

Новак Д.С.

Київський національний університет технологій та дизайну

Мошенський А.О.

Таврійський національний університет імені В.І. Вернадського

Гуйда О.Г.

Таврійський національний університет імені В.І. Вернадського

Омецинська Н.В.

Таврійський національний університет імені В.І. Вернадського

Дроменко В.Б.

Таврійський національний університет імені В.І. Вернадського

РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ СЕГМЕНТАЦІЇ СУПУТНИКОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ СУЧАСНИХ ОПЕРАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Сегментація зображень – це потужний метод, який дозволяє ідентифікувати, відокремлювати різні об'єкти або області на зображенні та має широкий спектр застосувань. Оскільки сегментація зображень продовжує стрімко розвиватися, майбутні напрямки будуть зосереджені на підвищенні точності сегментації, інтеграції глибокого навчання з традиційними методами і дослідженні нових застосувань у різних галузях. Використання автоматичної сегментації для аналізу супутникових зображень є перспективним напрямком, який може зменшити ручне втручання і підвищити точність, а інтеграція глибокого навчання з традиційними методами підвищить загальну продуктивність розробляемого програмного забезпечення.

Порівняно різні підходи до виконання семантичної сегментації зображень, досліджено специфіку супутникових знімків, порівняно різні архітектури та методи навчання нейронних мереж.

Робота присвячена розробці програмного забезпечення для аналізу супутникових зображень, які відіграють ключову роль у різних сферах, від екологічного моніторингу до міського планування. Для ефективного вилучення необхідної інформації з цих величезних наборів даних було використано методи сегментації зображень. Розроблено програмне забезпечення з графічним інтерфейсом, проведено практичні дослідження роботи реалізованої системи, яка в подальшому може бути використана для класифікації ґрунтового покриву, моніторингу стихійних лих і планування розвитку інфраструктури міст.

Розповсюдження розробленого програмного забезпечення серед наукового співтовариства та відповідних галузей є ключовим аспектом цієї роботи. Робота окреслює потенційні шляхи для майбутніх вдосконалень у сфері сегментації супутникових зображень. Планується інтеграція вдосконалених алгоритмів у зручний для користувача пакет програмного забезпечення та розширення функціональних можливостей для дослідників і практиків, а також у ефективній обробці значущої інформації із супутникових зображень, що зрештою сприятиме прогресу в дистанційному зондуванні та геопросторовому аналізі.

***Ключові слова** сегментація зображень, супутникові знімки, програмне забезпечення, обробка даних, семантична сегментація.*

Постановка проблеми. У сучасному світі аналіз супутникових зображень став невід'ємною частиною багатьох галузей людської діяльності – від міського планування до екологічного моніторингу.

Проте існуючі методи обробки таких зображень часто стикаються з проблемами недостатньої точності та високої вартості отримання якісних знімків. Особливо гостро стоїть питання автоматизації

процесу аналізу великих масивів супутникових даних [1–3].

Актуальність дослідження зумовлена зростаючою потребою у точних та деталізованих картографічних даних. Оскільки кожна людина хоча б раз під час використання супутникових зображень стикалася з проблемою недостатньої їх точності. Створення нових супутникових зображень є дуже дорогим процесом і не завжди вдається зробити його стабільним. Нанесення відсутніх фрагментів зображень за допомогою різних літальних апаратів вимагає трудомісткого процесу створення та постобробки. На даний момент використання супутникових зображень розширюється і потреба в максимально детальних зображеннях зростає в багатьох сферах. Найпоширенішими серед усіх сфер є: будівництво, археологія, військова розвідка, міське планування та картографічні сервіси загального користування. Створення ефективних алгоритмів сегментації супутникових зображень є критично важливим для вирішення цих завдань [4–6].

Проблема набуває особливого значення в контексті розвитку технологій дистанційного зондування Землі та постійного збільшення обсягу доступних супутникових даних. Традиційні методи ручної обробки стають неефективними, що створює потребу в розробці автоматизованих систем аналізу на основі сучасних методів машинного навчання [7–10].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Аналіз останніх публікацій показує значний прогрес у галузі сегментації супутникових зображень. Представлено комплексний огляд методів оптимізації для сегментації супутникових зображень, визначено основні напрямки розвитку галузі та запропоновано метод нарощування областей для сегментації супутникових знімків, який став основою для багатьох сучасних підходів [11, 12].

Велику увагу приділено порівняльному аналізу різних архітектур згорткових нейронних мереж для сегментації супутникових зображень та неконтрольованому методу навчання штучних нейронних мереж для сегментації [13, 14].

Сучасні дослідження демонструють активний розвиток галузі, а саме: застосування метаевристичних методів оптимізації, емпіричний аналіз алгоритмів кластеризації для сегментації супутникових знімків та використання моделі Unet++ з MobileNetV2 для підвищення ефективності сегментації [15–17].

Незважаючи на розвиток галузі невирішеними залишаються питання, які пов'язані з оптимізацією архітектури нейронних мереж для специфіч-

них задач сегментації супутникових зображень, розробки ефективних методів аугментації даних для підвищення точності сегментації та створення комплексного програмного забезпечення, що поєднує різні методи сегментації.

Постановка завдання. Метою дослідження є розробка системи аналізу супутникових зображень методом семантичної сегментації зображень, а завданнями: аналіз існуючих алгоритмів семантичної сегментації; побудова та практична реалізація алгоритму аналізу супутникових зображень на основі семантичної сегментації; розробка та реалізація програмного забезпечення зі зручним графічним інтерфейсом; проведення практичних досліджень роботи розробленої системи та оцінка її ефективності.

Об'єктом дослідження є процес розробки програмного забезпечення для аналізу супутникових зображень.

Предмет дослідження – методи та засоби інформаційних та комп'ютерних технологій обробки та аналізу супутникових зображень.

В роботі використано методи статистичного аналізу, цифрової обробки зображень, комп'ютерного зору, машинного навчання, нейронних мереж, теоретичного аналізу джерел інформації.

Виклад основного матеріалу. На рисунку 1 показано сегментацію супутникових зображень, де початкові маски сегментації мають близькі до квадратних розмірів форми. Існує 2 способи аналізу об'єктів такого типу: виявлення та сегментація. Суть семантичної сегментації зводиться до класифікації кожного пікселя, а для виявлення необхідно виділити область, де знаходиться необхідний об'єкт (рис. 2).

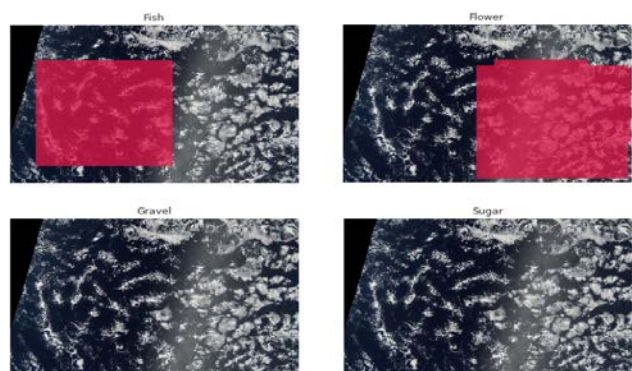


Рис. 1. Приклади сегментації для одного зображення

У цьому дослідженні обрано метод семантичної сегментації, оскільки нейромережіві архітектури, призначені для виявлення, навчаються в рази довше, а результат не завжди є задовільним.

Також на рисунках можна побачити чорні смуги, які пов'язані з особливістю зйомки супутникового зображення, причому на різних знімках ці смуги були в різних місцях або були відсутні.

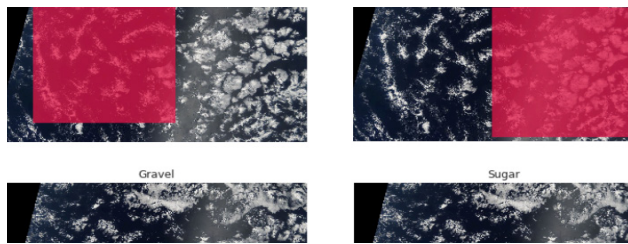


Рис. 2. Різниця між виявленням і семантичною сегментацією

Розроблена модифікація мережі U-Net, яка була протестована на задачі «Розуміння хмар за супутниковими зображеннями» [3, 17]. Дослідження полягало в аналізі супутникових зображень на основі семантичної сегментації. Набір даних складався з 5546 зображень у навчальному наборі та 3698 у тестовому наборі, на основі яких оцінювалася фінальна оцінка. Метрикою точності був коефіцієнт Дайса, який був узагальнений для всієї вибірки даних. В якості тестової мережі було використано U-Net, енкодером якої була мережа SE-ResNet50. Навчання проводилося для 50 періодів, початковий крок навчання становив 0,01. Якщо коефіцієнт Дайса не змінювався протягом 5 періодів, крок навчання зменшувався в 5 разів. Для боротьби з явищем перенавчання використовувалася аугментація – спотворення вхідного та вихідного зображення. Розробка модифікації мережі U-Net дозволила підвищити точність з 0,638 до 0,647.

Після закінчення навчання моделі, ми не були впевнені, що модель буде мати бажану точність і дисперсію в реальних умовах. Для цього нам потрібно протестувати нашу модель. Щоб оцінити ефективність будь-якої моделі машинного навчання, нам потрібно протестувати її на деяких невідомих датасетах. Виходячи з продуктивності моделей на невідомих датасетах, ми виявляємо, що наша модель є недооціненою, переоціненою або добре узагальненою. Перехресна перевірка – це одна з методик, яка використовується для тестування продуктивності моделей машинного навчання за процедурою повторної вибірки, яка використовується для оцінки моделі, коли ми маємо обмежену кількість даних (рис. 3).

Для боротьби з явищем перетренованості була використана аугментація, яка полягає в тому, що зображення і маска спотворюються однаковим чином. Можна виділити 2 типи спотворень: після яких можна відновити початкове зображення, а після

яких – ні. До першого типу можна віднести доповнення групи D4: повороти та відображення зображення відносно вертикальної та горизонтальної осей. Оскільки змінені зображення не були квадратними, то використовувалися лише відображення по вертикальній та горизонтальній осях (рис. 4).

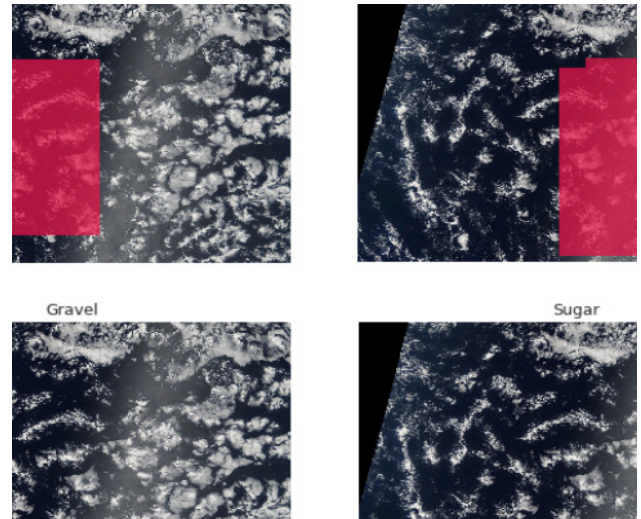


Рис. 3. Перехресна перевірка

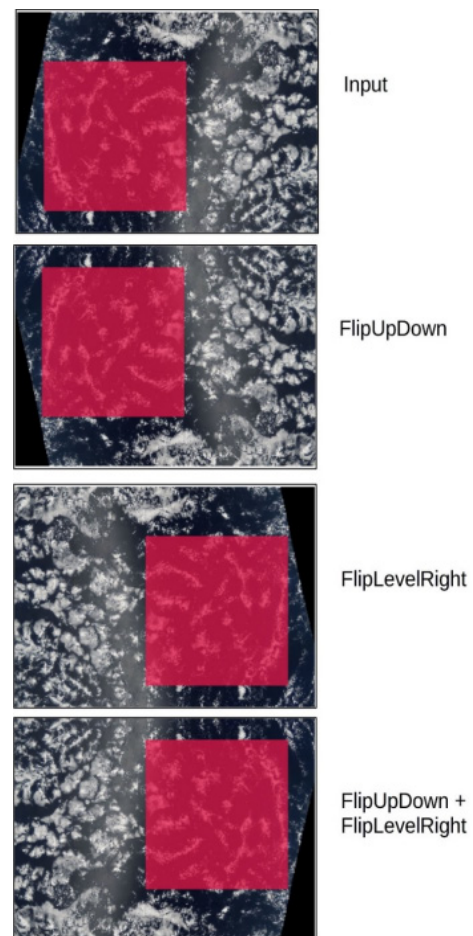


Рис. 4. Приклад аугментації відображення відносно вертикальної та горизонтальної осей

Інший тип аугментацій можна розділити на ті, що спотворюють вхідне зображення і маску, і ті, що спотворюють лише вхідне зображення. До першого типу належить поворот зображення на довільний кут у межах (-90; +90) та вирізання частини зображення (RandomCrop) (рис. 5).

Серед аугментацій, які спотворюють лише вхідне зображення, були JpegCompression з різною яскравістю, зміна контрасту та гама вхідного зображення (RandomContrast, RandomBrightness), випадкова перестановка кольорів, використання розмиття (GaussianBlur).

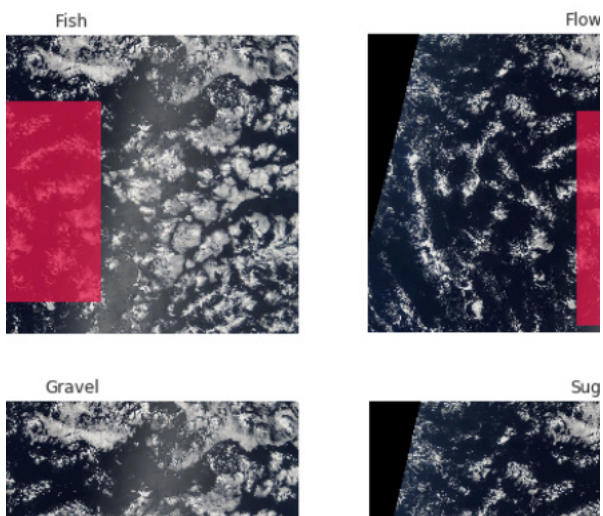


Рис. 5. Приклад аугментації за допомогою повороту та вирізання

До цього типу також можна віднести еластичну трансформацію (ElasticTransform), оптичне спотворення (OpticalDistortion), осьове спотворення (GridDistortion) (рис. 6).

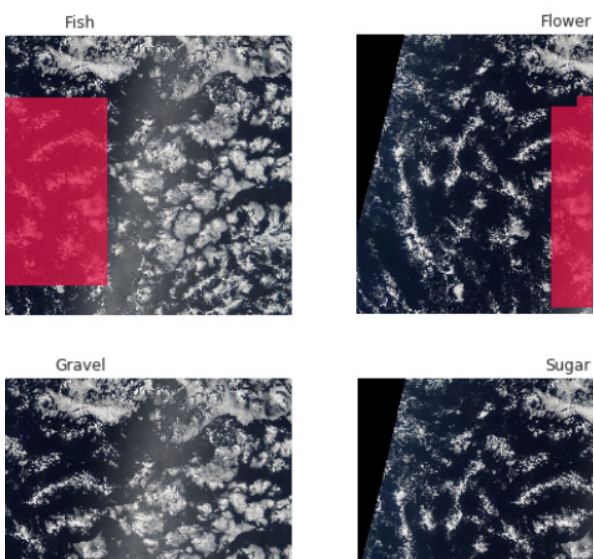


Рис. 6. Приклад аугментації зміною кольорів, яскравості та контрастності

Кожна з аугментацій застосовувалася незалежно від інших з певною ймовірністю (рис. 7).

Для підвищення точності кінцевого результату було використано аугментацію під час тесту (test time augmentation). На вхід нейромережі подається не тільки вихідне зображення, але й зображення після поворотів відносно вертикального та горизонтального віддзеркалень. До масок, отриманих на виході нейромережі, багаторазово застосовуються ті ж самі аугментації. В результаті отримуємо 4 зображення. Після підсумовування і знаходження середнього значення залишається тільки одне (рис. 8).

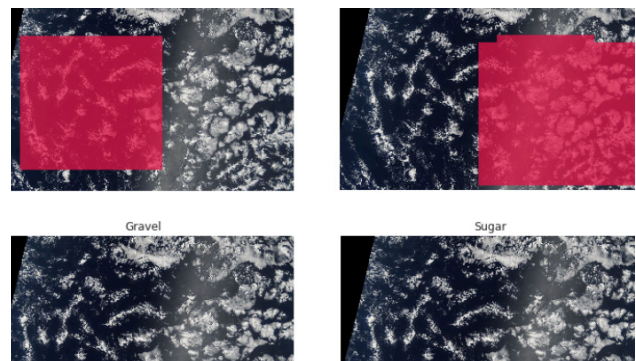


Рис. 7. Схема аугментації

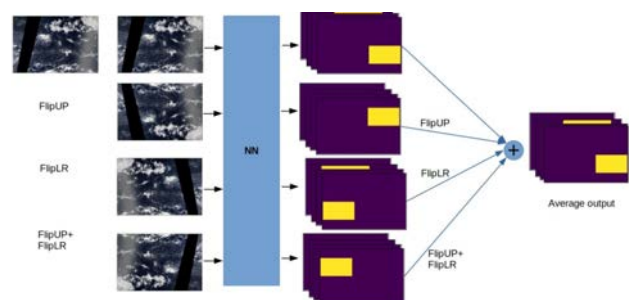


Рис. 8. Прогнозування з використанням аугментації під час тесту

Цей метод дозволяє підвищити точність нейронної мережі на локальній перехресній перевірці з 0,5690 до 0,5710 (на навчальній вибірці) і з 0,64928 до 0,6504 на тестовій вибірці (оцінка проводилася за допомогою платформи Kaggle).

Кінцевий результат базувався на мережах архітектури U-Net. Модель було реалізовано за допомогою бібліотеки Keras. Моделі були модифіковані під конкретну задачу. Всі моделі були навчені з використанням крос-валідації (на 5 згинах). В якості опорних мереж були обрані мережі різних архітектур, такі як ResNet-34, ResNet-50, ResNet-101, ResNext-50, DenseNet-56, SeResNet-34, SeResNet-50. Функція втрат була обрана експериментально, і було визначено, що

бінарна cross-entropy разом з focal-loss та dice-loss у пропорціях 0,25, 0,25 та 0,5 показують найкращі результати. Бінарна функція втрат cross-entropy показує, наскільки точно неймережа визначила клас конкретного пікселя (в нашому випадку або клас фону, або один з необхідних класів), focal-loss дозволяє акцентувати увагу неймережі до складних прикладів, функція dice-loss дозволяє оперувати не конкретними пікселями, а цілими областями.

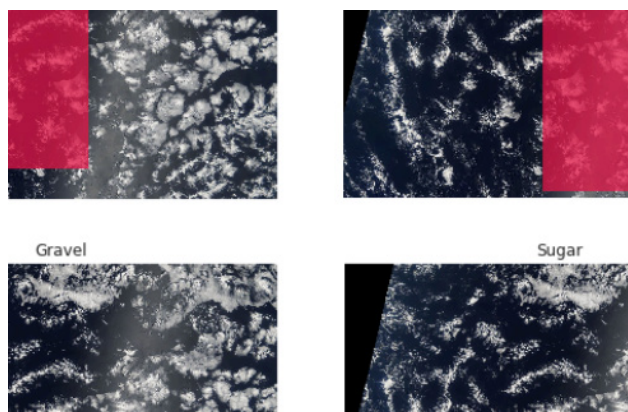


Рис. 9. Залежність функції втрат для однієї з моделей

Під час навчання точність перевірялася на валідаційній частині даних, якщо коефіцієнт Дайса не збільшувався протягом 5 періодів, коефіцієнт навчання зменшувався в 2 рази, а якщо не збільшувався протягом 10 періодів, навчання зупинялося. На рисунку 9 показано залежність функції втрат однієї з моделей, на рисунку 10 – коефіцієнт Дайса, а на рисунку 11 – коефіцієнт навчання.

Оскільки неймережа дає ймовірність, то для того, щоб звести цю ймовірність до 0 або 1, було використано пошук оптимального порогу. Було визначено, що з ймовірністю $> 0,5$ піксель вважатиметься екземпляром певного класу, з меншою – фоном. Проведені дослідження показали підвищення точності сегментації з 0,638 до 0,647 після модифікації архітектури та покращення результатів при використанні аугментації під час тестування.

Висновки. Порівняно різні підходи до виконання семантичної сегментації зображень, досліджено специфіку супутникових зображень, порівняно різні архітектури та методи навчання нейронних мереж. Розроблено ефективну систему

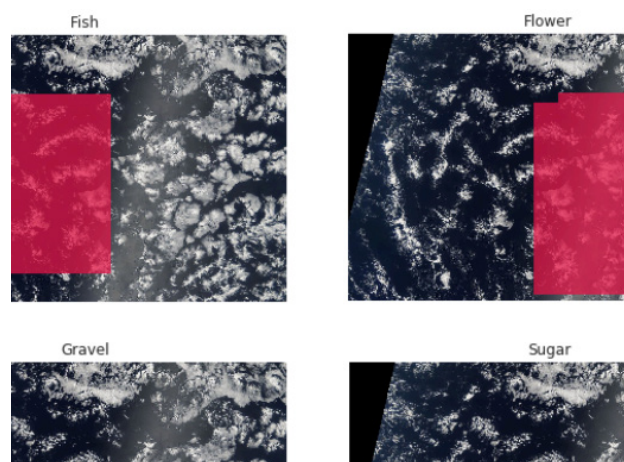


Рис. 10. Залежність коефіцієнта Дайса для однієї з моделей

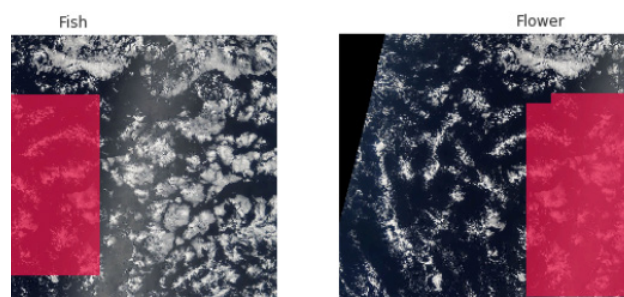


Рис. 11. Залежність коефіцієнт навчання для однієї з моделей

сегментації супутникових зображень на основі модифікованої архітектури U-Net, що дозволила підвищити точність сегментації на 1,4 % порівняно з базовою архітектурою. Запропонована модифікація включає оптимізовану структуру енкодера на базі SE-ResNet50 та удосконалений механізм пропускних з'єднань, що забезпечує краще збереження просторової інформації при обробці зображень. Результати розробки демонструють високу ефективність використання сучасних методів сегментації зображень для задач аналізу супутникових даних. Використання автоматизованих підходів значно спрощує аналіз великих обсягів інформації, забезпечуючи точність і оперативність. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на покращення алгоритмів обробки, зокрема врахування часових рядів і мультиспектральних даних.

Список літератури:

1. Pandey, B.N. and Rana, A., 2018, December. A literature survey of optimization techniques for satellite image segmentation. In 2018 International conference on advanced computation and telecommunication (ICACAT) (pp. 1-5). IEEE.

2. Bins, L.S.A., Fonseca, L.G., Erthal, G.J. and Li, F.M., 1996. Satellite imagery segmentation: a region growing approach. *Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, 8(1996), pp.677-680.
3. Khryashchev, V., Ivanovsky, L., Pavlov, V., Ostrovskaya, A. and Rubtsov, A., 2018, November. Comparison of different convolutional neural network architectures for satellite image segmentation. In 2018 23rd conference of open innovations association (FRUCT) (pp. 172-179). IEEE.
4. Awad, M., 2010. An Unsupervised Artificial Neural Network Method for Satellite Image Segmentation. *Int. Arab J. Inf. Technol.*, 7(2), pp.199-205.
5. Adegun, A.A., Akande, N., Ogundokun, R. and Asani, E., 2018. Image segmentation and classification of large scale satellite imagery for land use: a review of the state of the arts. *Int. J. Civ. Eng. Technol*, 9(11), pp.1534-1541.
6. Bandikolla, L. and Md Khairuzzaman, A.K., 2024, January. A Review on Satellite Image Segmentation Using Metaheuristic Optimization Techniques. In *International Conference on Advances in Distributed Computing and Machine Learning* (pp. 41-52). Singapore: Springer Nature Singapore.
7. Vignesh, U. and Ratnakumar, R., 2024. An Empirical Review on Clustering Algorithms for Image Segmentation of Satellite Images. *AI and Blockchain Optimization Techniques in Aerospace Engineering*, pp.33-52.
8. Lokula, B., Tirumuri, R. and LV, N.P., 2024. Satellite image segmentation using Unet++ and MobileNetV2 deep learning model.
9. Tarry, J., Dong, X., Li, X., Qian, L., Chance, L. and Morrone, P., 2024, February. Unsupervised Ensemble Semantic Segmentation for Foreground-Background Separation on Satellite Image. In *2024 IEEE 18th International Conference on Semantic Computing (ICSC)* (pp. 212-217). IEEE.
10. Borkar, S., Chidrawar, K., Naik, S., Turuk, M.P. and Vaijapurkar, V.B., 2023, December. Latest Trends on Satellite Image Segmentation. In *International Conference on Communication and Intelligent Systems* (pp. 141-155). Singapore: Springer Nature Singapore.
11. N. Pandey, A. K. Shrivastava, A. Rana, A Literature Survey of Optimization Techniques for Satellite Image Segmentation, in *International Conference on Advanced Computation and Telecommunication, ICACAT 2018* (2018).
12. Bins, L. S. A., Fonseca, L. G., Erthal, G. J., & Li, F. M., 1996. Satellite imagery segmentation: a region growing approach. *Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, 8(1996), 677-680.
13. Khryashchev, V., Pavlov, V., Priorov, A., & Kazina, E., 2018. Convolutional neural network for satellite imagery. In *Conference of Open Innovations Association, FRUCT* (No. 22, pp. 344-347). FRUCT Oy.
14. Awad, M., 2010. Segmentation of satellite images using Self-Organizing Maps. In *Self-organizing maps. IntechOpen*.
15. Bandikolla, L., & Md Khairuzzaman, A. K., 2024. A Review on Satellite Image Segmentation Using Metaheuristic Optimization Techniques. In *International Conference on Advances in Distributed Computing and Machine Learning* (pp. 41-52). Singapore: Springer Nature Singapore.
16. Vignesh, U., & Ratnakumar, R., 2024. An Empirical Review on Clustering Algorithms for Image Segmentation of Satellite Images. *AI and Blockchain Optimization Techniques in Aerospace Engineering*, 33-52.
17. Babitha Lokula, Ramakrishna Tirumuri, Narasimha Prasad L V et al. Satellite image segmentation using Unet++ and MobileNetV2 deep learning model, 2024, PREPRINT (Version 1) <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-4144393/v1>

Novak D.S., Moshenskyi A.O., Guida O.H., Ometsynska N.V., Dromenko V.B. SATELLITE IMAGE SEGMENTATION SOFTWARE DEVELOPMENT

Image segmentation is a powerful method for identifying and separating different objects or areas in an image and has a wide range of applications. As image segmentation evolves rapidly, future directions will focus on improving segmentation accuracy, integrating deep learning with traditional methods, and exploring new applications in various industries. Using automatic segmentation for satellite image analysis is a promising direction that can reduce manual intervention and improve accuracy. Integrating deep learning with traditional methods will increase the overall performance of the software being developed.

Different approaches to performing semantic image segmentation are compared, the specifics of satellite imagery are studied, and different architectures and methods for training neural networks are compared.

The work is dedicated to developing software for analyzing satellite images, which play a key role in various fields, from environmental monitoring to urban planning. Image segmentation techniques have efficiently extracted the necessary information from these vast datasets. Software with a graphical interface was developed, and practical studies of the implemented system were carried out, which can be used in the future for land cover classification, natural disaster monitoring, and urban infrastructure development planning.

Dissemination of the developed software to the scientific community and relevant industries is a key aspect of this work. The thesis outlines potential avenues for future improvements in satellite image segmentation. It is planned to integrate the improved algorithms into a user-friendly software package and to expand the functionality for researchers and practitioners, as well as in the efficient processing of meaningful information from satellite images, which will ultimately contribute to the advancement of remote sensing and geospatial analysis.

Key words: *image segmentation, satellite images, software, data processing, semantic segmentation.*