

В. Гнатушенко, Д. Грищак, Ю. Олевська, В. Олевський, І. Удовик
**МЕТОДОЛОГІЯ ОБ'ЄДНАННЯ ДАНИХ
БАГАТОКАНАЛЬНИХ ЗОБРАЖЕНЬ**

Анотація. Актуальність теми дослідження. У сучасних дослідженнях та практичному застосуванні багатоканальних зображень, отриманих з різних джерел, таких як аеро-космічні сенсори та медичні системи візуалізації, виникає необхідність ефективного об'єднання даних.

Постановка проблеми. Необхідно розробити методологію об'єднання зображень із різними спектральними характеристиками для отримання більш точної інформації про земну поверхню.

Мета та методи дослідження. Мета полягає у розробці методології об'єднання багатоканальних зображень задля покращення точності аналізу, підвищення інформативності та зниження впливу шумів. Запропонована методологія базується на використанні математичних моделей для гармонізації різнорідних даних, включаючи алгоритми попереднього препроцесингу, спектрального аналізу та машинного навчання. Розглянуто адаптацію підходів для специфічних завдань: об'єднання даних дистанційного зондування Землі для картографічного аналізу та злиття зображень різної модальності (наприклад, МРТ, КТ та УЗД) для діагностичних цілей.

Результати та ключові висновки. Проведені експерименти демонструють підвищення якості результатів при використанні запропонованого підходу. Отримані результати підтверджують, що інтеграція багатоканальних зображень дозволяє досягти кращої деталізації, зменшити помилки ідентифікації об'єктів та забезпечити більш точну візуалізацію. Розроблена методика є універсальною та може бути застосована в багатьох галузях, включаючи екологічний моніторинг, планування міських територій, медичну діагностику та робототехніку.

Ключові слова: багатоканальні зображення, препроцесинг, спектральний аналіз, машинне навчання.

Постановка проблеми. У сучасних дослідженнях та прикладних завданнях, які потребують аналізу багатоканальних зображень, виникає проблема об'єднання даних з різних джерел. У аерокосмічній галузі об'єднання зображень із різними спектральними характеристиками дозволяє отримати більш точну інформацію про земну поверхню. У медичній сфері інтеграція зображень різної модальності (наприклад, КТ, МРТ, ПЕТ) сприяє підвищенню точності діагностики. Проте ці процеси ускладнюються різницею у

просторовій роздільній здатності, масштабах, спектральних діапазонах та шумових характеристиках даних.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Об'єднання багатоканальних зображень є важливим завданням у багатьох наукових і прикладних галузях, таких як дистанційне зондування Землі. В останні роки велика увага приділяється розробці методик, які дозволяють гармонізувати різномірні дані, покращуючи їх інформативність і точність аналізу. Методи об'єднання багатоканальних зображень активно розробляються впродовж останніх десятиліть. У аерокосмічних дослідженнях широко використовуються методи паншарпенінгу, спектральної декомпозиції та машинного навчання (наприклад, згорткові нейронні мережі). Застосовуються методи, базовані на вейвлет-перетворенні, гібридному аналізі та технологіях штучного інтелекту. Проте, більшість існуючих підходів орієнтовані на специфічні задачі та не завжди є універсальними. Це підкреслює необхідність розробки узагальненої методики, яка враховує особливості багатоканальних аерокосмічних зображень. Нижче розглянуто основні підходи до об'єднання даних, їх застосування та перспективи розвитку.

Методи об'єднання багатоканальних аерокосмічних зображень базуються на врахуванні спектральних, просторових і часових характеристик даних. Паншарпенінг є одним із найпоширеніших методів об'єднання, який дозволяє підвищити просторову роздільну здатність багатоспектральних зображень за рахунок інтеграції зображень високої роздільності. Наприклад, у роботі [1] наведено алгоритми паншарпенінгу, які використовуються в супутникових системах Sentinel-2 та Landsat-8.

Спектральна декомпозиція і використання методів головних компонент (PCA) дозволяє зменшити розмірність спектральних даних та усунути кореляції між каналами. Richards та Jia [2] запропонували застосування PCA для злиття зображень дистанційного зондування, що підвищує їх інформативність.

Сучасні методи машинного навчання, засновані на згорткових нейронних мережах (CNN), демонструють високу ефективність у задачах об'єднання даних. Наприклад, у [3] описали використання CNN для об'єднання спектральних зображень із метою точного картографічного аналізу.

У медичній сфері об'єднання даних дозволяє інтегрувати зображення різних модальностей (КТ, МРТ, УЗД), забезпечуючи комплексний підхід до діагностики. Вейвлет-перетворення використовується для злиття зображень із різною контрастністю та глибиною. У роботах [4] запропоновано адаптивні алгоритми вейвлет-перетворення для об'єднання МРТ та КТ зображень.

Комбінація вейвлет-аналізу та PCA дозволяє ефективно об'єднувати медичні зображення різних модальностей. У дослідженні Wang et al. [5] було розроблено алгоритм для інтеграції даних МРТ і ПЕТ з метою підвищення точності діагностики онкологічних захворювань.

У медичних дослідженнях активно використовуються моделі глибокого навчання для автоматичного об'єднання даних. Ronneberger et al. [6] представили архітектуру U-Net, яка ефективно обробляє медичні зображення для сегментації та інтеграції.

Серед усіх розглянутих методів значну перевагу мають підходи на основі машинного навчання, зокрема CNN, завдяки їхній здатності адаптуватися до специфічних задач і враховувати складні взаємозв'язки між каналами. Проте класичні методи, такі як PCA і вейвлет-перетворення, залишаються актуальними завдяки своїй простоті і низькій обчислювальній складності.

Розвиток методологій об'єднання даних багатоканальних зображень, особливо із застосуванням машинного навчання, є перспективним напрямком для поліпшення аерокосмічних даних (об'єднання оптичних і радіолокаційних знімків). Застосування зазначених підходів можливо також для загального розвитку якості комп'ютерного зору шляхом злиття RGB і монохромних зображень для збільшення бітової глибини. Однак більшість підходів мають обмежену універсальність і потребують адаптації до конкретних типів даних. Для вибору оптимальної методики важливо враховувати ціль об'єднання, якість вихідних даних і обчислювальні ресурси. Подальші дослідження мають бути спрямовані на створення універсальних алгоритмів, здатних гармонізувати характеристики зображень із різних джерел.

Мета дослідження полягає у розробці та вдосконаленні методології об'єднання багатоканальних зображень задля покращення точності подальшого тематичного аналізу, підвищення інформативності та зниження впливу шумів.

Викладення основного матеріалу дослідження. Об'єднання багатоканальних зображень відрізняється в залежності від їх виду. Найбільш часто потрібно обробляти декілька зображень, отриманих з однієї точки спостереження, але з різними роздільною здатністю, кольоровою гамою та спектральними характеристиками. Інший випадок – це коли потрібно об'єднувати зображення одного і того ж об'єкту, отриманих з різних точок спостереження у різних масштабах. Це принципово різні випадки і вони потребують різних методів обробки. Але на першому етапі в обох випадках потрібна попередня обробка знімків: калібрування та виправлення спотворень, аналіз спектральних характеристик для виявлення типів об'єктів (рослинність, техніка, ґрунт), геологічна прив'язка для точного визначення координат. Основні методи попередньої обробки багатоканальних знімків – це просторове об'єднання, фузія (злиття даних) та частотний аналіз [7].

Просторове об'єднання виконується шляхом інтеграції просторових даних із різних каналів. Для цього використовуються методи ресемплінгу (Resampling) для вирівнювання просторових роздільностей каналів (білінарна, кубічна, найближчого сусіда) і геометрична реєстрація (використання контрольних точок або алгоритмів автоматичного вирівнювання для узгодження зображень різних каналів).

Злиття даних із кількох каналів для покращення якості або виділення корисної інформації використовує методи паншарпенінгу (Pansharpening, об'єднання високоякісного панхроматичного зображення з багатоспектральними даними), індексного аналізу (розрахунок індексів типу NDVI, NDBI тощо на основі спектральних каналів) і змішування пікселів (Pixel-level fusion, усереднення або об'єднання даних на рівні окремих пікселів).

Перехід у частотну область для злиття або аналізу спектральних компонентів, тобто частотний аналіз, включає дискретне перетворення Фур'є (FFT), Wavelet-трансформацію і перетворення Габора для об'єднання зображень через аналіз текстур.

Попередню обробку зображень можливо провести, наприклад за методологією [8], що включає:

- корекцію геометрії: усунення спотворень, викликаних рухом супутника або атмосферними умовами,
- атмосферну корекцію: видалення впливу атмосфери на спектральні дані,
- нормалізацію яскравості: приведення зображень до єдиного масштабу яскравості для подальшого аналізу.

Найбільш перспективною є розроблена у роботах [9, 10] нова технологія геометричної та спектральної корекцій космічних зображень високого просторового розрізнення з урахуванням фізичних механізмів фіксації інформації. Для визначення ефективності розробленої інформаційної технології отримані кількісні оцінки якості синтезованих багатоканальних зображень, зокрема ентропія по Шеннону, сигнальна ентропія та інші. В роботі [11] пропонується метод об'єднання на основі використання пакетної побудови вейвлет-базисів з декореляцією первинних видових даних, бікубічної інтерполяції, перетворення RGB зображень у формат HSV та гіперсферичного перетворення (НСТ) [12]. Основними етапами перетворення первинних багатоканальних зображень є завантаження фотограмметричних моноканальних (МКЗ) і багатоканальних (БКЗ) зображень, отриманих зі супутника; потім передискретизація БКЗ і приведення його розмірності до розмірності МКЗ на основі бікубічної інтерполяції. Далі проводиться геометрична, радіометрична та контрастна корекція БКЗ та МКЗ і перетворення зображення з формату RGB в кольорову систему HSV. Після заміни компоненти яскравості багатоканального зображення такою ж компонентною монохромного зображення, проводиться обернене перетворення отриманого на попередньому етапі зображення з формату HSV в кольорову систему RGB. Отримане зображення вже буде мати підвищене просторове розрізнення у порівнянні з первинним знімком у натуральних кольорах. Наступним етапом є застосування розробленого методу геометричної та спектральної корекції за допомогою пакетного вейвлет-перетворення, також представленого в [12]. Зворотний пакетний вейвлет-розклад та одержання зображення БКЗ у форматі RGB дозволяє зробити перетворення 8-канального зображення, яке після інтерполяції в гіперсферичний колірний простір НСТ і зворотного НСТ-перетворення призводить до отримання результату злиття. Аналіз отриманих результатів показує, що використанні запропонованої методики підвищує якість первинних космічних знімків та якість розпізнавання об'єктів на 10–12%.

В розробленому в цій роботі алгоритмі (рис.1) ми будемо користуватися модифікованою технологією, яка використовує розроблену нами багатовимірну інтерполяцію типу Паде, яка є більш точною та компактною [13].



Рисунок 1 – Схема розробленого алгоритму препроцесингу БКЗ

Подальша обробка декількох зображень, отриманих з однієї точки спостереження, виконуються з використанням методів машинного навчання та математичного моделювання (аналізу головних компонент, статистичних підходів та гібридних методів). Використання сучасних алгоритмів машинного та глибокого навчання для аналізу багатоканальних зображень включає методи кластеризації (K-Means, DBSCAN) для групування спектральних даних, глибокі нейронні мережі (CNN) для сегментації, класифікації та об'єднання каналів, генеративно-змагальні мережі (GAN) для створення нового об'єднаного зображення.

Методи аналізу головних компонент (PCA) або незалежного компонентного аналізу (ICA) дозволяють зменшити кількість каналів із збереженням основної інформації шляхом виділення головних компонент і створення об'єднаного зображення.

Методи на основі статистичних підходів використовуються для врахування невизначеності при злитті даних (Байсове оцінювання) та об'єднання каналів із урахуванням їхньої важливості (середньозважене об'єднання). Гібридні методи поєднують декілька підходів, наприклад, поєднання PCA для зменшення кількості каналів і глибоких нейронних мереж для аналізу залишкових компонент.

Коли потрібно об'єднувати зображення одного і того ж об'єкту, отриманих з різних точок спостереження у різних масштабах, необхідно проводити додатково моделювання досліджуваного об'єкту і використовувати методи типу OSINT-технологій. Об'єднання інформації різних зображень є важливим процесом в комп'ютерному зорі. Розглянемо основні методи і підходи.

Зіставлення ознак – це процес пошуку релевантних ключових точок між двома зображеннями. Вона дозволяє знаходити схожі об'єкти або сцени на різних зображеннях і широко використовується в комп'ютерному зорі для таких завдань, як зшивання зображень, розпізнавання об'єктів, доповнена реальність та інші. Спочатку на кожному зображенні виділяються спеціальні точки, які називаються ключовими точками або дескрипторами за допомогою алгоритмів SIFT, SURF, ORB або AKAZE. Це можуть бути кути, межі або інші ділянки, які можна легко визначити і описати. Для кожної ключової точки розраховується дескриптор – математичний опис, що характеризує навколишнє середовище. Дескриптори повинні бути інваріантними до обертання, масштабу та

освітлення. Дескриптори з двох зображень порівнюються, щоб знайти пари найбільш схожих ключових точок. Як правило, для цього використовується евклідова відстань між дескрипторами, а пари з найменшою відстанню вважаються співпадаючими. Помилкові збіги відфільтровуються за допомогою RANSAC або інших методів.

Бібліотеки комп'ютерного зору, такі як OpenCV, часто використовуються для зіставлення функцій. OpenCV надає інструменти для виявлення ознак, розрахунку дескрипторів та зіставлення функцій. Існують також методи зіставлення функцій на основі глибокого навчання.

Реєстрація зображення — це процес геометричного вирівнювання кількох наборів даних таким чином, щоб можна було порівнювати відповідні пікселі, що представляють одну й ту саму сцену. Дані можуть надходити з різних датчиків, у різний час, під різними кутами огляду або навіть представляти різні типи зображень (наприклад, оптичні та рентгенівські). Захоплення зображень є ключовим етапом у багатьох програмах, особливо в біомедичній візуалізації та комп'ютерному зорі. Він дозволяє поєднувати інформацію з різних джерел, наприклад, об'єднувати дані з кількох камер для створення панорамного зображення або поєднувати дані з різних датчиків для отримання більш повної інформації про об'єкт. Також він дозволяє порівнювати зображення одного і того ж об'єкта в різний час і аналізувати зображення в єдиній системі координат. Це дає можливість стежити за змінами, наприклад, в рості пухлини або деформації структури. Процес реєстрації зображень зазвичай включає в себе наступні етапи.

- Вибирається базове зображення або система координат, до якої будуть зведені інші зображення.
- У кожному зображенні шукаються характерні точки, риси або об'єкти, які можна порівняти між собою.
- На основі знайдених збігів обчислюється перетворення, яке необхідно застосувати до одного або декількох зображень, щоб вирівняти їх з базовим зображенням.
- Обчислене перетворення застосовується до зображень для приведення їх у єдину систему координат.
- Точність вирівнювання оцінюється, щоб переконатися, що реєстрація пройшла успішно.

Найбільш підходящим для завдань розпізнавання об'єктів є Multi-view Reconstruction, у вигляді техніки Structure from motion (SfM). Це техніка смугового зображення, це процес побудови тривимірної структури з послідовності двовимірних зображень, які можна поєднувати з локальними сигналами руху. Структура з руху відноситься до явища, за допомогою якого люди і тварини можуть реконструювати тривимірну структуру з двовимірних проєкцій на сітківку ока слідів руху від рухомих об'єктів або сцен. Багато інформації про просторову структуру об'єктів навколишнього середовища людина сприймає при пересуванні по ньому. У міру того, як спостерігач рухається і об'єкти переміщуються навколо нього, інформація отримується з сприйнятих зображень протягом тривалого часу. Реконструкція структури рухомих об'єктів –

завдання, аналогічне реконструкції структури зі стереоскопічних зображень. І в тому, і в іншому випадку необхідно знайти збіг між зображеннями і реконструювати тривимірний об'єкт.

Щоб знайти збіг між зображеннями, на них відстежують такі об'єкти, як кутові точки (грані з градієнтом в різні боки). Одним з найбільш широко використовуваних алгоритмів пошуку ознак є алгоритм SIFT (масштабно-інваріантне перетворення ознак). Як особливість він використовує максимуми піраміди гаусових різниць. Першим кроком алгоритму SIFT є знаходження домінуючого напрямку градієнта. Для того щоб зробити цей варіант обертання, рукоятку повертають таким чином, щоб вона збігалася з заданою орієнтацією. Іншим поширеним алгоритмом вилучення ознак є SURF (Speeded Up Robust Features). В алгоритмі SURF гаусові різниці замінюються операцією вибору областей на основі матриці Гессе. Крім того, замість підрахунку градієнтних гістограм SURF проводить розрахунки на основі сум компонент градієнта та сум їх абсолютних значень. Потім порівнюються функції, виділені на всіх зображеннях. Іноді деякі з порівнянних ознак не збігаються належним чином, тому знайдені результати потрібно відфільтрувати. Як правило, алгоритм RANSAC (Random Sample Consensus) використовується для усунення відхилень у відповідності. У [14] RANSAC використовується для вирішення проблеми визначення місця розташування (LDP), в якій метою є визначення точок у просторі, спроектованих на зображення на набір орієнтирів з відомими положеннями.

Траєкторії вибраних елементів зображення, які рухаються в часі, використовуються для реконструкції їх положення в тривимірному просторі і руху камери. Альтернативою є так звані прямі підходи, де геометрична інформація (тривимірна структура та рух камери) визначається за напрямком зображення, без проміжної абстракції до особливостей або ракурсів.

Існує кілька підходів до отримання конструкції шляхом руху. У поступовій структурі руху положення камери вирішуються і додаються до колекції по порядку. У глобальній структурі руху всі положення камер вирішуються одночасно. Деякі проміжним підходом є зовнішня структура руху пам'яті, в якій деякі часткові реконструкції обчислюються, а потім інтегруються в глобальне рішення.

Для первинної обробки знімків із дронів застосовують спеціалізоване ПЗ, таке як Pix4D, Agisoft, PhotoScan, Inpho та ін. Воно зрівнює всі знімки в блоці, обчислює елементи їх орієнтування та створює ортофотоплан. Digitals дозволяє використовувати як ортофотоплан для збирання даних у режимі моно, так і первинні знімки для створення цифрових карт та планів у стереорежимі. Для цього потрібно мати модуль Delta/Stereo Digitals та відповідне обладнання (стереоскоп або 3D-монітор з затворними чи пасивними окулярами).

Математична модель польоту БПЛА за допомогою системи комп'ютерного зору виглядає наступним чином [15, 16]. Безпілотний літальний апарат моделюється рухомим ортонормованим репером $Se'_1e'_2e'_3$, в початковій точці якого знаходиться точкова фотокамера $C(X_c, Y_c, Z_c)$, що задає положення БПЛА у світовій системі $P(X, Y, Z)$ підстилаючого рельєфу. Фотокамера жорстко закріплена на БПЛА, що рухається, її го-

ловний оптичний промінь l протилежно спрямований вектору e'_3 . Процес фотографування є перспективною проекцією опорних точок на площину польоту в момент часу t і лінійне перетворення метричної системи координат отриманих проекцій точок у піксельну ${}^P P(x, y)$ на знімку $I(t)$. Перспективна проекція - це лінійне відображення, яке є центральною композицією з центром в точці C однорідної гомотетії на передню площину зображення і проектування на площину польоту.

Матриця орієнтації БПЛА – це матриця переходу R від нерухомого (світового) репера $Ce_1e_2e_3$ до рухомого $Ce'_1e'_2e'_3$

$$e'_k = \sum_{i=1}^3 r_{ki} e_i, \quad k = \overline{1,3}, \quad R = (r_{ij})_{i,j=\overline{1,3}}.$$

Тоді математична модель камери виглядає так:

$$\begin{pmatrix} \omega x \\ \omega y \\ \omega \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_x & 0 & a_x \\ 0 & f_y & a_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ -r_{21} & -r_{22} & -r_{23} \\ -r_{31} & -r_{32} & -r_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X - X_c \\ Y - Y_c \\ Z - Z_c \end{pmatrix},$$

де f_x, f_y, a_x, a_y – параметри камери.

У картографії відома система фотограмметричних рівнянь, що дозволяє за відомими тривимірними координатами опорної точки $P(X, Y, Z)$, положенню фотокамери $C(X_c, Y_c, Z_c)$ образу ${}^P P(x, y)$ опорної точки та наносити опорну точку на карту. З математичної моделі камери виводиться система фотограмметричних рівнянь

$$x = -f_x \frac{r_{11}(X - X_c) + r_{12}(Y - Y_c) + r_{13}(Z - Z_c)}{r_{31}(X - X_c) + r_{32}(Y - Y_c) + r_{33}(Z - Z_c)} + a_x,$$

$$y = -f_y \frac{r_{21}(X - X_c) + r_{22}(Y - Y_c) + r_{23}(Z - Z_c)}{r_{31}(X - X_c) + r_{32}(Y - Y_c) + r_{33}(Z - Z_c)} + a_y.$$

Матрицю орієнтації БПЛА можна поставити, використовуючи кути Ейлера, а саме

$$R(\alpha, \beta, \delta) = R_\delta^{Z''} R_\beta^{X'} R_\alpha^Z =$$

$$= \begin{pmatrix} \cos \delta & \sin \delta & 0 \\ -\sin \delta & \cos \delta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \beta & \sin \beta \\ 0 & -\sin \beta & \cos \beta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha & 0 \\ -\sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

де $\alpha \in [0, 2\pi)$, $\beta \in [0, \pi/2)$, $\delta \in [0, 2\pi)$.

Систему фотограмметричних рівнянь можна використовувати для розв'язання задачі автономного позиціонування БПЛА. Розглядається фото потік, на кожному кадрі якого є зображення відомих опорних точок рельєфу, що підстилає. Як матриця орієнтації БПЛА розглядається остання матриця. Тоді, якщо вимагати, щоб у момент зйомки фотокамера спостерігала не менше трьох опорних точок підстилаючого рельєфу і фотографувала їх, то можна побудувати систему рівнянь щодо шуканих величин $C(X_c, Y_c, Z_c)$, α, β, δ :

$$x_i = -f_x \frac{r_{11}(X_i - Xc) + r_{12}(Y_i - Yc) + r_{13}(Z_i - Zc)}{r_{31}(X_i - Xc) + r_{32}(Y_i - Yc) + r_{33}(Z_i - Zc)} + a_x,$$
$$y_i = -f_y \frac{r_{21}(X_i - Xc) + r_{22}(Y_i - Yc) + r_{23}(Z_i - Zc)}{r_{31}(X_i - Xc) + r_{32}(Y_i - Yc) + r_{33}(Z_i - Zc)} + a_y.$$

де $r_{ij} = r_{ij}(\alpha, \beta, \delta)$, $i, j = 1, 2, 3$.

Таким чином можемо сформулювати методологію об'єднання даних багатоканальних аерокосмічних зображень, що полягає у послідовному застосуванні до зображень наведеної на рис. 1 схеми та подальшої обробки їх за методикою SIFT. На рис. 2 наведено приклад обробки зображення з камери дрону за запропонованою методологією.

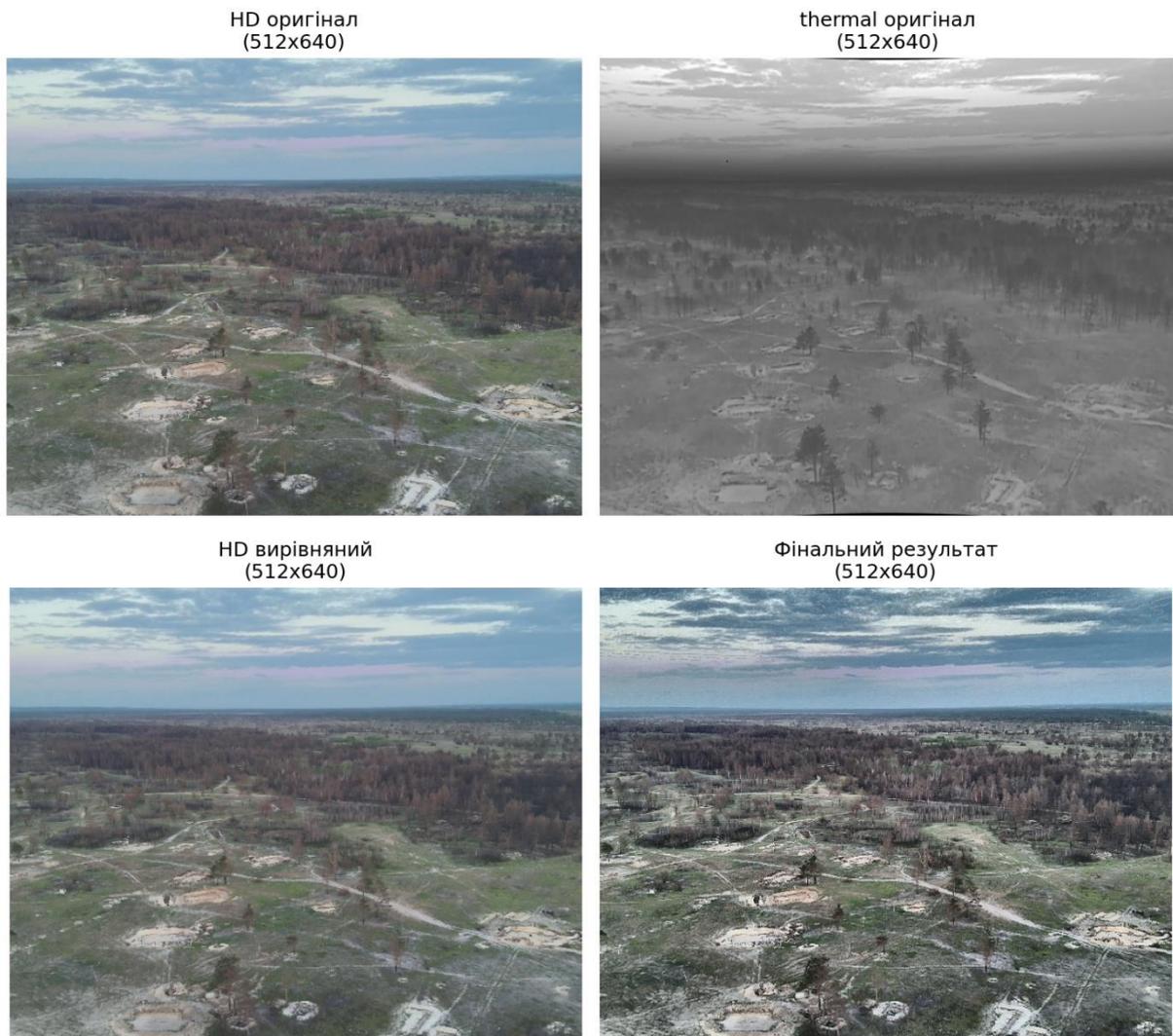


Рисунок 2 – Результати обробки БКЗ

Результати тестування свідчать, що первинне зображення суттєво поліпшено і контури технічних об'єктів виділені більш чітко. Як видно з рис. 3, запропонований метод дійсно підвищує інформативність мультиспектрального зображення.

Висновки. В статті розроблені та вдосконалені методики об'єднання багатоканальних зображень, що дозволяє покращити точність аналізу, підвищити інформативність та уникнути головної частини впливу шумів. Запропонована методика базується на використанні математичних моделей для гармонізації різнорідних даних і включає попередній препроцесинг, спектральний аналіз та машинне навчання. Підходи адаптовано для об'єднання даних дистанційного зондування Землі. Проведені експерименти демонструють підвищення якості результатів при використанні запропонованого підходу.

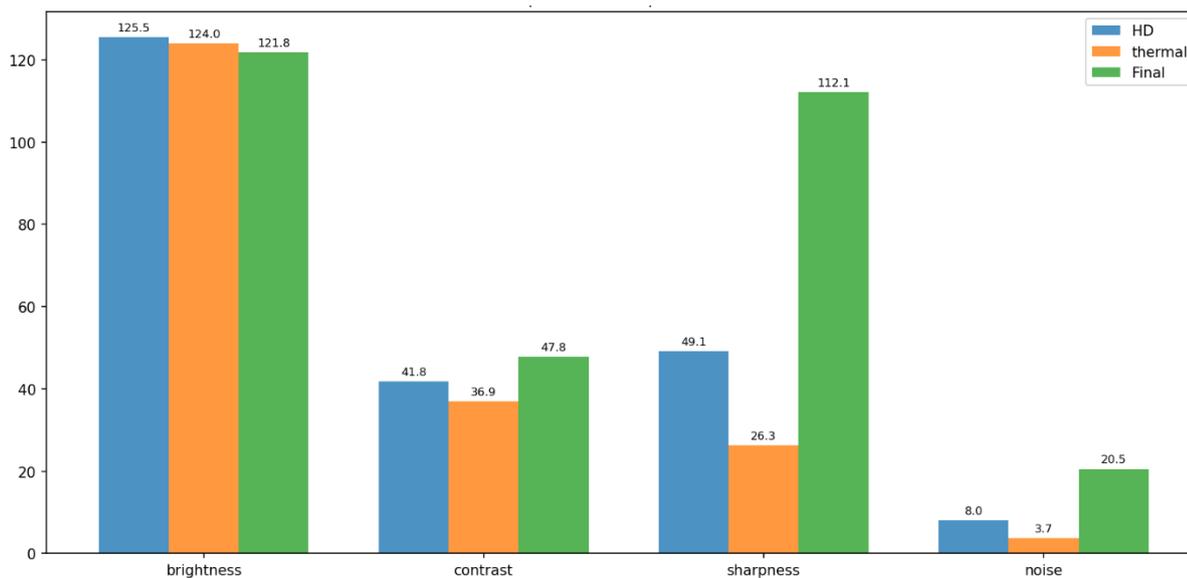


Рисунок 3 – Порівняння метрик якості

Отримані результати підтверджують, що інтеграція багатоканальних зображень дозволяє досягти кращої деталізації, зменшити помилки ідентифікації об'єктів та забезпечити більш точну візуалізацію. Розроблена методологія є універсальною та може бути застосована в багатьох галузях, включаючи екологічний моніторинг, планування міських територій, медичну діагностику та робототехніку.

ЛІТЕРАТУРА

1. Gonzalez, R.C. and Woods, R.E. (2018). Digital Image Processing. 4th Edition, Pearson Education, New York, 1022 p. ISBN 10: 1-292-22304-9
2. Richards, J. A., & Jia, X. (2020). Remote Sensing Digital Image Analysis. Springer, 363 p. DOI:10.1007/978-3-642-30062-2
3. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*. Vol 521. pp. 436-444. DOI:10.1038/nature14539
4. Jain, A. K. (1989). Fundamentals of Digital Image Processing. Prentice-Hall. 565 p. ISBN 0-13-336165-9
5. Balakrishnan, R. and Priya, R. (2018). Multimodal Medical Image Fusion Using Various Hybrid Fusion Techniques for Clinical Treatment Analysis. *Smart Construction Research*. Vol 2. pp. 1–20. DOI:10.18063/scr.v2i4.594
6. Ronneberger, O., Fischer, P., Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional Networks for Bio-

medical Image Segmentation. In: Navab, N., Hornegger, J., Wells, W., Frangi, A. (eds) Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015. MICCAI 2015. *Lecture Notes in Computer Science*, Vol 9351. Springer, Cham, pp. 234–241. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28.

7. Hartley, R. and Zisserman, A. (2003). *Multiple View Geometry in Computer Vision*. Cambridge University Press. 655 p. ISBN 0-521-54051-8.

8. Faugeras, O., Luong, Q.-T., and Papadopoulos, T. (2001). *The Geometry of Multiple Images*. MIT Press, London. 644 p. ISBN 0-262-06220-8.

9. Ma, Y., Sastry, S., Kosecka, J., Soatto, S. (2003). An Invitation to 3-D Vision: From Images to Geometric Models. *Interdisciplinary Applied Mathematics Series*, No 26, pp. 1-325. Springer-Verlag New York, LLC. ISBN 0-387-00893-4

10. Shapiro, L., Stockman, G. (2001). *Computer Vision*. Prentice Hall. 580 p. ISBN 0-13-030796-3.

11. Lowe, D. (2004). Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. *International Journal of Computer Vision*. Vol 60, pp. 91-110.

DOI:10.1023/B%3AVISI.0000029664.99615.94

12. Bay, H., Tuytelaars, T., Van Gool, L. (2006). SURF: Speeded up robust features. *Computer Vision-ECCV 2006*. Vol 3951, pp. 404-417. DOI:10.1007/11744023_32

13. Olevskiy, V., Olevska, Yu., Olevskiy, O., and Hnatushenko, V. (2023). Raster image processing using 2D Padé-type approximations. *Journal of Physics: Conference Series*. Vol 2675, paper 012015. DOI 10.1088/1742-6596/2675/1/012015

14. Fischler, M. A., Bolles, R. C. (1981). Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, Vol 24(6), pp. 381–395. <https://doi.org/10.1145/358669.358692>

15. Dubins L. E. On curves of Minimal Length with a Constraint on Average Curvature, and with Prescribed Initial and Terminal Positions and Tangents. *American Journal of Mathematics*, 1957. Vol. 79, no. 3, pp. 497–516.

<https://www.jstor.org/stable/2372560?origin=crossref>

16. Babaei A., Mortazavi M. Three-Dimensional Curvature-Constrained Trajectory Planning Based on In-Flight Waypoints. *Journal of Aircraft*, 2010. Vol. 47, no. 4, pp. 1391-1398. <https://doi.org/10.2514/1.47711>

REFERENCES

1. Gonzalez, R.C. and Woods, R.E. (2018). *Digital Image Processing*. 4th Edition, Pearson Education, New York, 1022 p. ISBN 10: 1-292-22304-9

2. Richards, J. A., & Jia, X. (2020). *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer, 363 p. DOI:10.1007/978-3-642-30062-2

3. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*. Vol 521. pp. 436-444. DOI:10.1038/nature14539

4. Jain, A. K. (1989). *Fundamentals of Digital Image Processing*. Prentice-Hall. 565 p. ISBN 0-13-336165-9

5. Balakrishnan, R. and Priya, R. (2018). Multimodal Medical Image Fusion Using Various Hybrid Fusion Techniques for Clinical Treatment Analysis. *Smart Construction Research*.

Vol 2. pp. 1–20. DOI:10.18063/scr.v2i4.594

6. Ronneberger, O., Fischer, P., Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In: Navab, N., Hornegger, J., Wells, W., Frangi, A. (eds) Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015. MICCAI 2015. *Lecture Notes in Computer Science*, Vol 9351. Springer, Cham, pp. 234–241. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28.
7. Hartley, R. and Zisserman, A. (2003). Multiple View Geometry in Computer Vision. Cambridge University Press. 655 p. ISBN 0-521-54051-8.
8. Faugeras, O., Luong, Q.-T., and Papadopoulos, T. (2001). The Geometry of Multiple Images. MIT Press, London. 644 p. ISBN 0-262-06220-8.
9. Ma, Y., Sastry, S., Kosecka, J., Soatto, S. (2003). An Invitation to 3-D Vision: From Images to Geometric Models. *Interdisciplinary Applied Mathematics Series*, No 26, pp. 1-325. Springer-Verlag New York, LLC. ISBN 0-387-00893-4
10. Shapiro, L., Stockman, G. (2001). Computer Vision. Prentice Hall. 580 p. ISBN 0-13-030796-3.
11. Lowe, D. (2004). Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. *International Journal of Computer Vision*. Vol 60, pp. 91-110. DOI:10.1023/B%3AVISI.0000029664.99615.94
12. Bay, H., Tuytelaars, T., Van Gool, L. (2006). SURF: Speeded up robust features. Computer Vision-ECCV 2006. Vol 3951, pp. 404-417. DOI:10.1007/11744023_32
13. Olevskiy, V., Olevska, Yu., Olevskiy, O., and Hnatushenko, V. (2023). Raster image processing using 2D Padé-type approximations. *Journal of Physics: Conference Series*. Vol 2675, paper 012015. DOI 10.1088/1742-6596/2675/1/012015
14. Fischler, M. A., Bolles, R. C. (1981). Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, Vol 24(6), pp. 381–395. <https://doi.org/10.1145/358669.358692>
15. Dubins L. E. On curves of Minimal Length with a Constraint on Average Curvature, and with Prescribed Initial and Terminal Positions and Tangents. *American Journal of Mathematics*, 1957. Vol. 79, no. 3, pp. 497–516. <https://www.jstor.org/stable/2372560?origin=crossref>
16. Babaei A., Mortazavi M. Three-Dimensional Curvature-Constrained Trajectory Planning Based on In-Flight Waypoints. *Journal of Aircraft*, 2010. Vol. 47, no. 4, pp. 1391-1398. <https://doi.org/10.2514/1.47711>

Received 30.09.2025.
Accepted 06.10.2025.

Methodology for data fusion of multichannel images

Relevance of the research topic. In modern research and practical application of multi-channel images obtained from various sources, such as aerospace sensors and medical imaging systems, there is a need for effective data fusion. In the aerospace industry, combining images with different spectral characteristics provides more accurate information about Earth's surface. In the medical field, integrating images of different modalities helps improve diagnostic accuracy. However, these processes are complicated by differences in spatial resolution, scale, spectral ranges, and noise characteristics of the data.

Problem statement. It is necessary to develop a method for combining images with different spectral characteristics to obtain more accurate information about the Earth's surface and medical objects.

Research goal and methods. The goal is to develop and improve a method for combining multi-channel images to improve the accuracy of analysis, increase information content and reduce the impact of noise. The proposed method is based on the use of mathematical models for harmonizing heterogeneous data, including algorithms for preliminary preprocessing, spectral analysis and machine learning. The adaptation of approaches for specific tasks is considered: combining remote sensing data of the Earth for cartographic analysis and merging medical images of different modalities (for example, MRI, CT and ultrasound) for diagnostic purposes.

Results and key conclusions. The developed methodology is universal and can be applied in many areas, including environmental monitoring, urban planning, medical diagnostics, and robotics. The proposed methodology is based on the use of mathematical models to harmonize heterogeneous data and includes preliminary preprocessing, spectral analysis and machine learning. The approaches are adapted for combining remote sensing data of the Earth and fusing medical images for diagnostic purposes. The experiments conducted demonstrate an increase in the quality of the results when using the proposed approach. The results obtained confirm that the integration of multi-channel images allows us to achieve better detail, reduce object identification errors and provide more accurate visualization. The developed methodology is universal and can be applied in many areas, including environmental monitoring, urban planning, medical diagnostics and robotics.

Keywords: multichannel images, preprocessing, spectral analysis, machine learning.

Гнатушенко Володимир Володимирович – д-р. техн. наук, професор, завідувач кафедри інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії, Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3140-3788>

Гришак Володимир Володимирович – канд. фіз.-мат. наук, докторант кафедри інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії, Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8956-8468>

Олевська Юлія Борисівна – канд. фіз.-мат. наук, доцент, доцент кафедри прикладної математики, Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1901-4333>

Олевський Віктор Ісаакович – д-р. техн. наук, професор, професор кафедри інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії, Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3824-1013>

Удовик Ірина Михайлівна – канд. техн. наук, доцент, декан факультету інформаційних технологій, Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5190-841X>

Volodymyr Hnatushenko – D.Sc., professor, head of the Information Technology and Computer Engineering Department, Dnipro University of Technology, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3140-3788>

Dmytro Hryshchak – Ph.D., doctorant of the Information Technology and Computer Engineering Department, Dnipro University of Technology, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8956-8468>

Yuliia Olevska – Ph.D., associate professor, associate professor of the Applied Mathematics Department, Dnipro University of Technology, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1901-4333>

Viktor Olevskiy – D.Sc., professor, professor of the Information Technology and Computer Engineering Department, Dnipro University of Technology, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3824-1013>

Iryna Udovik – Ph.D., Associate Professor, Dean of the Faculty of Information Technology, National Technical University "Dnipro Polytechnic", ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5190-841X>