід до стиснення зображень, який використовує методи глибокого навчання, зокрема нейронні мережі, для досягнення ефективного стиснення з високоякісними реконструйованими зображеннями. Цей метод привернув значну увагу в останні роки завдяки своїй здатності перевершувати продуктивність традиційних алгоритмів стиснення.

Стиснення зображення за допомогою нейронних мереж передбачає навчання моделі глибокої нейронної мережі, спеціально розробленої для завдань стиснення зображень [8]. Модель складається з кодера та мережі декодера:

1. Під час фази кодування вхідне зображення проходить через мережу кодувальника, яка вчиться витягувати значущі характеристики із зображення та відображає їх у низьковимірному стиснутому представленні, яке часто називають вузьким місцем або латентним простором. Стиснене представлення містить важливу інформацію, необхідну для реконструкції зображення;

2. Фаза декодування включає мережу декодера, яка приймає стиснене представлення як вхідні дані та реконструює зображення. Мережа декодера вчиться відображати стиснене представлення назад у вихідний простір зображення, генеруючи реконструйоване зображення, яке дуже нагадує оригінал. Метою процесу стиснення є мінімізація спотворення або втрати між вихідним і реконструйованим зображеннями.

Стиснення нейронної мережі пропонує кілька переваг перед традиційними методами стиснення. Однією з ключових переваг є його здатність фіксувати складні моделі та залежності в зображеннях. Традиційні методи стиснення, такі як JPEG, покладаються на алгоритми ручної роботи, яким може бути важко ефективно представити складні структури зображення. Нейронні мережі, з іншого боку, можуть навчитися фіксувати та моделювати ці складні деталі, що призводить до кращої якості реконструкції та вищих коефіцієнтів стиснення. Також стиснення за допомогою нейронних мереж може адаптуватися до різного вмісту та стилів зображення. Моделі нейронної мережі можна навчати на великих наборах даних, що дозволяє їм вивчати статистичні моделі та характеристики різноманітних типів зображень.

Ця гнучкість дозволяє стискати нейронні мережі для досягнення кращої продуктивності в різних областях зображення порівняно з традиційними методами.

Але є і недоліки у цьому методі, навчання глибоких нейронних мереж для стиснення вимагає значних обчислювальних ресурсів, враховуючи високопродуктивні графічні процесори та великі набори даних. Висновок під час стиснення та розпакування також вимагає значної потужності обробки, що може обмежити програми, які працюють у режимі реального часу. Наступним фактором є можливість інтерпретації та контроль над процесом стиснення. Нейронні мережі часто вважаються чорними ящиками, тому важко зрозуміти їх внутрішню роботу або точно контролювати параметри стиснення. Хоча мережі можна оптимізувати для високоякісної реконструкції, точніше контролювати рівні стиснення або певні функції може бути складніше. Такий метод відмінно справляється зі зйомкою складних візерунків на зображеннях і адаптацією до різного вмісту та стилів зображення. Однак він потребує значних обчислювальних ресурсів і може не мати можливості інтерпретації та точного контролю. З подальшим удосконаленням архітектури нейронних мереж і методів навчання стиснення нейронних мереж є перспективним для майбутніх програм стиснення зображень.

## 2.5. Порівняльний аналіз методів стиснення та підсумки

Таблиця 2

Порівняльний аналіз методів стиснення з переліком основних особливостей, переваг та обмежень кожного з методів

Метод стиснення	Основні особливості	Переваги	Обмеження
Стиснення без втрат	Використовує методи кодування, які забезпечують повне відновлення даних	Немає втрати даних. Підходить для тексту та даних. Зберігає вихідну якість зображення	Може не досягати високих ступенів стиснення. Менш ефективний для складних зображень. Більші розміри файлів порівняно з втратним стисненням
Стиснення з втратами	Використовує методи, які видаляють непотрібну інформацію зображення	Досягає високих ступенів стиснення. Ідеально підходить для складних зображень. Забезпечує менші розміри файлів порівняно з безвтратним стисненням	Незворотна втрата даних. Втрата деяких деталей зображення. Може виникати деградація якості при повторному стисненні
Адаптивне стиснення	Аналізує вміст зображення та використовує оптимальні методи стиснення	Автоматично пристосовує ступінь стиснення до вмісту зображення. Підвищує ефективність стиснення. Зберігає якість зображення в критичних областях	Вища обчислювальна складність. Збільшений час кодування та декодування. Вимагає більшої обробки
Нейромережеве стиснення	Використовує нейромережеві моделі для стиснення зображень	Досягає високої стисненості зображення зі збереженням якості. Зберігає важливі деталі та структуру зображення. Адаптується до різних типів зображень та сценаріїв застосування	Вимагає великої кількості тренувальних даних і обчислювальних ресурсів. Складність використання і розуміння нейромережевих архітектур

Порівняння методів стиснення зображень показує (табл. 2), що кожен метод має свої переваги та недоліки. Методи стиснення без втрат підходять для сценаріїв, коли цілісність даних має вирішальне значення, тоді як методи стиснення з втратами досягають вищих рівнів стиснення, але ціною певної втрати даних. Адаптивні методи стиснення забезпечують гнучкість налаштування рівнів стиснення на основі вмісту зображення, забезпечуючи оптимальну ефективність.

При розгляді використання методів стиснення зображення з БПЛА враховуються кілька факторів. БПЛА часто мають обмежену пропускну здатність і можливості зберігання, що робить ефективне стиснення надзвичайно важливим. Крім того, БПЛА можуть захоплювати широкий спектр візуальних даних, враховуючи складні сцени та дрібні деталі, що вимагає балансу між ступенем стиснення та якістю зображення.

Враховуючи ці фактори, використання адаптивних методів стиснення і стиснення нейронної мережі може бути більш придатним для БПЛА. Ці методи пропонують поєднання високої ефективності стиснення та збереження важливих деталей зображення, що дозволяє ефективно передавати та зберігати зображення, отримані БПЛА, зберігаючи прийнятну візуальну якість.

**Висновки та перспективи подальших досліджень.** У цій науковій статті надано поглиблений аналіз методів розпізнавання об'єктів та стиснення зображень під час аерофотозйомки з безпілотних літальних апаратів. Дослідження підкреслило важливість цих методів у контексті застосування з БПЛА.

Аналіз та порівняння методів розпізнавання об'єктів показали, що підходи на основі глибокого навчання, зокрема Faster R-CNN і YOLO, пропонують чудову продуктивність і можливості виявлення об'єктів у реальному часі. Ці методи використовують згорткові нейронні мережі для ефективної



ідентифікації об'єктів на аерофотознімках, що робить їх придатними для застосування разом з БПЛА, де прийняття рішень у реальному часі є вирішальним.

Під час аналізу та порівняння методів стиснення зображень були продемонстровані різні підходи, враховуючи алгоритми стиснення без втрат, методи стиснення з втратами, методи адаптивного стиснення та стиснення за допомогою нейронних мереж. Кожен метод має свої переваги та недоліки, залежно від таких факторів, як ступінь стиснення, втрата даних, адаптивність і обчислювальна складність. Адаптивні методи стиснення і метод стиснення за допомогою нейронних мереж показали перспективність у досягненні балансу між високим коефіцієнтом стиснення та збереженням важливих деталей зображення.

Враховуючи специфічні потреби БПЛА, найкращим методом розпізнавання об'єктів буде Faster R-CNN або YOLO завдяки їх продуктивності та точності в реальному часі. Для стиснення зображень ідеальним було б поєднання адаптивних методів стиснення і метод стиснення за допомогою нейронних мереж, оскільки вони забезпечують свою ефективність з мінімальною втратою важливої інформації про зображення.

Наукова стаття визначає шляхи для майбутніх наукових досліджень: необхідність вивчення інтеграції передових методів розпізнавання об'єктів з БПЛА, враховуючи такі фактори, як обробка в реальному часі, стійкість до умов навколишнього середовища та адаптованість до різних типів об'єктів і сценаріїв; зосередження на підвищенні ефективності та результативності методів стиснення зображень, особливо в контексті додатків БПЛА, шляхом оптимізації алгоритмів стиснення, розробки нових підходів на основі нейронної мережі та вирішення компромісу між ступенем стиснення та якістю зображення.

Поєднання методів розпізнавання об'єктів і стиснення зображень має великий потенціал у майбутньому для вдосконалення додатків на основі БПЛА. Інтеграція цих методів в уніфіковану структуру може дозволити БПЛА ефективно приймати, обробляти та передавати візуальні дані в режимі реального часу, забезпечуючи тим самим більш ефективне прийняття рішень і практичну інформацію. Подальші дослідження в цій галузі, безсумнівно, сприятимуть розробці більш ефективних систем, які дозволять БПЛА виконувати складні завдання з підвищеною точністю, ефективністю та надійністю.

#### Список використаної літератури:

1. Zhang J. Розпізнавання об'єктів на аерофотознімках: огляд / J.Zhang, Y.Zhang, S.Chen // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. – 2019. – № 57. – С. 6695–6712.
2. Khompatraporn C. Виявлення об'єктів на основі глибокого навчання на аерофотознімках / C.Khompatraporn, J.Sayyad Shirabad // *IEEE Access*. – 2018. – № 6. – С. 62585–62607.
3. Огляд методів розпізнавання об'єктів на аерофотознімках / Y.Chen, Z.Lin, X.Zhao and other // *Frontiers of Computer Science*. – 2017. – № 11. – С. 1021–1034.
4. Akgun B. Розпізнавання об'єктів на знімках безпілотних повітряних апаратів: комплексний огляд / B.Akgun, D.Ceylan, G.B. Akar // *Journal of Unmanned Vehicle Systems*. – 2019. – № 7. – С. 3–34.
5. DeepLab: семантична сегментація зображень з використанням глибоких згорткових мереж, розширених згортков та повнозв'язаних упорядкованих полів / L.C. Chen, G.Papandreou, I.Kokkinos and other // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – 2018. – № 40. – С. 834–848.
6. Yang C. Вивчення контексту об'єктів для розпізнавання об'єктів на аерофотознімках / C.Yang, Q.Zhang, Q.Huang // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. – 2019. – № 57. – С. 840–853.
7. Li J. Адаптивний алгоритм компресії зображень для дистанційного зондування на основі фільтрації в просторовій області / J.Li, Q.Li, C.Zhang // *Remote Sensing*. – 2020. – № 12. – С. 1573.
8. Muzzamil M. Компресія зображень з використанням глибоких згорткових нейромереж на базі безпілотних повітряних апаратів для дистанційного зондування / M.Muzzamil, S.M. Anwar, T.Saba // *Remote Sensing Letters*. – 2019. – № 10. – С. 1113–1122.
9. Vakalopoulou M. Глибоке навчання для розуміння зображень Землі: огляд наборів даних, методів та викликів / M.Vakalopoulou, K.Karantzas, N.Komodakis // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. – 2019. – № 57. – С. 6690–6694.
10. Втрата компресія зображень з використанням генеративно-адверсарних мереж для зображень з дистанційного зондування / X.Ma, B.Li, C.Zhang and other // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. – 2020. – № 58. – С. 4780–4794.

#### References:

1. Zhang, J., Zhang, Y. and Chen, S. (2019), «Rozpiznavannia ob'iektiv na aerofotoznmkakh: ohliad», *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, No. 57, pp. 6695–6712.
2. Khompatraporn, C. and Sayyad Shirabad, J. (2018), «Vyivlennia ob'iektiv na osnovi hlybokoho navchannia na aerofotoznmkakh», *IEEE Access*, No. 6, pp. 62585–62607.
3. Chen, Y., Lin, Z., Zhao, X. et al. (2017), «Ohliad metodiv rozpiznavannia ob'iektiv na aerofotoznmkakh», *Frontiers of Computer Science*, No.11, pp. 1021–1034.
4. Akgun, B., Ceylan, D. and Akar, G.B. (2019), «Rozpiznavannia ob'iektiv na znmkakh bezpilotnykh povitrianykh aparativ: kompleksnyi ohliad», *Journal of Unmanned Vehicle Systems*, No. 7, pp. 3–34.
5. Chen, L.C., Papandreou, G., Kokkinos, I. et al. (2018), «DeepLab: semantychna sehmentatsiia zobrazhen z vykorystanniam hlybokoykh zghortkovykh merezh, rozshyrenykh zghortok ta povnozviazanykh uporiadkovanykh poliv», *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, No. 40, pp. 834–848.

6. Yang, C., Zhang, Q. and Huang, Q. (2019), «Vyvchennia kontekstu ob'ektiv dlia rozpoznavannia ob'ektiv na aerofotoznimkakh», *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, No. 57, pp. 840–853.
7. Li, J., Li, Q. and Zhang, C. (2020), «Adaptyvnyi alhorytm kompresii zobrazhen dlia dystantsiinoho zonduvannia na osnovi filtratsii v prostorovii oblasti», *Remote Sensing*, No. 12, pp. 1573.
8. Muzzamil, M., Anwar, S.M. and Saba, T. (2019), «Kompresii zobrazhen z vykorystanniam hlybokovykh zghortkovykh neiromerezh na bazi bezpilotnykh povitrianykh aparativ dlia dystantsiinoho zonduvannia», *Remote Sensing Letters*, No. 10, pp. 1113–1122.
9. Vakalopoulou, M., Karantzalos, K. and Komodakis, N. (2019), «Hlyboke navchannia dlia rozuminnia zobrazhen Zemli: ohliad naboriv danykh, metodiv ta vyklykiv», *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, No. 57, pp. 6690–6694.
10. Ma, X., Li, B., Zhang, C. et al. (2020), «Vtratna kompresiiia zobrazhen z vykorystanniam heneratyvno-adversarnykh merezh dlia zobrazhen z dystantsiinoho zonduvannia», *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, No. 58, pp. 4780–4794.

**Голенко Максим Юрійович** – аспірант Державного університету «Житомирська політехніка».

<https://orcid.org/0000-0001-8124-7299>.

Наукові інтереси:

- машинне навчання; нейронні мережі;
- інформаційні системи та технології.

E-mail: [holenko.maksym@gmail.com](mailto:holenko.maksym@gmail.com).

**Іванов Дмитро Анатолійович** – аспірант Державного університету «Житомирська політехніка».

<https://orcid.org/0000-0002-7386-4497>.

Наукові інтереси:

- машинне навчання;
- нейронні мережі;
- інформаційні системи та технології.

E-mail: [www.ivanovda@gmail.com](mailto:www.ivanovda@gmail.com).

**Єфіменко Андрій Анатолійович** – кандидат технічних наук, доцент, завідувач кафедри комп'ютерної інженерії та кібербезпеки Державного університету «Житомирська політехніка».

<https://orcid.org/0000-0003-2128-4797>.

Наукові інтереси:

- проектування, побудова та експлуатація комп'ютерних мереж;
- захист інформації в комп'ютерних мережах.

E-mail: [yefimenko.andrii@gmail.com](mailto:yefimenko.andrii@gmail.com).

**Воротніков Володимир Володимирович** – доктор технічних наук, доцент, професор кафедри комп'ютерної інженерії та кібербезпеки Державного університету «Житомирська політехніка».

<https://orcid.org/0000-0001-8584-3901>.

Наукові інтереси:

- комп'ютерні мережі та мережні технології, мережна безпека, кібербезпека;
- керування складними інформаційними системами.

**Holenko M.Yu., Ivanov D.A., Yefimenko A.A., Vorotnikov V.V.**

**Analysis of methods of object recognition and image compression during aerial photography from unmanned aerial vehicles**

In recent years, aerial photography from unmanned aerial vehicles (UAVs) has attracted considerable attention due to its wide range of applications, including mapping, surveillance and environmental monitoring. This scientific article is devoted to the analysis of methods of object recognition and image compression. Accurate real-time object recognition improves situational awareness, facilitating rapid decision-making and response in various areas. Image compression techniques provide efficient data storage and transmission, eliminating and improving bandwidth and storage capacity limitations in UAV systems. Optimizing these processes can significantly improve the overall productivity and efficiency of UAV aerial photography. The results of this study have implications in the military field, where UAVs are widely used for reconnaissance, surveillance, and target identification. Accurate object recognition techniques can improve military intelligence by enabling rapid identification of potential threats, identification of critical objects or targets of interest, and facilitating effective tactical planning. Real-time object recognition can help identify enemy vehicles, equipment and personnel, increasing situational awareness on the battlefield. In addition, effective image compression techniques can optimize the storage and transmission of aerial imagery, enabling rapid data sharing and analysis during military operations. This can optimize communication channels and facilitate timely decision-making in the field of military intelligence. This scientific article contains a comprehensive analysis of existing methods of object recognition and image compression, which can potentially be used for effective aerial reconnaissance with UAVs. By critically evaluating these methods, the paper aims at identifying their strengths, limitations and potential areas for improvement. The article presents a holistic view of the current state of affairs in this field, allowing researchers and practitioners to gain a deeper understanding of available methods and their potential applications in this field.

**Keywords:** object recognition; image compression; aerophotography; unmanned aerial vehicles (UAVs); computer vision; machine learning; deep learning; neural networks.

Стаття надійшла до редакції 20.05.2023.