

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ПОПЕРЕДНЬОЇ ОБРОБКИ СУПУТНИКОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ ЗГОРТКОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Анотація. Останніми роками зростає потреба у супутникових зображеннях високої просторової роздільної здатності через їхню важливість у практичних застосуваннях, таких як землевпорядкування, навігація, екологічний моніторинг та розробка інфраструктурних проєктів. Методи паншарпенінгу є ефективними засобами збільшення просторової роздільної здатності багатоканальних зображень. Хоча існує значна кількість запропонованих алгоритмів паншарпенінгу, але жоден з них не може бути універсальним для всіх типів датчиків та демонструє різні результати. У статті проведено огляд методів злиття супутникових зображень високої просторової роздільної здатності, а також запропоновано інформаційну технологію попередньої обробки цифрових супутникових зображень з використанням згорткової нейронної мережі. Це дозволило ефективно вилучати деталі текстури та просторові залежності, а також локальну та нелокальну інформацію. В роботі порівнювалися результати запропонованої технології з існуючими методами паншарпенінгу, такими як Gram Schmidt, HSV, Wav+HSV, ATWT, AWLP, BDS, Brovey, HPF. Результати тестування, проведеного на восьмиканальних зображеннях, отриманих супутником WorldView 2, підтверджують, що запропонована технологія ($ERGAS=0.32$, $RMSE=0.286$, $SSIM=0.71$, $PSNR=37.60$) дозволяє досягти високої спектральної та просторової якості багатоканальних зображень та перевершує існуючі методи.

Ключові слова: попередня обробка, злиття зображень, згорткова нейронна мережа, спектральна інформація, просторова здатність.

Постановка завдання. З урбанізацією та зростанням інтересу до геоінформаційних систем, точних картографічних досліджень та екологічного моніторингу, виникає необхідність у вдосконаленні методів злиття цифрових супутникових зображень високої роздільної здатності для отримання більш деталізованих та інформативних зображень [1]. Супутникові зображення високого просторового розрізнення мають великий потенціал для вирішення різноманітних завдань, але їхнє використання часто обмежується низькою динамікою контрасту та обмеженою спектральною інформацією. Одним із ключових ета-

пів попередньої обробки супутникових зображень є їхнє злиття, або паншарпенінг, що включає в себе поєднання панхроматичних (ПЗ) та багатоканальних зображень (БЗ), які хоч і мають нижче просторове розрізнення, ніж панхроматичні, проте містять спектральну інформацію, що є невід'ємною частиною аналізу земної поверхні [2, 3]. Методи паншарпенінгу не лише підвищують просторову роздільну здатність отриманих зображень, але і зберігають спектральну інформацію. Такий підхід дозволяє отримати повніші та більш інформативні дані для подальшого тематичного аналізу даних (виявлення, розпізнавання об'єктів, класифікацію земного покриву, тощо).

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Було проведено значну кількість наукових досліджень, присвячених вирішенню проблеми злиття супутникових зображень. Ці дослідження можна розділити на дві групи: традиційні методи оптимізації та методи, що базуються на глибокому навчанні. Метод інтенсивність-відтінок-насиченість (HSV) [4, 5], аналіз головних компонент (PCA) [6] та перетворення Грама-Шмідта (Gram-Schmidt) [7], метод Бровей (Brovey), тощо – традиційні методи. Ці методи дозволяють досягти високої просторової роздільної здатності, але призводять до значних спектральних спотворень. З іншого боку, методи, що базуються на аналізі множинної роздільної здатності, такі як вейвлет-перетворення [5], фільтри високих частот та узагальнена піраміда Лапласа [8], можуть зберігати спектральну інформацію, але мають просторові спотворення. Поширеним є методи паншарпенінгу на основі стискання (CS) [9]. Недоліком методу є те, що він потребує великої кількості навчальних зображень з високою роздільною здатністю, які можуть бути недоступними. Для вирішення цієї проблеми, було запропоновано використання комбінованих методів, таких як Revisited AWLP, керованого фільтра, тощо. Ці методи призначені для збільшення просторової здатності зображень при збереженні спектральної інформації. Але, експериментально доведено, що ці методи все одно призводять до певних спектральних і просторових спотворень.

Останнім часом велика увага приділяється методам паншарпенінгу на основі глибокого навчання. Автори [10] запропонували методику самокодування з низьким рівнем шуму для отримання співвідношення між зображеннями з високою та низькою роздільною здатністю за допомогою глибоких нейронних мереж. В роботі [11] застосували згорткові нейронні мережі (CNNs) до області паншарпенінгу, що значно покращило продуктивність алгоритму порівняно з традиційними методами. Автори [12] вирішили проблему втрати інформації

під час вилучення ознак на основі нейронних мереж. В роботі [13] запропоновано модель PanNet для спектрального збереження та просторового покращення первинних даних.

Незважаючи на значні досягнення вирішення задач попередньої обробки супутникових зображень, існуючі методи паншарпенінгу все ще мають свої обмеження та недоліки. Недостатня точність, артефакти та втрата деталей можуть виникати через неповне врахування взаємодії спектральних та просторових характеристик зображень. Методи на основі глибокого навчання, покращують якість злитих зображень, ніж традиційні методи, але мають високу складність обчислень на зображеннях високої роздільної здатності та не враховують адаптацію розмірності каналу.

Мета дослідження. Метою дослідження є розробка інформаційної технології попередньої обробки цифрових супутникових зображень з використанням згортової нейронної мережі, яка здатна ефективно вилучати деталі текстури та просторові залежності, а також локальну та нелокальну інформацію. Це дозволить покращити точність та деталізацію отриманих зображень.

Виклад основного матеріалу. Загальна структура запропонованої інформаційної технології представлена на рисунку 1 та включає такі етапи: завантаження первинних цифрових супутникових зображень; застосування геометричної, радіометричної, атмосферної корекцій; а також блоку нейронної мережі, який складається з вивчення глобальної інформації про текстуру та отримання просторової інформації з кожної смуги зображення по каналах.

Спочатку завантажуюємо багатоканальне в композиції RGB (Канали 5-3-2) та панхроматичне зображення космічного апарату WorldView-2. Потім виконуємо ряд корекцій, спрямованих на усунення різноманітних спотворень, що можуть виникати під час зйомки та передачі зображень з космосу. Геометрична корекція цифрових супутникових зображень є важливим етапом попередньої обробки для усунення спотворень, що виникають у зображеннях через геометричні особливості процесу зйомки. Математично перерахунок значень пікселів можна виразити за допомогою формули [14, 15]:

$$\begin{aligned} X_{corr} &= X_{inp} \times \frac{S_x}{S_y} + \Delta x \\ Y_{corr} &= Y_{inp} \times \frac{S_x}{S_y} + \Delta y \end{aligned} \quad (1)$$

де x_{inp}, y_{inp} - координати пікселя первинного супутникового зображення, x_{corr}, y_{corr} - координати пікселя після геометричної корекції, s_x, s_y - коефіцієнти по осях X та Y, $\Delta x, \Delta y$ - зсув по відповідним осям.

Наступний етап включає процес передискретизації, який полягає у масштабуванні БЗ до розмірів ПЗ [5]:

$$P'(x', y') = a \cdot P(x, y) + b \cdot P(x + 1, y) + c \cdot P(x, y + 1) + d \cdot P(x + 1, y + 1) \quad (2)$$

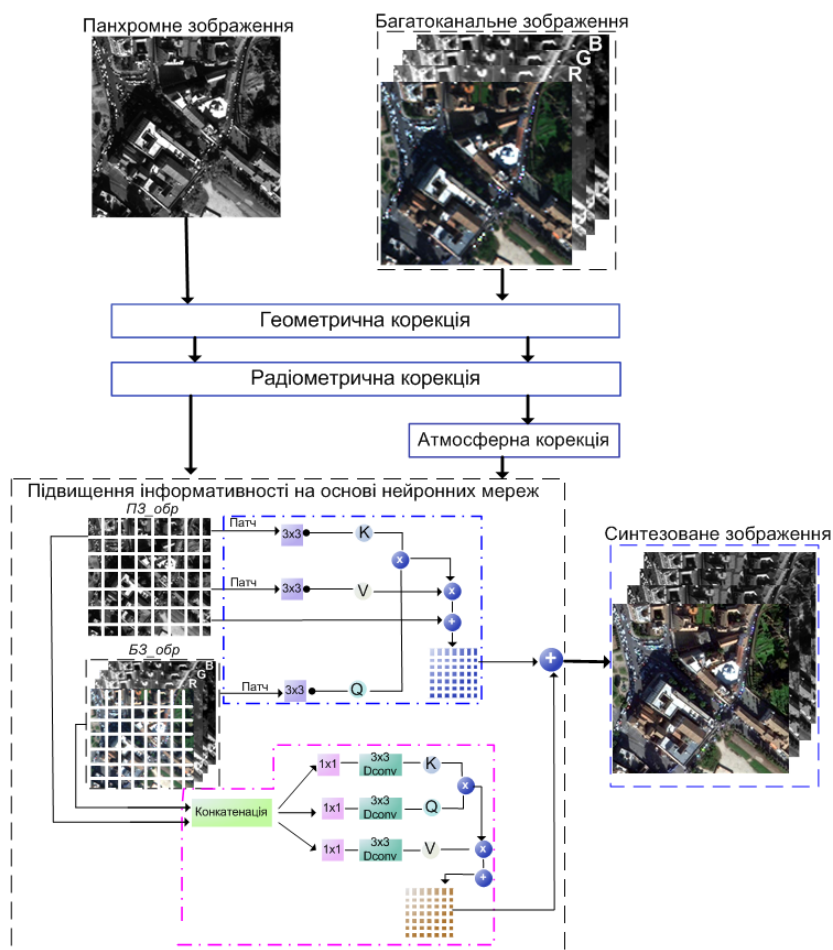


Рисунок 1 – Схема запропонованої інформаційної технології

Радіометрична корекція, спрямована на виправлення впливу атмосферних умов на оптичних зображеннях. Однією з поширених проблем в оптичному дистанційному зондуванні є хмарний покрив, який може заважати спостереженню земної поверхні. Перш за все, важливо виконати відносно радіометричне калібрування для мінімізації впливу цих артефактів [14]:

$$q = \frac{p - A}{B}, \quad (3)$$

де q - радіометрично виправлені дані датчика, p - необроблені дані датчика, A - зсув темряви для конкретного супутникового зображення, а B - відносний коефіцієнт підсилення датчика.

Атмосферна корекція БЗ полягає в перетворенні радіометрично скоригованих пікселів зображення на спектральну яскравість верхнього шару атмосфери з мінімальним значенням. Для цього використовується загальне рівняння, яке враховує параметри телескопа на висоті 770 км супутника WorldView-2 [14]:

$$B(\lambda) = \frac{L(\lambda)}{\tau(\lambda)} + L_{\text{atm}}(\lambda) \left(1 - \frac{1}{\tau(\lambda)}\right) + L_p(\lambda) \quad (4)$$

де $B(\lambda)$ - спектральна яскравість верхнього шару атмосфери, $L(\lambda)$ - вимірне спектральне випромінювання на поверхні землі, $\tau(\lambda)$ - коефіцієнт пропускання атмосфери, $L_{\text{atm}}(\lambda)$ - спектральна яскравість атмосфери, $L_p(\lambda)$ - підсвічування атмосфери.

Після того, як виконано геометричну, радіометричну та атмосферну корекції, отримуємо нові багатоканальні (БЗ_обр) та панхроматичні (ПЗ_обр) зображення. Далі використовуємо ці зображення для підвищення їхньої інформативності за допомогою нейронної мережі. Спочатку зображення ПЗ_обр і БЗ_обр сегментуються на ділянки однакового розміру, що не перетинаються. Потім кодується їхнє положення для створення послідовності ділянок з обох зображень. Ці патчи зображень використовуються як вхідні ознаки текстури. Далі, ознаки виділяються за допомогою згортки 3×3 , і проектується на три компоненти, які необхідні для відповідного трансформатора: Q (запит), K (ключ) і V (значення) [16]:

$$Q = X \cdot W_q, \quad (5)$$

$$K = X \cdot W_k, \quad (6)$$

$$V = X \cdot W_v, \quad (7)$$

де X - вектор властивостей патча, w_q , w_v - матриця ваг області ПЗ, w_k - матриця ваг області БЗ.

Використовуючи Q та K для оцінки схожості між ознаками, ми формуємо матрицю асоціацій. Потім множимо цю матрицю асоціацій на матрицю асоціацій PAN-зображення (ознака V). Це дозволяє отримати остаточну зважену карту ознак карти. Додатково вводиться перехідний зв'язок, щоб уникнути втрати інформації. Нарешті, всі згенеровані карти особливостей патчів знову зшиваються разом за допомогою кодування позиції, щоб отримати остаточну карту особливостей текстури.

Наступна гілка нейронної мережі дозволяє тримати відповідну просторову інформацію кожного каналу зображення. Спочатку застосовуємо точкову згортку 1×1 для отримання контекстної інформації між різними каналами на рівні пікселів, а потім використовуємо глибинну згортку 3×3 для отримання просторового контексту вздовж напрямку каналу. Після цього отриману інформацію згортки розділяємо на глибину для подальшого використання у векторах Q, K і V :

$$X = \text{Concat} (PЗ_нов, БЗ_нов) \quad (8)$$

X - результуюче зображення після злиття ПЗ та БЗ.

Отримані зважені карти ознак кожного фрагмента інтегруються разом для створення нового синтезованого зображення. Це зображення представляє собою комбінацію інформації про текстуру та просторову здатність панхроматичного та багатоканального зображень. Це дозволяє отримати більш інформативне зображення, порівняно з первинними даними.

Експериментальні результати. В роботі використано 16-розрядні стандартні мультипослідовності рівня 2 зі супутника WorldView-2. Ці дані містять односмугові панхроматичні та 8-смугові багатоканальні зображення. Розмір кожного зображення складає 599 на 576 пікселів. На рисунку 2 наведено первинні супутникові зображення та після запропонованої в роботі технології. Синтезовані зображення характеризуються збільшеною роздільною здатністю, при цьому локальні збільшені частини не демонструють явного розмиття контурів, що свідчить про високу якість паншарпенінгу. Для оцінки ефективності запропонованої інформаційної технології з існуючими, обрано сім методів для порівняння: HSV (Hue, Saturation, Value), Adaptive Tonal Weighting Transformation (ATWT), Adaptive Weighted Linear Prediction (AWLP), Brightness-Difference-Based Saturation-Difference (BDS), Brovey Transform, High Pass Filtering (HPF), та комбінацію вейвлет із методом HSV (Wavelet + HSV).

Використано критерій максимальної інформативності для оцінки якості зображень. Ентропія, поняття в теорії інформації, є одним з інструментів для вимірювання кількості інформації в зображеннях. Вона визначається на основі ймовірності виникнення різних значень пікселів у зображенні і характеризує імовірнісну поведінку джерела інформації [2, 15].

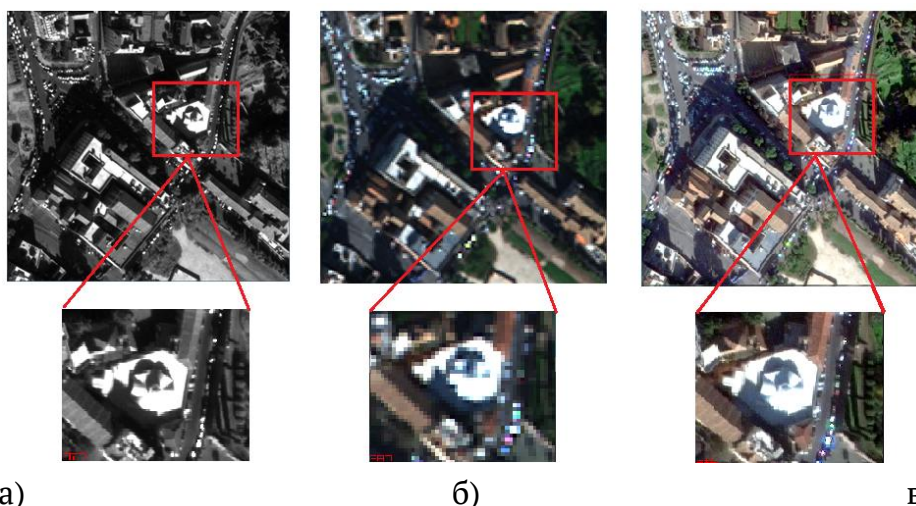


Рисунок 2 – Супутникові зображення космічного апарату WorldView-2:
а) панхроматичне; б) багатоканальне (Канали 5-3-2);
в) після обробки запропонованої технології

На рисунку 3 наведено значення ентропії для традиційних методів обробки зображень та запропонованої технології.

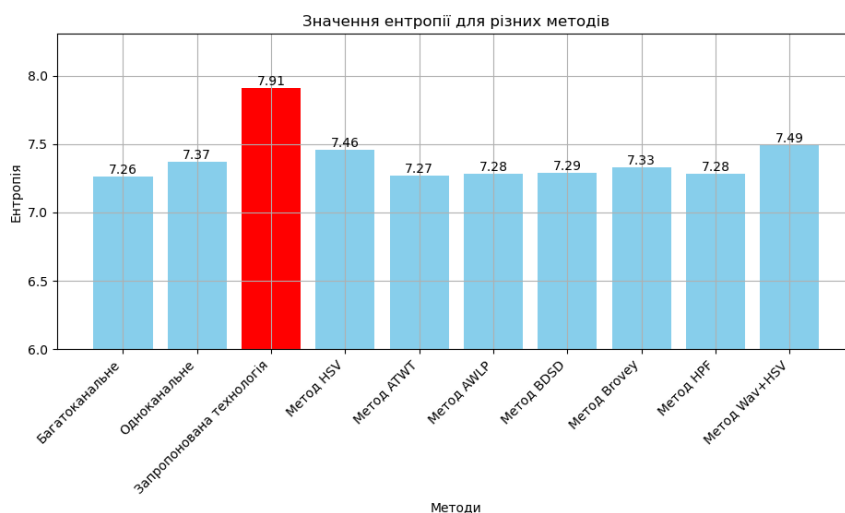


Рисунок 3 – Графічне представлення значень ентропії

За результатами значень рис.3 можна зробити висновок, що запропонована технологія має найвище значення ентропії, що свідчить про більшу різноманітність та складність інформації в отриманому зображенні порівняно з іншими методами обробки.

Коефіцієнт кореляції (CORR) є важливим інструментом для кількісної оцінки ступеня відповідності між двома наборами даних, у нашому випадку - між синтезованим та оригінальними зображеннями. Цей показник дозволяє визна-

чити, наскільки злине зображення відтворює оригінальні дані. Високий коефіцієнт кореляції свідчить про те, що злине зображення добре відтворює оригінальні дані, тобто воно має високу схожість з оригіналом [4, 5]. У таблиці 1 наведено значення коефіцієнту CORR.

Таблиця 1

Значення коефіцієнту CORR

| Методи | Канали | | |
|---------------------------------|-------------|-------------|-------------|
| | R | G | B |
| HSV | 0.87 | 0.84 | 0.85 |
| ATWT | 0.59 | 0.61 | 0.63 |
| AWLP | 0.64 | 0.65 | 0.66 |
| BDSB | 0.60 | 0.61 | 0.64 |
| Brovev | 0.53 | 0.50 | 0.54 |
| HPF | 0.55 | 0.56 | 0.58 |
| Wavelet+ HSV | 0.90 | 0.86 | 0.86 |
| Запропонована технологія | 0.97 | 0.96 | 0.96 |

Аналізуючи дані з табл.1, метод HSV демонструє високий рівень кореляції для всіх трьох каналів (R, G, B), що свідчить про добре збережену спектральну інформацію після злиття зображень. Методи ATWT, AWLP, BDSB, Brovev та HPF мають нижчі значення кореляції порівняно з методом HSV. Це вказує на меншу ефективність цих методів у збереженні спектральної інформації під час злиття зображень. Метод Wavelet+HSV має високий рівень кореляції, що свідчить про добре збереження спектральної інформації. Запропонована технологія демонструє найвищий рівень кореляції для всіх трьох каналів, що свідчить про її високу ефективність у збереженні спектральної інформації та збереження деталізації зображення.

Коефіцієнти структурної схожості зображень (SSIM) та PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) є важливими метриками для оцінки якості зображень. SSIM аналізує структурну подібність між оригінальним та обробленим зображеннями, визначаючи ефективність методів обробки, тоді як PSNR вимірює якість відтворення зображення після компресії або обробки. Значення цих метрик наведено в таблиці 2.

Значення коефіцієнтів SSIM та PSNR

| Методи | SSIM | | | PSNR | | |
|---------------------------------|-------------|-------------|-------------|--------------|--------------|--------------|
| | Канали | | | Канали | Канали | Канали |
| | R | G | B | R | G | B |
| HSV | 0.49 | 0.46 | 0.45 | 17.85 | 16.75 | 17.35 |
| ATWT | 0.48 | 0.50 | 0.51 | 13.92 | 14.45 | 14.93 |
| AWLP | 14.32 | 14.77 | 15.22 | 0.46 | 0.48 | 0.48 |
| BDSB | 0.50 | 0.51 | 0.51 | 13.85 | 14.38 | 14.88 |
| Brovey | 0.40 | 0.40 | 0.41 | 13.14 | 13.16 | 14.07 |
| HPF | 0.44 | 0.46 | 0.47 | 13.30 | 13.82 | 14.29 |
| Wavelet+ HSV | 0.56 | 0.54 | 0.52 | 23.12 | 22.96 | 22.95 |
| Запропонована технологія | 0.71 | 0.65 | 0.67 | 37.60 | 38.38 | 38.93 |

Коефіцієнт SSIM має кращі показники для запропонованої технології, що свідчить про високий рівень структурної подібності між синтезованим та оригінальним зображеннями. Значення коефіцієнту PSNR для запропонованої технології вказують на високу якість відтворення оброблених зображень порівняно з оригінальними. А для методів AWLP і Brovey, демонструють значно менші значення PSNR, що вказує на більш великі втрати якості відтворення.

Метрики ERGAS (Relative Dimensionless Global Error in Synthesis) і RMSE (Root Mean Square Error) використовуються для оцінки точності обробки та відтворення зображень. На рис.4 наведено кількісні показники метрик ERGAS та RMSE.

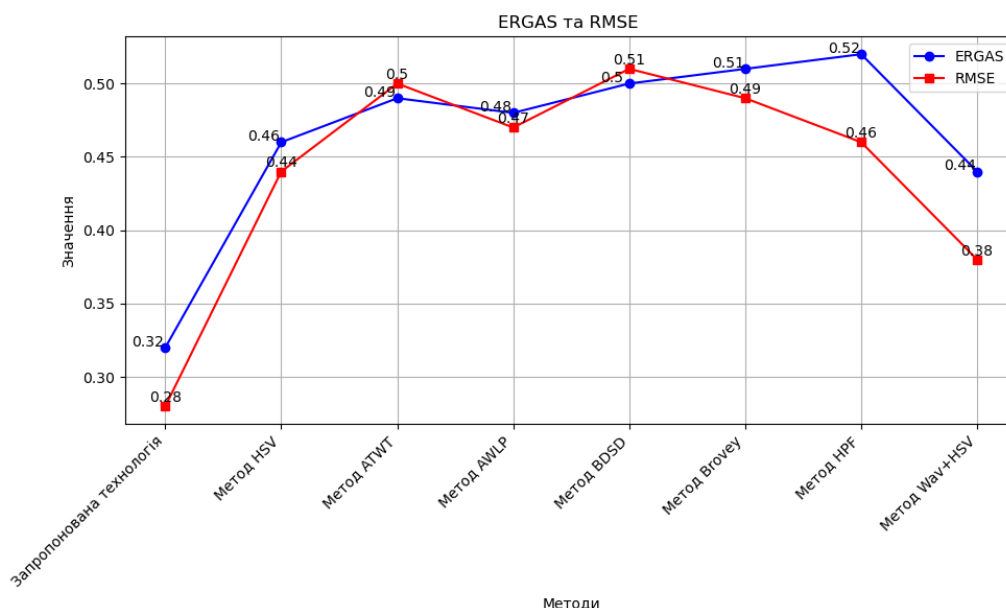


Рисунок 4 – Графічне представлення метрик ERGAS та RMSE

Аналізуючи отримані результати з рис.4, значення ERGAS та RMSE для запропонованої технології та методу Wav+HSV є найменшими порівняно з іншими методами. Це свідчить про високу точність синтезу та відтворення зображень за допомогою цих методів. З іншого боку, значення ERGAS та RMSE для методів HSV, ATWT, AWLP, BDSD, Brovey і HPF свідчать про меншу точність злиття зображень.

У порівняльному аналізі різних методів злиття WorldView-2 зображень (Рис.5), можна помітити відмінності у якості синтезованих зображень. Методи ATWT, AWLP, BDSD та HPF демонструють значні просторові спотворення, і загальне зображення виглядає розмитим. Brovey і HSV – розмиття кольорів, а спотворення первинних кольорів трави на зображеннях стають очевидними. Ці артефакти знижують інформативність зображення та роблять його менш придатним для подальшого використання в додатках, де важлива точність кольору та деталізація. Gram-Shmidt та Wav+HSV, хоча ближчі за просторовою структурою та спектральним збереженням, але все ще демонструють просторове розмиття. Синтезоване зображення після запропонованої технології демонструє високу інформативність, чіткість та деталізацію без помітного розмиття кольорів або просторових спотворень.



Рисунок 5 – Порівняння різних методів злиття:

а) Gram-Schmidt; б) HSV; в) Wav+ HSV; г) ATWT; д) AWLP; е) BDS; є) Brovey;
ж) HPF; з) запропонована технологія

Висновки і перспективи подальших досліджень. В роботі запропоновано інформаційну технологію попередньої обробки цифрових супутникових зображень з використанням загорткової нейронної мережі, яка здатна ефективно вилучати деталі текстури та просторові залежності, а також локальну та нелокальну інформацію. Це дозволило, у порівнянні з класичними методами злиття, зменшити артефакти та автоматизувати процес обробки супутникових зображень.

ЛІТЕРАТУРА

1. Luo Xin, Tong Xiaohua, Hu Zhongwen. Improving Satellite Image Fusion via Generative Adversarial Training // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2020. – P. 1-14. DOI:10.1109/TGRS.2020.3025821.
2. Kashtan V.Yu., Hnatushenko V.V. Automated pansharpening information technology of satellite images // The scientific journal «Radio Electronics, Computer Science, Control». - №2 (57). - Zaporizhzhia, 2021. – P.123-133.
3. Mateo-Sanchis, Anna Piles, Maria Muñoz, Jordi Adsuaara, Jose Pérez-Suay, Adrián Camps-Valls, Gustau. Synergistic Integration of Optical and Microwave Satellite Data for Crop Yield Estimation // Remote Sensing of Environment. - Volume 234, 2019
4. Rahimzadeganasl A, Alganci U, Goksel C. An Approach for the Pan Sharpening of Very High Resolution Satellite Images Using a CIELab Color Based Component Substitution Algorithm // Applied Sciences. - 9(23):5234, 2019. DOI: 10.3390/app9235234
5. Kahtan V.Yu., Hnatushenko V.V. A Wavelet and HSV Pansharpening Technology of High Resolution Satellite Images // Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security IntelITSIS 2020. - Khmelnytskyi, Ukraine, June 10-12, 2020. – P. 67-766.
6. Duran J., Buades A. Restoration of pansharpened images by conditional filtering in the PCA domain // IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. - 16 (3), 2019. – P. 442–446
7. Alcaras E, Parente C. The Effectiveness of Pan-Sharpener Algorithms on Different Land Cover Types in GeoEye-1 Satellite Images // Journal of Imaging. - 9(5):93, 2023. DOI:10.3390/jimaging9050093.
8. Adesso P., Restaino R., Vivone G. An Improved Version of the Generalized Laplacian Pyramid Algorithm for Pansharpening // Remote Sensing. - 13(17):3386, 2021. DOI:10.3390/rs13173386.
9. Ghahremani M., Ghassemian H. A Compressed-Sensing-Based Pan-Sharpener Method for Spectral Distortion Reduction // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. - 54, 2016.- P. 2194 - 2206. 10.1109/TGRS.2015.2497309.
10. Huang W., Xiao L., Liu H., Wei Z., Tang S. A New Pan-Sharpener Method With Deep Neural Networks // IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. – 12, 2015. – P. 1037–1041.
11. Imani M. Texture feed based convolutional neural network for pansharpening // Neurocomputing. - 398, 2020. – P. 117–130.

12. Wei Y., Yuan Q., Shen H., Zhang L. Boosting the Accuracy of Multispectral Image Pansharpening by Learning a Deep Residual Network // IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. - 14, 2017. – P. 1795–1799.
13. Yang J., Fu X., Hu Y., Huang Y., Ding X., Paisley J. PanNet: A Deep Network Architecture for Pan-Sharpener // In Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). - Venice, Italy, 22–29 October 2017. – P. 1753–1761.
14. Li H., Jing L., Tang Y. Assessment of Pansharpening Methods Applied to WorldView-2 Imagery Fusion // Sensors. - 17(1):89. – 2017. DOI:10.3390/s17010089.
15. Каштан В.Ю., Гнатушенко В.В. Дослідження ефективності методів злиття супутникових знімків високого просторового розрізнення // Прикладні питання математичного моделювання. - Том 3.- Херсон, 2020. – С.117-127.
16. Yang, F.; Yang, H.; Fu, J.; Lu, H.; Guo, B. Learning texture transformer network for image super-resolution // In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. . - 2020. – P. 5790–5799.

REFERENCES

1. Luo Xin, Tong Xiaohua, Hu Zhongwen. Improving Satellite Image Fusion via Generative Adversarial Training // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2020. – P. 1-14. DOI:10.1109/TGRS.2020.3025821.
2. Kashtan V.Yu., Hnatushenko V. V. Automated pansharpening information technology of satellite images // The scientific journal «Radio Electronics, Computer Science, Control». - №2 (57). - Zaporizhzhia, 2021. – P.123-133.
3. Mateo-Sanchis, Anna Piles, Maria Muñoz, Jordi Adsuara, Jose Pérez-Suay, Adrián Camps-Valls, Gustau. Synergistic Integration of Optical and Microwave Satellite Data for Crop Yield Estimation // Remote Sensing of Environment. - Volume 234, 2019
4. Rahimzadeganasl A, Alganci U, Goksel C. An Approach for the Pan Sharpening of Very High Resolution Satellite Images Using a CIELab Color Based Component Substitution Algorithm // Applied Sciences. - 9(23):5234, 2019. DOI: 10.3390/app9235234
5. Kahtan V.Yu., Hnatushenko V. V. A Wavelet and HSV Pansharpening Technology of High Resolution Satellite Images // Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security IntelITSIS 2020. - Khmelnytskyi, Ukraine, June 10-12, 2020. – P. 67-766.
6. Duran J., Buades A. Restoration of pansharpened images by conditional filtering in the PCA domain // IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. - 16 (3), 2019. – P. 442–446.

7. Alcaras E, Parente C. The Effectiveness of Pan-Sharpener Algorithms on Different Land Cover Types in GeoEye-1 Satellite Images // Journal of Imaging. - 9(5):93, 2023. DOI:10.3390/jimaging9050093.
8. Adesso P., Restaino R., Vivone G. An Improved Version of the Generalized Laplacian Pyramid Algorithm for Pansharpening // Remote Sensing. - 13(17):3386, 2021. DOI:10.3390/rs13173386.
9. Ghahremani M., Ghassemian H. A Compressed-Sensing-Based Pan-Sharpener Method for Spectral Distortion Reduction // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. - 54, 2016.- P. 2194 - 2206. 10.1109/TGRS.2015.2497309.
10. Huang W., Xiao L., Liu H., Wei Z., Tang S. A New Pan-Sharpener Method With Deep Neural Networks // IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. - 12, 2015. - P. 1037–1041.
11. Imani M. Texture feed based convolutional neural network for pansharpening // Neurocomputing. - 398, 2020. - P. 117–130.
12. Wei Y., Yuan Q., Shen H., Zhang L. Boosting the Accuracy of Multispectral Image Pansharpening by Learning a Deep Residual Network // IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. - 14, 2017. - P. 1795–1799.
13. Yang J., Fu X., Hu Y., Huang Y., Ding X., Paisley J. PanNet: A Deep Network Architecture for Pan-Sharpener // In Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). - Venice, Italy, 22–29 October 2017. - P. 1753–1761.
14. Li H., Jing L., Tang Y. Assessment of Pansharpening Methods Applied to WorldView-2 Imagery Fusion // Sensors. - 17(1):89. - 2017. DOI:10.3390/s17010089.
15. Kashtan V.Yu., Hnatushenko V.V. Doslidzhennia efektyvnosti metodiv zlyttia suputnykovykh znimkiv vysokoho prostorovoho rozrizznennia // Prykladni pytannia matematychnoho modeliuvannia. - Tom 3.- Kherson, 2020. - C.117-127.
16. Yang, F.; Yang, H.; Fu, J.; Lu, H.; Guo, B. Learning texture transformer network for image super-resolution // In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. . - 2020. - P. 5790–5799.

Received 03.01.2024.
Accepted 08.01.2024.

***Information technology of satellite imagery pre-processing using
convolutional neural network***

With urbanization and the growing interest in geographic information systems, precision mapping, and environmental monitoring, there is a need to improve methods of fusing high-resolution digital satellite images to obtain more detailed and informative data. Satellite images with high spatial resolution hold significant promise for addressing

a variety of issues. However their utility is frequently constrained by limited contrast dynamics and restricted spectral data. Pansharpening methods are effective means of increasing the spatial resolution of multichannel images using panchromatic ones. Although there are a significant number of proposed pansharpening algorithms, none can be universal for all types of sensors and demonstrate different results. The paper reviews the fusion methods of high spatial resolution satellite images and proposes an information technology for preprocessing digital satellite images using a convolutional neural network. It made it possible to effectively extract texture details and spatial dependencies for local and non-local information. The paper compares the results of the proposed technology with existing pan-sharpening methods, such as Gram-Shmidt, HSV, Wav+HSV, ATWT, AWLP, BDSD, Brovey, and HPF. The results of testing conducted on eight-channel images acquired by the WorldView-2 satellite confirm that the proposed technology ($ERGAS=0.32$, $RMSE=0.28$, $SSIM=0.71$, $PSNR=37.60$) allows for achieving high spectral and spatial quality of multichannel images and outperforms existing methods.

Каштан Віта Юріївна - к.т.н., доцент, доцентка кафедри інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії Національного технічного університету «Дніпровська політехніка» (м. Дніпро).

Шевцова Ольга Сергіївна - аспірантка кафедри програмного забезпечення комп'ютерних систем Національного технічного університету «Дніпровська політехніка» (м. Дніпро).

Kashtan Vita - Candidate of Technical Science, Associate Professor, Associate Professor of Department of Information Technology and Computer Engineering,, Dnipro University of Technology, Dnipro, Ukraine.

Shevtsova Olha - postgraduate of Department of Computer Systems Software,, Dnipro University of Technology, Dnipro, Ukraine.