

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

магістр

(назва освітнього ступеня)

на тему: Сегментація земної поверхні на основі мультиспектральних даних
з використанням штучного інтелекту

Виконав(ла): студент(ка) 2 курсу, групи РАМ-61
спеціальності 172 Електронні комунікації та

радіотехніка

(шифр і назва спеціальності)

Гупало А.С.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Керівник

Паляниця Ю.Б.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Нормоконтроль

Хвостівська Л.В.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Завідувач кафедри

Дунець В.Л.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Рецензент

Дедів Л.Є

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії
(повна назва факультету)

Кафедра радіотехнічних систем
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри
Дунець В.Л.
(підпис) (прізвище та ініціали)
«29» листопада 2024 р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

на здобуття освітнього ступеня магістр
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 172 Електронні комунікації та радіотехніка
(шифр і назва спеціальності)

студенту Гупалу Андрію Стефановичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Сегментація земної поверхні на основі мультиспектральних даних з використанням штучного інтелекту

Керівник роботи Паляниця Юрій Богданович, к.т.н., доц.
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від « 29 » листопада 2024 року № 4/7-1145

2. Термін подання студентом завершеної роботи 26 грудня 2024р.

3. Вихідні дані до роботи Об'єкт дослідження. Метод сегментації рослинного покриву на мультиспектральних зображеннях. Предмет дослідження. Глибока згорткова сегментаційна нейромережа.

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)

1. Аналітична частина

2. Основна частина

3. Науково-дослідна частина

4. Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень, слайдів)

1. Актуальність теми

2. Стан проблеми визначення рослинного покриву земної поверхні

3. Розвиток і аналіз технології сегментації даних геозондування

4. Принцип роботи і аналіз технології сегментації мультиспектральних зображень

5. Наукова новизна

6. Загальні висновки

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях	Зелінський І.М., доц. каф. ПВ		
	Окіпний І.Б., зав. каф. МТ		

7. Дата видачі завдання 29 листопада 2024 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1.	Ознайомлення з завданням до кваліфікаційної роботи	29.11.2024	Виконано
2.	Підбір джерел по темі кваліфікаційної роботи	29.11.2024 – 01.12.2024	Виконано
3.	Переклад та опрацювання джерел по темі кваліфікаційної роботи	01.12.2024 – 03.12.2024	Виконано
4.	Виконання дослідження по темі кваліфікаційної роботи	03.12.2024 – 05.12.2024	Виконано
5.	Оформлення розділу «Аналітична частина»	05.12.2024 – 07.12.2024	Виконано
6.	Оформлення розділу «Основна частина»	07.12.2024 – 09.12.2024	Виконано
7.	Оформлення розділу «Науково-дослідна частина»	09.12.2024 – 11.12.2024	Виконано
8.	Оформлення розділу «Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях»	11.12.2024	Виконано
9.	Підготовка графічного матеріалу	11.12.2024 – 12.12.2024	Виконано
10.	Оформлення кваліфікаційної роботи	11.12.2024 – 12.12.2024	Виконано
11.	Нормоконтроль	12.12.2024	Виконано
12.	Перевірка на плагіат	12.12.2024	Виконано
13.	Попередній захист кваліфікаційної роботи	12.12.2024	Виконано
14.	Захист кваліфікаційної роботи	26.12.2024	Виконано

Студент

(підпис)

Гупало А.С.

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

Паляниця Ю.Б.

(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Сегментація земної поверхні на основі мультиспектральних даних з використанням штучного інтелекту // Кваліфікаційна робота освітнього рівня «Магістр» // Гупало Андрій Стефанович // Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії, кафедра радіотехнічних систем, група РАм-61 // Тернопіль, 2024 // С. , рис. – , табл. – , додат. – , бібліогр. – .

Ключові слова: ДИСТАНЦІЙНЕ ЗОНДУВАННЯ, РОСЛИННИЙ ПОКРИВ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, СЕМАНТИЧНА СЕГМЕНТАЦІЯ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА.

Кваліфікаційна робота присвячена дослідженню сучасних методів дистанційного зондування для моніторингу рослинного покриву та управління природними ресурсами.

Перший розділ розглядає взаємодію електромагнітного випромінювання з матеріалами та математичні моделі, які описують процеси розсіювання та поглинання, залежно від фізичних характеристик об'єктів.

Другий розділ зосереджений на описі індексів рослинного покриву за допомогою вегетаційних індексів, таких як NDVI та EVI, для оцінки стану рослинності та виявлення стресових станів, враховуючи вплив вологості ґрунту на ріст рослин. Також використання сучасних математичних засобів, таких як глибокі згорткові нейронні мережі (DCNN), покращує семантичну сегментацію зображень.

У третьому розділі детально розглядається застосування штучного інтелекту в гео зондуванні за допомогою нейронних мереж, таких як нейромережа для сегментації зображень, для аналізу складних просторових структур. Експериментальні дослідження показують високу точність сегментації рослинного покриву, що важливо для моніторингу стану рослинності в Україні та вирішення екологічних питань. Інтеграція методів дистанційного зондування та штучного інтелекту відкриває нові можливості для моніторингу рослинності та адаптивного управління природними

ресурсами в умовах глобальних кліматичних змін, сприяючи сталому розвитку агропромислового комплексу України та охороні навколишнього середовища.

У четвертому розділі висвітлено заходи з охорони праці та безпеки при виконанні георозвідувальних робіт. Описано вимоги до персоналу, техніки безпеки, порядок дій у разі аварійних ситуацій, особливості роботи в складних умовах, а також надано рекомендації для ефективного використання обладнання. Підкреслено важливість спеціальної підготовки працівників, контролю технічного стану обладнання та дотримання законодавчих норм, що є критичними для безпечної та продуктивної діяльності.

ANNOTATION

Segmentation of Earth's Surface Based on Multispectral Data Using Artificial Intelligence // Qualification work of the educational level «Master» // Hupalo Andriy Stefanovych // Ternopil Ivan Puluj National Technical University, Faculty of Applied Information Technologies and Electrical Engineering, Telecommunications and Radio Engineering, group RAM-61 // Ternopil, 2024 // p. , fig. – , tabl. – , annexes. – , references – .

Keywords: REMOTE SENSING, VEGETATION COVER, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, SEMANTIC SEGMENTATION, NEURAL NETWORK.

The qualification work is dedicated to the study of modern methods of remote sensing and their application for monitoring vegetation cover and managing natural resources. The first chapter delves into the theoretical foundations of remote sensing, including the fundamental principles of interaction between electromagnetic radiation and materials, as well as the mathematical models that describe these processes. These foundations are crucial for developing accurate methods of data processing, which are essential for various fields, from agriculture to ecological monitoring.

The second chapter focuses on identifying vegetation cover based on remote sensing data. The use of vegetation indices, such as NDVI and EVI, allows for accurate assessment of vegetation health and the detection of stress conditions, taking into account the impact of soil moisture on plant growth. Additionally, modern mathematical tools, such as deep convolutional neural networks (DCNNs) and fuzzy clustering algorithms, offer new opportunities for semantic segmentation of multispectral images, enabling automatic identification and classification of different types of vegetation with high accuracy.

The third chapter thoroughly examines the application of artificial intelligence in remote sensing. The use of neural networks, such as the Segmentation Network, allows for efficient processing and analysis of complex spatial structures at various scales.

Experimental studies have shown that these methods can achieve high accuracy in segmenting vegetation cover, which is crucial for monitoring vegetation health in Ukraine and addressing ecological issues.

In the fourth chapter, safety measures and emergency procedures during the execution of geodetic work are highlighted. The requirements for personnel, technical safety, the sequence of actions in emergency situations, and the specifics of work in complex conditions are discussed. Emphasis is placed on the importance of special training for workers, monitoring the technical condition of equipment, and adhering to regulatory standards, which are crucial for safe and productive activities.

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ

AI - Штучний інтелект.

CE - Cross-Entropy функція.

CNN - Згорткові нейронні мереж.

Copernicus - Програма Європейського космічного агентства.

DCNN - Глибокі згорткові нейронні мережі.

Dice - Dice коефіцієнт використовується для оцінки якості сегментації.

DKAU - Державне космічне агентство України.

ЕМ - Алгоритм максимізації очікування ітеративно оцінює параметри моделі та приховані змінні.

EVI - Удосконалений вегетаційний.

FCM - Fuzzy C-means алгоритм використовує теорію нечітких множин для моделювання реальних процесів з невизначеними границями між класами.

FCT - Портал відстеження вуглецю в лісах.

GIS - Геоінформаційні системи.

Global Accuracy - Глобальна точність.

Global Forest Watch - Платформа для моніторингу лісів у всьому світі.

GMM - Моделі гауссових.

Hamlin Beach State Park - Набір даних для семантичної сегментації.

HMRF - Hidden Markov Random Field моделює просторові залежності у задачах аналізу та обробки мультиспектральних даних.

IoT - Інтернет речей.

IoU - Intersection over Union метрика.

KNN - Метод найближчих сусідів для класифікації даних.

kPCA - Kernel PCA враховує нелінійні залежності шляхом неявного відображення даних у простір більш високої розмірності.

LAI - Індекс листкової поверхні.

LSTM - Long Short-Term Memory мережі.

Mean Accuracy - Середня точність.

Mean BF Score - Середній BF Score середнє значення F1-оцінки.

Mean IoU - Середнє перетину.

ML - Сучасні алгоритми машинного.

MLP - Багатошаровий перцептрон.

MSNet - Архітектура глибоких згорткових нейронних мереж.

NASA Earthdata - Платформа даних, зібраних супутниками та наземними станціями.

NDVI - Нормалізований диференційний індекс рослинності.

NKAU - Національний космічний агентство України.

PCA - Principal Component Analysis зменшує розмірність даних.

R-CNN - Регіональні згорткові нейронні мережі.

RF - Випадковий ліс, який використовується для класифікації даних.

RNN - Рекурентні нейронні.

SAVI - Індекс сойлового вегетаційного.

SuperAgronom - Ресурс про рослинні ресурси України.

SVM - Метод опорних векторів класифікації даних.

UNEP-WCMC - Всесвітній центр моніторингу охорони природи ООН.

Weighted IoU - Зважене перетин над об'єднанням враховує вагу кожного класу в загальній кількості пікселів.

III - Штучний інтелект.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	11
РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА	13
1.1. Теоретичні основи зондування земної поверхні.....	13
1.2. Огляд ресурсів з відкритим доступом до даних геомоніторингу	14
1.3. Висновок до першого розділу	23
РОЗДІЛ 2. ОСНОВНА ЧАСТИНА	24
2.1. Визначення рослинного покриву на основі даних геозондування	24
2.2. Електромагнітний спектр та рослинність	24
2.3. Вегетаційні індекси	26
2.4. Нормалізований диференційний індекс рослинності (NDVI)	28
2.5. Вологість ґрунту та NDVI	29
2.6. Фундаментальні математичні принципи зондування земної поверхні	30
2.7. Теорія альbedo	38
2.8. Архітектура Deep Convolutional Neural Networks	41
2.9. Підхід Fuzzy Clustering Algorithms	42
2.10. Підхід Feature Extraction and Dimensionality Reduction	45
2.11. Підхід Hidden Markov Random Field	47
2.12. Висновок до другого розділу	49
РОЗДІЛ 3. НАУКОВО-ДОСЛІДНА ЧАСТИНА.....	51
3.1. Застосування штучного інтелекту в геозондуванні.....	51
3.2. Архітектура Segmentation Network.....	52
3.3. Семантична сегментація мультиспектральних зображень	53
3.4. Висновок до третього розділу.....	59
РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ	61
4.1. Вимоги забезпечення охорони праці та техніки безпеки при виконанні робіт з геозондування.....	61

4.2.	Забезпечення моніторингу лісових пожеж.....	62
4.3.	Висновок до четвертого розділу.....	64
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ		66
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ		67
ДОДАТОК А.....		73

ВСТУП

Актуальність теми. Дослідження семантичної сегментації мультиспектральних зображень георозвідки є надзвичайно актуальним у сучасному світі, оскільки воно дозволяє отримувати точну і детальну інформацію про стан земної поверхні, що є критичним для моніторингу кліматичних змін, управління природними ресурсами і оцінки впливу людської діяльності на навколишнє середовище.

Мета і задачі дослідження. Метою даної кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр» є обґрунтування та розробка методу сегментації земної поверхні на основі мультиспектральних даних з використанням штучного інтелекту на основі даних георозвідки із застосуванням глибокої згорткової нейронної мережі для аналізу рослинного покриву. Для досягнення поставленої мети потрібно виконати ряд завдань, зокрема:

- Вивчити та проаналізувати існуючі методи аналізу даних георозвідки, зокрема на основі штучного інтелекту.
- Дослідити можливості глибоких згорткових нейронних мереж для аналізу рослинного покриву.
- Розробити систему сегментації земної поверхні із використанням алгоритмів штучного інтелекту.
- Провести експериментальне тестування розробленого методу для сегментації мультиспектральних зображень.
- Оцінити точність сегментації рослинного покриву на мультиспектральних зображеннях з використання розробленого методу.

Об'єкт дослідження. Метод сегментації рослинного покриву на мультиспектральних зображеннях.

Предмет дослідження. Глибока згорткова сегментаційна нейромережа.

Методи дослідження. В роботі використовуються методи сегментації рослинного покриву на мультиспектральних зображеннях, а також методи

предобробки та постобробки зображень. Застосовуються засоби штучного інтелекту для оцінювання рослинного покриву земної поверхні.

Практичне значення одержаних результатів. Розроблений метод семантичної сегментації мультиспектральних зображень за допомогою глибоких згорткових нейронних мереж демонструє значну наукову новизну та практичне значення. Цей метод може бути використаний для автоматизованого моніторингу стану рослинного покриву, виявлення змін у екосистемах та прогнозування врожайності сільськогосподарських культур. Метод дозволяє на основі аналізу мультиспектральних даних геозондування високої роздільної здатності отримувати точні та деталізовані результати сегментації, що є ефективним рішенням для задач управління природними ресурсами та екологічного моніторингу.

Наукова новизна отриманих результатів. Наукова новизна роботи полягає у застосуванні сучасних методів штучного інтелекту та нейронних мереж для аналізу мультиспектральних зображень, отриманих за допомогою систем георозвідки. Це дозволяє значно підвищити точність сегментації та класифікації рослинного покриву, що є критично важливим для моніторингу стану рослинності та прийняття обґрунтованих рішень у сфері управління природними ресурсами.

Публікації. Викладені в роботі результати доповідалися та обговорювалися на XIII міжнародній науково-технічній конференції молодих учених та студентів «Актуальні задачі сучасних технологій» (м. Тернопіль, 11-12 грудня 2024 року).

РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА

1.1. Теоретичні основи зондування земної поверхні

Зондування земної поверхні — це складний процес дистанційного вивчення характеристик Землі, який використовує електромагнітні хвилі різної частоти та довжини. Взаємодія електромагнітного випромінювання з речовиною описується рівняннями Максвелла та інтегро-диференціальними рівняннями переносу випромінювання [1].

Сучасна теорія розрізняє пасивні та активні методи спостереження. Пасивні системи, такі як мультиспектральні сканери та радіометри, реєструють природне електромагнітне випромінювання. Активні системи, такі як радари із синтезованою апертурою (SAR) [2] та лідарні системи, генерують власні сигнали та аналізують їх відбиття [3].

Спектральний аналіз даних базується на квантовій механіці та оптиці, використовуючи спектральні коефіцієнти відбиття та випромінювання. Сучасні супутникові системи забезпечують багатовимірні дані з високою роздільною здатністю, що вимагає методів машинного навчання та штучного інтелекту для обробки.

Інтерферометричні методи дозволяють отримувати інформацію про рельєф місцевості з міліметровою точністю. Результати зондування застосовуються у моніторингу змін клімату, сільському господарстві, міському плануванні та інших галузях [4].

Сучасні тенденції включають інтеграцію даних зондування з іншими джерелами інформації [5-8] та використання методів штучного інтелекту для автоматизованого аналізу даних. Обробка даних вимагає розв'язання складних обернених задач та атмосферної корекції.

Практичне застосування методів дистанційного зондування охоплює глобальний моніторинг кліматичних змін, прецизійне землеробство, моніторинг

лісових екосистем та океанографію. Розвиток методів обробки та аналізу даних відкриває нові можливості для вивчення та моніторингу нашої планети.

1.2. Огляд ресурсів з відкритим доступом до даних геомоніторингу

Геомоніторинг – це систематичне спостереження за геологічними, геофізичними та екологічними змінами в природному середовищі. Цей процес є важливим для вивчення природних явищ, таких як землетруси, зсуви, ерозія, а також для моніторингу впливу людської діяльності на навколишнє середовище.

1.2.1. Історія розвитку геомоніторингу

Геомоніторинг, як наукова дисципліна, має глибокі історичні корені [9]. У античності філософи, такі як Арістотель і Платон, спостерігали за природними явищами, але ці спостереження були якісними і не мали наукової основи. У XVIII столітті геологія стала окремою наукою завдяки роботам Джеймса Гаттона і Чарльза Лайеля, які розробили концепцію стратиграфії та принципи геологічного часу.

XX століття стало переломним моментом у розвитку геомоніторингу. Після Другої світової війни зростання населення та урбанізація вимагали детального моніторингу природних ресурсів. У 1960-х роках почали використовувати аерофотозйомку, а в 1970-х роках розвиток дистанційного зондування забезпечив глобальний моніторинг завдяки супутникам, таким як програма Landsat.

На початку XXI століття геомоніторинг отримав новий імпульс завдяки інформаційним технологіям та геоінформаційним системам (ГІС), які дозволили інтегрувати дані з різних джерел і створювати комплексні моделі. Розвиток відкритих даних сприяв співпраці між науковцями та практиками з різних країн.

Сьогодні геомоніторинг є міждисциплінарною галуззю, що об'єднує знання з геології, екології, метеорології та інформаційних технологій. Сучасні методи аналізу даних, такі як машинне навчання та штучний інтелект, відкривають нові можливості для прогнозування природних катастроф і оцінки ризиків.

Історія геомоніторингу відображає еволюцію науки і технологій у відповідь на виклики сучасності, від перших спостережень до складних систем моніторингу сьогодні. У майбутньому можна очікувати подальшого вдосконалення методів моніторингу та аналізу даних для кращого розуміння природних процесів і їх впливу на людське життя.

1.2.2. Основні ресурси з відкритим доступом до даних геомоніторингу

У світі існує безліч ресурсів з відкритим доступом до даних геомоніторингу [10].

Ініціатива NASA Earthdata. Однією з найзначущих ініціатив у цій сфері є NASA Earthdata, яка забезпечує вільний доступ до величезних обсягів даних, зібраних супутниками та наземними станціями. Ця програма допомагає науковцям, дослідникам і практикам аналізувати зміни, моніторити клімат та вивчати природні явища. Earthdata Search, система пошуку даних, охоплює понад 119 петабайтів даних і інтегрує інформацію з різних міжнародних організацій, таких як NOAA, ESA та JAXA. NASA Earthdata Cloud зберігає дані в хмарному середовищі, полегшуючи доступ через Amazon Web Services. Програма також пропонує інструменти для інтерактивного перегляду супутникових зображень і аналізу даних дистанційного зондування.

European Space Agency (ESA) Copernicus. Європейська космічна програма Copernicus, реалізована Європейським космічним агентством (ESA), надає всебічну та своєчасну інформацію для моніторингу та управління навколишнім середовищем. Програма включає супутники Sentinel, які збирають дані для різних застосувань, таких як моніторинг землі, океанів, атмосфери та кліматичних змін. Copernicus інтегрує дані з різних джерел, забезпечуючи відкритий доступ до інформації, що сприяє інноваціям та економічному розвитку.

Global Monitoring for Environment and Security (GMES). Глобальний моніторинг навколишнього середовища та безпеки, тепер відомий як Програма Коперника, є амбіційною ініціативою, спрямованою на надання своєчасної та точної інформації

для управління навколишнім середовищем та забезпечення цивільної безпеки. Програма включає супутникові місії Sentinel, які збирають дані для різних застосувань, таких як моніторинг земель, океанів та атмосфери. GMES сприяє міжнародній співпраці та відкритому доступу до даних, що допомагає у вирішенні глобальних екологічних викликів.

US Geological Survey (USGS). Геологічна служба США (USGS) є важливою науковою організацією, яка здійснює моніторинг природних ресурсів та небезпек. USGS проводить дослідження впливу зміни клімату на екосистеми, моніторить сейсмічну активність та забруднення водних ресурсів. Агентство також співпрацює з іншими організаціями для підвищення стійкості до природних небезпек та забезпечення національної безпеки.

OpenStreetMap (OSM). OpenStreetMap (OSM) є відкритим джерелом географічних даних, яке дозволяє користувачам вносити та редагувати інформацію про навколишнє середовище. OSM інтегрується з іншими платформами для створення комплексних карт забруднення та ризиків для здоров'я населення. В Україні OSM використовується для моніторингу якості повітря та води, а також для контролю за небезпечними відходами.

1.2.3. Огляд ресурсів для вивчення рослинного покриву в Україні

Рослинні ресурси України є важливим елементом природного середовища, економіки та соціального розвитку країни. Вони виконують численні екологічні, економічні та соціальні функції, зокрема, забезпечують біорізноманіття, регулюють кліматичні умови, захищають ґрунти від ерозії та слугують джерелом деревини і інших лісових продуктів. У цьому контексті моніторинг рослинності в Україні стає ключовим аспектом для оцінки стану лісів і їхнього потенціалу [11].

Згідно з даними ресурсу supragronom.com, загальна площа лісового фонду України становить приблизно 10,4 млн гектарів, з яких близько 9,6 млн гектарів вкрито лісовою рослинністю. Лісистість території країни становить 15,9%, що є значно нижчим показником у порівнянні з розвиненими країнами Європи. Основними

деревними породами є сосна (33%), дуб (24%), ялина (8%) та бук (7%). Ліси України формуються більше ніж 30 видами деревних порід, що забезпечує їхнє біологічне різноманіття і стійкість до різних екологічних чинників.

Ліси в Україні розміщені нерівномірно. Найбільша частка лісів знаходиться в Карпатах (до 40,5% від загальної площі), тоді як у Степовій зоні цей показник складає лише 3,8%. Лісовий фонд України включає як державні, так і приватні ліси, причому більшість з них є державними.

Ліси виконують безліч екологічних функцій. Вони сприяють очищенню повітря, зменшують негативний вплив природних катастроф, захищають водні ресурси та підтримують біорізноманіття. Ліси також мають важливе значення для регулювання водного балансу: вони сприяють утриманню вологи в ґрунті та запобігають підтопленню.

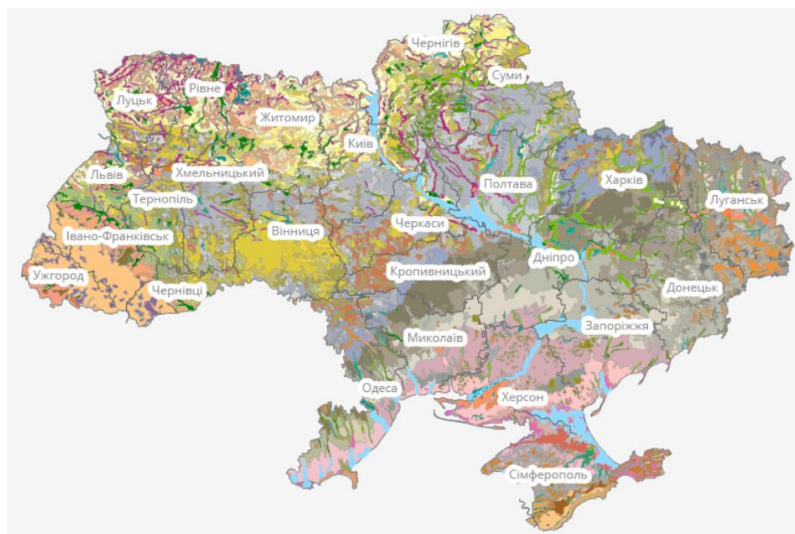


Рис. 1.1. Екологічна карта України

Моніторинг лісових ресурсів є важливою частиною управління природними ресурсами, включаючи спостереження за станом рослинності та оцінку впливу антропогенних факторів. Проводиться на екстенсивному (широкий охопит) та інтенсивному (детальне дослідження) рівнях. В Україні використовуються методики,

що відповідають міжнародним стандартам, включаючи польові роботи для оцінки стану дерев.

Геологічний моніторинг також важливий для управління природними ресурсами та охорони навколишнього середовища. Використання штучного інтелекту (ШІ) підвищує ефективність цього процесу, автоматизуючи обробку даних та прогнозування змін, особливо в умовах кризових ситуацій.

Деякі платформи та ініціативи дають можливість науковцям, агрономам, студентам та ентузіастам вивчати розселинний покрив, зокрема на території України, для задоволення своїх потреб пов'язаних зі своєю професійною діяльністю, академічною роботою та для аналітики.

Global Forest Watch (GFW) є інноваційною платформою для моніторингу лісів, заснованою у 1997 році Всесвітнім інститутом ресурсів (WRI). Вона використовує передові методи дистанційного зондування для відстеження змін у лісових масивах, що особливо важливо в контексті глобальних екологічних викликів.

Україна, де ліси займають близько 19% території, може значно виграти від використання GFW. У 2023 році Україна втратила близько 19,7 тисяч гектарів природного лісу через незаконну вирубку, зміни в землекористуванні та кліматичні зміни. Моніторинг цих змін є критично важливим для збереження лісів.

GFW надає дані про зміни в покритті лісом та сповіщення про вирубку дерев і пожежі, що доступні для урядових організацій, громадських активістів, дослідників і бізнесу. Це забезпечує прозорість і залучення суспільства до охорони навколишнього середовища.

Україна може використовувати GFW для моніторингу лісів, виявлення незаконної діяльності, аналізу впливу кліматичних змін та розробки політик охорони навколишнього середовища. Бізнес може використовувати GFW Pro для оцінки ризиків дефорестації у товарних ланцюгах.

Мобільний додаток Forest Watcher дозволяє користувачам отримувати дані про лісові зміни без доступу до інтернету, підвищуючи інформованість місцевих громад. GFW забезпечує прозорість у управлінні лісовими ресурсами, що допомагає

утримувати уряди та компанії відповідальними. GFW є потужним інструментом для моніторингу рослинності, збереження біорізноманіття та сталого розвитку. Впровадження GFW в Україні може допомогти у боротьбі зі змінами клімату, збереженні природних ресурсів та розвитку свідомого суспільства.

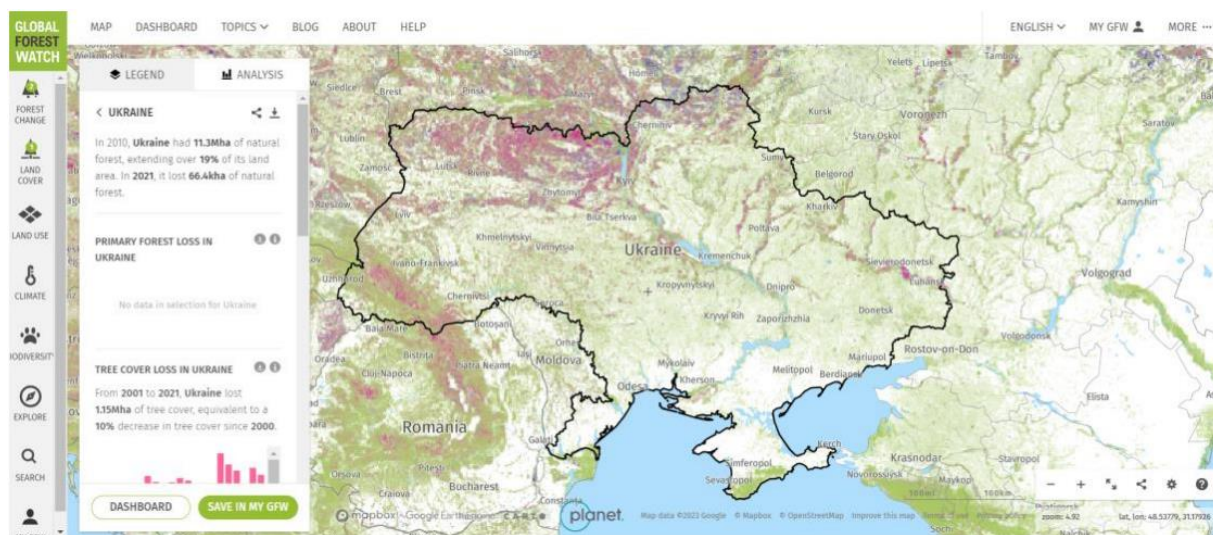


Рис. 1.2. Інтерфейс ресурсу Global Forest Watch

Портал відстеження вуглецю в лісах (fct.pml.ac.uk) є важливим інструментом для моніторингу вуглецевих запасів у лісових екосистемах, особливо в Україні, де ліси відіграють ключову роль у збереженні екологічного балансу та боротьбі зі змінами клімату.

В Україні моніторинг лісів регулюється Лісовим кодексом та постановами Кабінету Міністрів, а Державне агентство лісових ресурсів відповідає за його реалізацію. Основні завдання включають оцінку стану лісової рослинності, її продуктивності та біорізноманіття, а також визначення кількості накопиченого вуглецю. З 2000 року проводяться польові спостереження на 1500 ділянках, що охоплюють всі адміністративні області та АР Крим. Ця інформація критично важлива для формування національної політики у сфері охорони навколишнього середовища. Моніторинг включає використання біоіндикаційних показників, таких як стан крони дерев, та оцінку впливу біотичних і абіотичних факторів. Україна інтегрує свої

методи моніторингу до світових стандартів у рамках міжнародних програм, таких як UN-ECE ICP Forests. Інвентаризація лісів дозволяє отримати статичну інформацію та оцінити динаміку показників у часі. Однак третина лісів країни не охоплена системою моніторингу через недостатнє фінансування та організаційні проблеми.

Портал відстеження вуглецю в лісах допомагає зрозуміти роль лісових екосистем у глобальному вуглецевому циклі та забезпечує необхідні дані для формування ефективної політики у сфері охорони довкілля. Моніторинг рослинності в Україні є складовою частиною державної системи екологічного моніторингу та має критичне значення для сталого розвитку країни в умовах змін клімату.

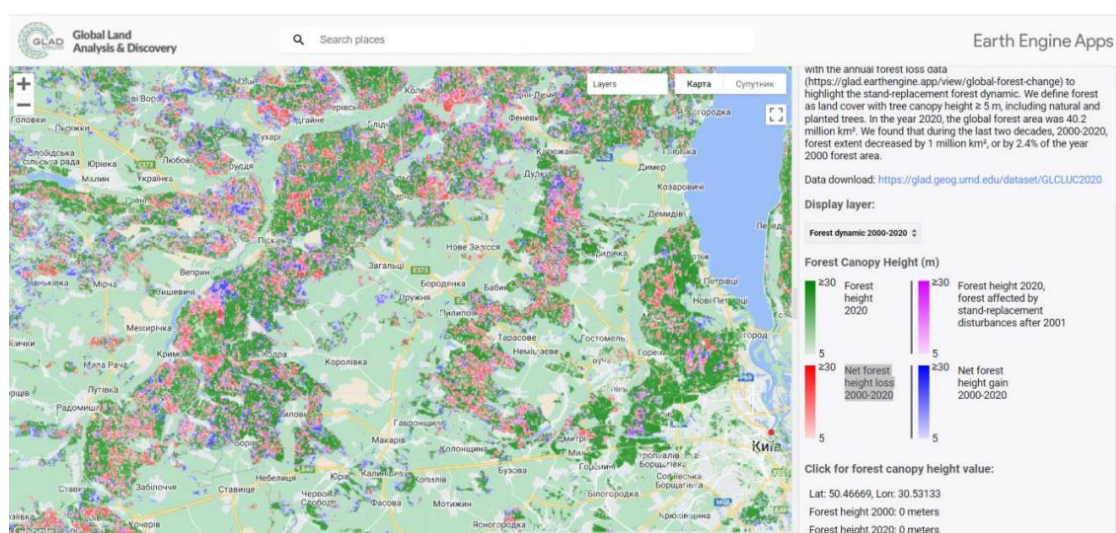


Рис. 1.3. Інтерфейс ресурсу Global Land Analysis and Discovery (GLAD)

Всесвітній центр моніторингу охорони природи Програми ООН з навколишнього середовища (ЮНЕП) відіграє ключову роль у збереженні біорізноманіття та сталому розвитку. В Україні ЮНЕП займається моніторингом рослинності, що є критично важливим для екологічної стабільності, особливо після екологічних викликів, викликаних війною та зміною клімату.

ЮНЕП підтримує країни у моніторингу природних ресурсів та екосистем. В Україні це особливо актуально через екологічні наслідки конфлікту з 2014 року,

включаючи забруднення повітря, води та деградацію земель. Це вимагає систематичного спостереження за станом рослинності.

Центр співпрацює з українськими урядовими структурами та екологічними організаціями для реалізації програм моніторингу, обміну даними та розробки рекомендацій. Прикладом є проект "Зелене відновлення", який інтегрує екологічні аспекти у відновлення України після війни.

Важливим аспектом моніторингу є залучення громади до процесу спостереження та охорони навколишнього середовища, що підвищує ефективність моніторингу та формує екологічну свідомість серед населення.

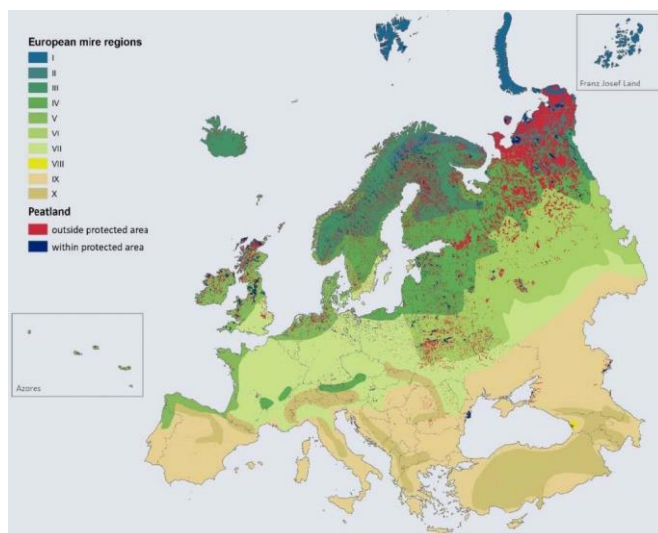


Рис. 1.4. Геодані ресурсу unep-wcmc.org

Державне космічне агентство України (ДКАУ), засноване 29 лютого 1992 року, відповідає за реалізацію державної політики в галузі космічної діяльності. Одним з ключових напрямків є моніторинг рослинності за допомогою супутникових технологій, таких як супутник «Січ-2-1», який збирає дані в видимому та ближньому інфрачервоному діапазонах.

Супутникові дані допомагають оцінювати стан рослинності, її здоров'я та продуктивність, що важливо для управління природними ресурсами та забезпечення продовольчої безпеки. ДКАУ співпрацює з міжнародними організаціями та

науковими установами для обміну даними та досвідом. Агентство також розвиває науково-дослідні проекти та навчає спеціалістів у сфері космічних технологій. Моніторинг рослинності допомагає оптимізувати використання земельних ресурсів і планувати сільськогосподарські роботи, особливо в умовах зміни клімату. ДКАУ реалізує програми, що сприяють розвитку сільського господарства через впровадження сучасних технологій моніторингу, таких як використання супутникових зображень для оцінки стану посівів. Таким чином, ДКАУ відіграє ключову роль у моніторингу рослинності в Україні, що має значний вплив на аграрний сектор та екологічну безпеку, сприяючи сталому розвитку країни.

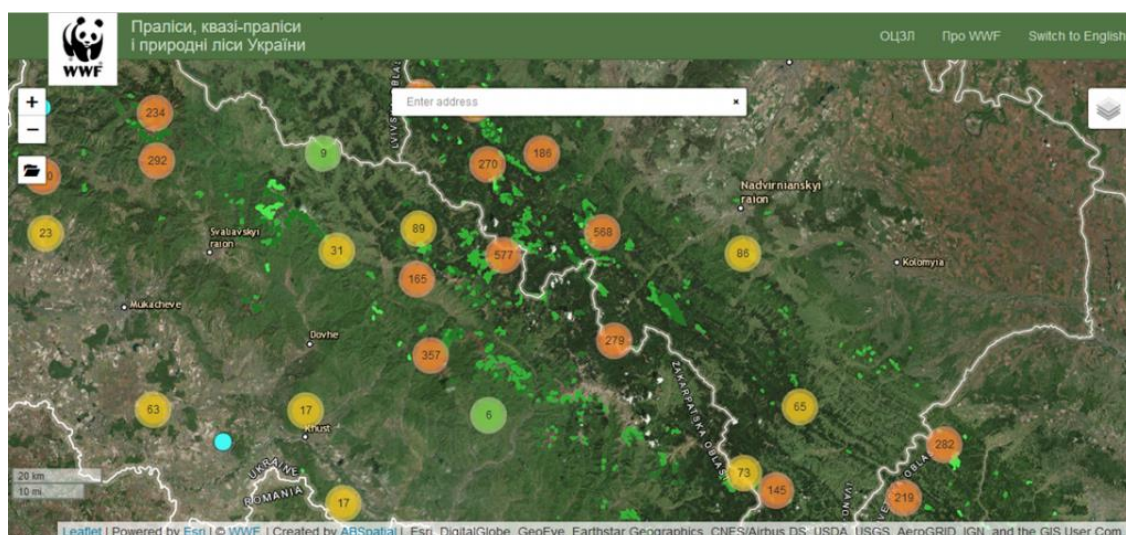


Рис. 1.5. Геодані ресурсу pkau.gov.ua

Центр космічних досліджень і телекомунікацій (ЦКДЗ) в Україні, заснований у 1974 році, відіграє важливу роль у моніторингу рослинності, що є критичним для агрономії, екології та управління природними ресурсами. Центр збирає та обробляє дані з космічних апаратів для аналізу стану рослинності, визначення змін у використанні земель та вивчення впливу кліматичних змін.

Супутникові технології дозволяють регулярний моніторинг вегетаційного покриття, що допомагає агрономам і екологам швидко реагувати на зміни. ЦКДЗ співпрацює з міжнародними організаціями для покращення методів моніторингу,

використовуючи індекс вегетації (NDVI) та інші параметри. Дані про рослинність важливі для екологічного моніторингу та вивчення біорізноманіття. ЦКДЗ також створює моделі прогнозування стану рослинності, що допомагає передбачити зміни екосистем. Центр є важливим партнером у реалізації державних програм з охорони навколишнього середовища та сталого розвитку сільського господарства, забезпечуючи інформаційну підтримку для прийняття стратегічних рішень.

1.3. Висновок до першого розділу

Перший розділ роботи присвячений теоретичним основам зондування земної поверхні, що є важливим для розуміння сучасних методів дистанційного спостереження. Зондування базується на фізичних принципах взаємодії електромагнітного випромінювання з матерією, що дозволяє отримувати точні дані про структуру та динаміку змін на поверхні Землі. Важливими аспектами є математичні моделі розсіювання та поглинання електромагнітних хвиль, а також коефіцієнти відбиття та поглинання.

Сучасні підходи використовують складний математичний апарат для обробки даних, включаючи алгоритми атмосферної корекції та машинного навчання, спектральний аналіз даних, що вимагає методів зменшення розмірності та ефективної обробки.

Таким чином, перший розділ підкреслює важливість інтеграції знань з фізики, математики та інформаційних технологій у сфері дистанційного зондування. Подальший розвиток цих методів відкриває нові горизонти для дослідження нашої планети, що є критично важливим для сталого розвитку суспільства та охорони навколишнього середовища..

РОЗДІЛ 2. ОСНОВНА ЧАСТИНА

2.1. Визначення рослинного покриву на основі даних геозондування

Моніторинг та оцінка рослинного покриву є важливими для забезпечення сільськогосподарської продуктивності, використовуючи дистанційне зондування. Рослини не ростуть рівномірно через різні фактори. Дистанційне зондування виявляє проблемні зони та дозволяє вжити заходів. Цей метод має переваги перед традиційними польовими спостереженнями, включаючи використання VNIR діапазону для чутливості до змін у рослинах та надання повного огляду території. Регулярні зображення надають детальну інформацію протягом всього сезону.

2.2. Електромагнітний спектр та рослинність

Дистанційне зондування включає етапи збору та обробки даних. Як показано на рисунку 2.1, сонячна радіація взаємодіє з різними об'єктами, залежно від типу об'єкта, на який падає світло, спектр може бути відбитим, заломленим або поглиненим. Відбита радіація фіксується сенсором супутника чи дрона, обробляється та надсилається на наземну станцію [12].

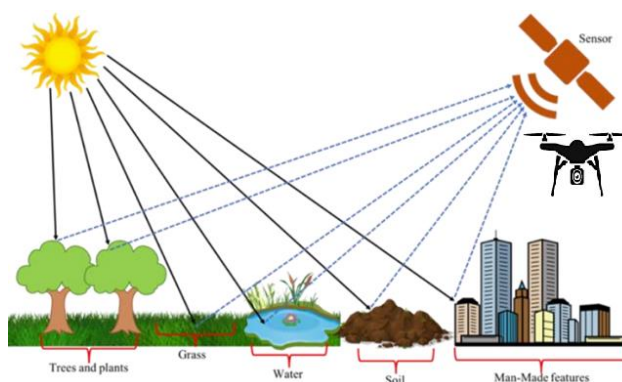


Рис. 2.1. Відбите електромагнітне випромінювання зареєстроване мультиспектральною камерою.

Фізичні характеристики матеріалу визначають, як електромагнітна енергія відбивається, заломлюється або поглинається, створюючи унікальну взаємодію для кожного матеріалу. Ці взаємодії вимірюються в окремих ділянках електромагнітного спектра, що надає спектральну відбивність конкретного об'єкта (рисунок 2.2).

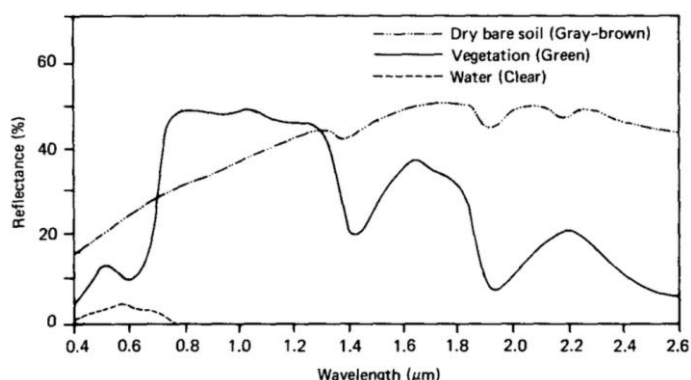


Рис. 2.2. Спектральна відбивність сухого ґрунту, рослинності та води

Рослинний покрив унікально взаємодіє з сонячною радіацією, поглинаючи червоні та сині хвилі, відбиваючи зелені, сильно відбиваючи NIR і поглинаючи в ділянках з атмосферною водою. Властивості рослин, такі як вміст води і пігментів, спричиняють варіації в спектрі. Стресовані рослини мають вищу відбивність у SWIR, здорові виявляються в NIR.

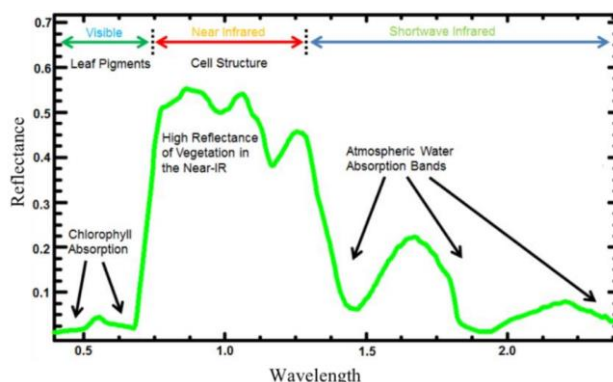


Рис. 2.3. Детальний спектральний відбиток рослинності

Більша частина видимого світла поглинається рослинним покривом, тоді як майже половина NIR-енергії відбивається. Під епідермісом листка є два шари клітин:

палісадна паренхіма (містить хлорофіл і пігменти) та губчаста паренхіма (з великими повітряними просторами для газообміну). Хлорофіл і пігменти (каротиноїди, антоціани) у палісадній паренхімі поглинають більшу частину видимої енергії, особливо в синій та червоній ділянках.

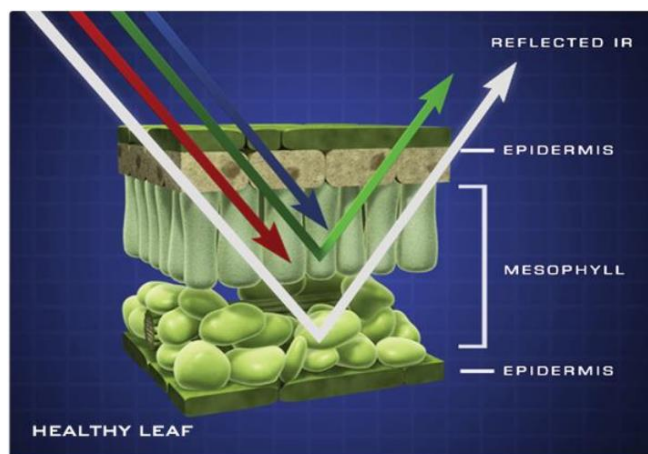


Рис. 2.4. Будова клітинного листка та його взаємодія з електромагнітною енергією

На відміну від цього, ближня інфрачервона (NIR) енергія не впливає на ці пігменти і майже повністю проникає через палісадну паренхіму. Коли вона досягає губчастої паренхіми, повітряні простори спричиняють заломлення NIR енергії в різних напрямках, що призводить до того, що приблизно половина енергії виходить з листка з нижнього епідермісу, а інша половина – з верхнього епідермісу, до неба.

2.3. Вегетаційні індекси

Індекси рослинності в дистанційному зондуванні є основою для виявлення фенології, класифікації типів та зростання рослинного покриву [13]. Згідно з дослідженням (Zeng et al., 2016), моніторинг фенології рослинності надає важливу інформацію для управління рослинністю та розуміння динаміки рослинності на регіональному та глобальному рівнях. Вони розробили гібридну техніку для виявлення критичних вегетативних та репродуктивних стадій з даних часових рядів MODIS 250-m Wide Dynamic Range Vegetation Index (WDRVI), але цей метод є більш

ефективним для рослинності середньої та високої щільності з високим індексом листової поверхні (LAI). LAI використовується для прогнозування фотосинтетичної продукції, евапотранспірації та як інструмент для оцінки зростання рослин, але обмежений для використання в районах з високим покривом або щільними кронами.

EVI (Enhanced Vegetation Index) є більш практичним, ніж NDVI, при високій вологості, тому підходить для рослин, які ростуть у вологих умовах, таких як рис (Sakamoto, Yokozawa et al., 2005). EVI може бути лінійно корельований з LAI, але має високу чутливість лише в умовах високої біомаси. Корекція ґрунту в EVI робить його більш чутливим до топографічних умов, ніж NDVI (Matsushita, Yang et al., 2007).

Дослідження (Raghavendra and Aslam, 2017) порівняло здатність різних індексів рослинності підтримувати LAI на різних стадіях зростання рису та дійшло висновку, що LAI вказує на щільність рослинності, тоді як інші індекси, такі як NDVI, DVI, EVI, EVI2, SAVI, OSAVI, MSAVI2 та STVI, зосереджуються на стані рослинності. DVI, NDVI та STVI показують більш тісний зв'язок із зростанням рослин.

Профілі EVI та NDVI показують, що NDVI зберігає вищі значення, ніж EVI, особливо під час старіння та пікової фази для всіх культур, особливо для сорго (Wardlow, Egbert et al., 2007).

При оцінці продуктивності наземних екосистем з супутникових знімків, спектральні вимірювання крони рослин у відносних одиницях повинні бути перетворені в кількісні біофізичні змінні за допомогою моделей різної складності (Fensholt, Sandholt et al., 2004). Зв'язок між NDVI та FAPAR є лінійним або приблизно лінійним для зеленої рослинності.

Крім різних самостійних методологій, аналізуються також додаткові параметри, такі як вологість ґрунту, опади та температура, які підтримують індекси рослинності. NDVI виявився найбільш чутливим до зростання рослин від проростання до старіння та до коливань вологості ґрунту у зв'язку зі зростанням. NDVI вважається найбільш підходящим у загальному випадку.

2.4. Нормалізований диференційний індекс рослинності (NDVI)

Нормалізований диференційний індекс рослинності (NDVI) вимірює рослинність, порівнюючи ближнє інфрачервоне випромінювання з червоним світлом [14]. Значення NDVI варіюються від -1 до +1. Тінь хмари, вода, відсутність рослинності, міська територія та інші об'єкти мають різні значення NDVI. Відсутність зеленого листя дає значення нуль, найвища щільність зеленого листя – 0.8-0.9, чагарники і луки – 0.2-0.5. NDVI є надійним індексом для оцінки стану рослин. Здорова рослинність з високим вмістом хлорофілу більше відбиває ближнє інфрачервоне і зелене світло, поглинаючи червоне і синє. Стресована рослинність відбиває менше NIR. NDVI допомагає визначати цикл зростання рослин.

Формула для вимірювання значення NDVI:

$$NDVI = \frac{(NIR - R)}{(NIR + R)} \quad (3.1)$$

де NIR – ближнє інфрачервоне випромінювання, а (R) – червоне світло з видимого спектру.

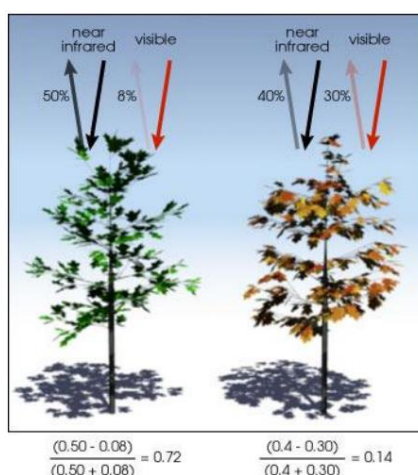


Рис. 2.5. Взаємодія NIR і R та розрахунок NDVI. (Джерело: NASA)

NDVI став стандартним інструментом, який використовують вчені для візуалізації рослинного покриву, зростання рослин і виробництва біомаси за допомогою мультиспектральних даних супутників. Протягом багатьох років було отримано багато продуктів NDVI з різних сенсорів, які можна використовувати для порівняльних досліджень або для підтримки довготривалих часових рядів аналізу.

2.5. Вологість ґрунту та NDVI

Під час моніторингу та аналізу росту рослин важливо враховувати кліматичні фактори та тип ґрунту. (Kang, 2003) пропонує використовувати комбінацію кліматичних даних для точнішого виявлення фенологічних стадій рослин. Вологість ґрунту часто вибирають як параметр для розуміння зв'язку між вологістю ґрунту та ростом рослин.

(Doraismamy and Hodges 1979) показали, що сильний водний стрес затримує розвиток рослин і може вбити їх. Для сорго 10-денний період в'янення перед флоральною ініціацією затримав цвітіння на 10 днів, а стрес після ініціації затримав цвітіння на 10, 24 і 30 днів відповідно. Надлишок води зменшує варіабельність температури ґрунту та постачання кисню, що може затримати розвиток рослин.

(Zhang and Zhou 2016) підкреслюють важливість вологості ґрунту в дослідженнях поверхневих систем землі. Вона пов'язує енергетичний та водний обмін між атмосферою та поверхнею землі та вказує на вологісні умови на поверхні ґрунту. Комбінація оптичного, теплового та мікрохвильового дистанційного зондування може бути корисною для отримання даних про вологість ґрунту.

(Chen, de Jeu et al. 2014) виявили сильні позитивні кореляції між вологістю ґрунту та NDVI, підтвердивши можливість використання супутникових даних для прогнозування динаміки рослинності.

(Ahmed, Else et al. 2017) показали, що вологість ґрунту тісніше пов'язана з динамікою фотосинтезу та дихання рослин, ніж опади. Розкриття змінних затриманих

зв'язків між NDVI та вологістю ґрунту може допомогти в прогнозуванні реакцій на зміну клімату.

(Т. J. Farrar 1994) виявив, що зв'язок між вологістю ґрунту та NDVI залежить від типу ґрунту, але в нашій досліджуваній області тип ґрунту однаковий.

(Wang, Xie et al. 2007) показали, що рослинність може розвивати квазірівновагу в межах місцевих кліматичних умов, що призводить до схожої вологості ґрунту в кореневій зоні. Змінні кліматичні умови призводять до тимчасових відхилень вологості ґрунту, що впливає на рослинність. В короткостроковому періоді NDVI може зменшитися через раптове збільшення вологості ґрунту, але в довгостроковому періоді NDVI зростатиме з ростом вологості ґрунту протягом вегетаційного періоду.

2.6. Фундаментальні математичні принципи зондування земної поверхні

Математичні основи дистанційного зондування земної поверхні мають ключове значення для моніторингу рослинності. Використовуючи комплекс математичних моделей, алгоритмів і методів обробки сигналів, науковці отримують змогу інтерпретувати дані з різноманітних сенсорів для визначення стану й динаміки рослинного покриву.

Спектральний аналіз та інші сучасні методи дозволяють ідентифікувати типи рослинності, оцінювати їхній стан здоров'я та відстежувати зміни протягом певних часових періодів [15]. Такі дослідження є важливими не лише для розуміння поточного стану екосистем, а й для прогнозування майбутніх змін, що може сприяти розробці стратегій для збереження біорізноманіття та ефективного управління природними ресурсами.

Всі ці математичні підходи та технології зондування надають унікальні можливості для точного й детального аналізу рослинного покриву, що є важливим компонентом глобального екологічного моніторингу.

Фундаментальною основою всіх процесів дистанційного зондування є рівняння Максвелла, які описують поведінку електромагнітного поля. У диференціальній формі вони записуються як:

$$\begin{aligned}\nabla \times \mathbf{E} &= -\frac{\partial \mathbf{B}}{\partial t} \\ \nabla \times \mathbf{H} &= \mathbf{J} + \frac{\partial \mathbf{D}}{\partial t} \\ \nabla \cdot \mathbf{D} &= \rho \\ \nabla \cdot \mathbf{B} &= 0\end{aligned}\tag{3.2}$$

де $\mathbf{E}$ - напруженість електричного поля; $\mathbf{H}$ - напруженість магнітного поля; $\mathbf{D}$ - електрична індукція; $\mathbf{B}$ - магнітна індукція; $\mathbf{J}$ - густина струму; ρ - об'ємна густина заряду.

Для лінійних, ізотропних та однорідних середовищ ці поля пов'язані матеріальними рівняннями:

$$\begin{aligned}\mathbf{D} &= \epsilon \mathbf{E} \\ \mathbf{B} &= \mu \mathbf{H} \\ \mathbf{J} &= \sigma \mathbf{E}\end{aligned}\tag{3.2}$$

де ϵ - діелектрична проникність середовища; μ - магнітна проникність; σ - електрична провідність.

Хвильове рівняння та його розв'язки. З рівнянь Максвелла можна отримати хвильове рівняння для електромагнітного поля:

$$\nabla^2 \mathbf{E} - \frac{1}{c^2} \frac{\partial^2 \mathbf{E}}{\partial t^2} = 0\tag{3.3}$$

де $c = 1/\sqrt{\epsilon\mu}$; μ - швидкість поширення електромагнітних хвиль у середовищі.

Для монохроматичної хвилі з частотою ω розв'язок має вигляд:

$$\mathbf{E}(\mathbf{r}, t) = \mathbf{E}_0 \exp[i(\mathbf{k} \cdot \mathbf{r} - \omega t)] \quad (3.4)$$

де $\mathbf{k}$ - хвильовий вектор; $\mathbf{r}$ - радіус-вектор; ω - кутова частота.

Взаємодія випромінювання з речовиною характеризується рівнянням переносу випромінювання.

Перенос випромінювання в поглинаючому та розсіюючому середовищі описується інтегро-диференціальним рівнянням:

$$\frac{dI(\mathbf{r}, \mathbf{s})}{ds} = -\kappa I(\mathbf{r}, \mathbf{s}) + \eta(\mathbf{r}, \mathbf{s}) + \frac{\sigma}{4\pi} \int I(\mathbf{r}, \mathbf{s}') p(\mathbf{s}, \mathbf{s}') d\Omega' \quad (3.5)$$

де $I(\mathbf{r}, \mathbf{s})$ - інтенсивність випромінювання у точці $\mathbf{r}$ у напрямку $\mathbf{s}$; κ - коефіцієнт поглинання; η - функція джерел; σ - коефіцієнт розсіювання; $p(\mathbf{s}, \mathbf{s}')$ - індикатриса розсіювання

Діелектрична функція та її роль. Діелектрична функція $\epsilon(\omega)$ визначає оптичні властивості середовища:

$$\epsilon(\omega) = \epsilon'(\omega) + i\epsilon''(\omega) \quad (3.6)$$

Коефіцієнт відбиття R для нормального падіння визначається як:

$$R = \left| \frac{n - 1}{n + 1} \right|^2 \quad (3.7)$$

де $n = \sqrt{\epsilon}$ - комплексний показник заломлення.

Радіометричні величини та їх вимірювання. Енергетичні характеристики випромінювання, зокрема спектральна яскравість L_λ описується формулою нижче.

$$L_{\lambda} = \frac{d^2\Phi}{dA \cos\theta d\Omega d\lambda} \quad (3.8)$$

де Φ - потік випромінювання; A - площа поверхні; θ - кут відносно нормалі; Ω - тілесний кут; λ - довжина хвилі.

Атмосферна корекція. Рівняння для спостережуваної яскравості з урахуванням атмосферних ефектів:

$$L_{\text{obs}} = L_0 + \tau L_{\text{surface}} + L_{\text{path}} \quad (3.9)$$

де L_0 - яскравість атмосфери; τ - коефіцієнт пропускання атмосфери; L_{surface} - яскравість поверхні; L_{path} - яскравість розсіяного випромінювання.

Методи класифікації з вчителем та без учителя дають можливість розмежувати елементи множини на різні класи, збільшуючи відстань між ними. Байєсівський класифікатор використовує умовну ймовірність:

$$P(\omega_i|\mathbf{x}) = \frac{P(\mathbf{x}|\omega_i)P(\omega_i)}{P(\mathbf{x})} \quad (3.10)$$

де ω_i – клас; $\mathbf{x}$ - вектор ознак; $P(\omega_i)$ - апіорна ймовірність класу

Радарна інтерферометрія на властивостях атмосфери змінювати параметри проходження радіохвиль. Інтерферометрична фаза – це різниця фаз між двома спостереженнями:

$$\phi = \frac{4\pi\Delta R}{\lambda} + \phi_{\text{atm}} + \phi_{\text{noise}} \quad (3.11)$$

де ΔR - різниця шляхів; λ - довжина хвилі; ϕ_{atm} - атмосферна складова; ϕ_{noise} - шумова складова.

Комплексна когерентність визначається як:

$$\gamma = \frac{|\sum s_1 s_2^*|}{\sqrt{\sum |s_1|^2 \sum |s_2|^2}} \quad (3.12)$$

де s_1, s_2 - комплексні сигнали з двох спостережень.

Методи інверсії та відновлення параметрів включають, зокрема регуляризацію Тихонова, причому функціонал регуляризації:

$$J(\mathbf{x}) = \|A\mathbf{x} - \mathbf{b}\|^2 + \alpha \|L\mathbf{x}\|^2 \quad (3.13)$$

де A - оператор прямої задачі; $\mathbf{b}$ - вектор вимірювань; L - регуляризуючий оператор; α - параметр регуляризації

Оптимізаційні методи включають градієнтний спуск для мінімізації функціоналу:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k - \eta \nabla J(\mathbf{x}_k) \quad (3.14)$$

де η - крок оптимізації.

В термінах поляриметричного аналізу повна матриця розсіювання S що визначається рівнянням:

$$S = \begin{bmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{vh} & S_{vv} \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

де індекси h і v позначають горизонтальну та вертикальну поляризації.

А декомпозиція Клода-Пуат'є базується на матриці когерентності T що визначається рівнянням нижче.

$$T = k_P[T]_P + k_V[T]_V + k_S[T]_S \quad (3.16)$$

де k_P, k_V, k_S - власні значення, що відповідають різним механізмам розсіювання.

Класикою спектрального аналізу є перетворення Фур'є, причому спектральна декомпозиція сигналу рахується так:

$$F(\omega) = \int f(t)e^{-i\omega t} dt \quad (3.17)$$

Неперервне вейвлет-перетворення:

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int f(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (3.18)$$

де ψ - материнський вейвлет.

При взаємодії електромагнітних хвиль з неоднорідними середовищами виникають ефекти розсіювання та дифракції. Для їх опису використовується узагальнене хвильове рівняння:

$$\nabla^2 \mathbf{E} + k^2(1 + \chi(\mathbf{r}))\mathbf{E} = -4\pi i\omega \mathbf{j} \quad (3.19)$$

де $\chi(\mathbf{r})$ - просторово залежна сприйнятливність середовища, а $\mathbf{j}$ - густина струмів.

Для опису розсіювання електромагнітних хвиль на складних поверхнях використовується матриця Мюллера $\mathbf{M}$:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} & M_{13} & M_{14} \\ M_{21} & M_{22} & M_{23} & M_{24} \\ M_{31} & M_{32} & M_{33} & M_{34} \\ M_{41} & M_{42} & M_{43} & M_{44} \end{bmatrix} \quad (3.20)$$

яка пов'язує параметри Стокса падаючого та розсіяного випромінювання:

$$\begin{bmatrix} I_s \\ Q_s \\ U_s \\ V_s \end{bmatrix} = \mathbf{M} \begin{bmatrix} I_i \\ Q_i \\ U_i \\ V_i \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

Врахування атмосферних ефектів у радіометричних вимірюваннях вимагає розширеного рівняння переносу випромінювання:

$$\frac{dI_\lambda}{d\tau} = I_\lambda - J_\lambda \quad (3.22)$$

де J_λ - функція джерела, що включає як теплове випромінювання, так і розсіяне випромінювання:

$$J_\lambda = (1 - \omega_\lambda)B_\lambda(T) + \frac{\omega_\lambda}{4\pi} \int_0^{4\pi} I_\lambda(\Omega') p(\Omega, \Omega') d\Omega' \quad (3.23)$$

Для підвищення точності інтерферометричних вимірювань використовується розширена модель фазових співвідношень:

$$\phi_{\text{total}} = \phi_{\text{topo}} + \phi_{\text{defo}} + \phi_{\text{atm}} + \phi_{\text{orb}} + \phi_{\text{noise}} \quad (3.24)$$

де компоненти відповідають топографічній фазі, деформації, атмосферним ефектам, орбітальним помилкам та шуму.

Для аналізу часових рядів даних дистанційного зондування використовується розширене вейвлет-перетворення з адаптивним базисом.

$$W_f(a, b, \theta) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \psi_{a,b,\theta}^*(x, y) dx dy \quad (3.25)$$

де $\psi_{a,b,\theta}$ - повернутий та масштабований вейвлет.

Для обробки даних з нелінійними характеристиками використовується метод ядерного перетворення:

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.26)$$

що дозволяє працювати з даними у просторі більш високої розмірності.

Для оцінки параметрів поверхні використовується байєсівський підхід з урахуванням апіорної інформації:

$$p(\theta|\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x}|\theta)p(\theta)}{\int p(\mathbf{x}|\theta)p(\theta)d\theta} \quad (3.27)$$

де $p(\theta)$ - апіорний розподіл параметрів, а $p(\mathbf{x}|\theta)$ - функція правдоподібності.

Розширена декомпозиція поляриметричних даних включає додаткові механізми розсіювання:

$$[T] = f_s[T]_s + f_d[T]_d + f_v[T]_v + f_c[T]_c \quad (3.28)$$

де індекси відповідають поверхневому, подвійному, об'ємному та когерентному розсіюванню.

Для оцінки інформативності даних використовується узагальнена ентропія Ренні.

$$H_{\alpha}(X) = \frac{1}{1-\alpha} \log \sum_{i=1}^n p_i^{\alpha} \quad (3.29)$$

де α - параметр узагальнення, що дозволяє враховувати різні аспекти невизначеності в даних.

Ці математичні моделі та методи становлять основу сучасного дистанційного зондування та дозволяють отримувати високоточну інформацію про стан земної поверхні. Їх подальший розвиток спрямований на підвищення точності вимірювань та розширення можливостей інтерпретації даних.

2.7. Теорія альbedo

Альbedo визначається як відношення відбитого випромінювання до падаючого [16]. В природі цей параметр варіюється від майже 0 (для абсолютно чорних поверхонь) до близько 0.9 (для свіжого снігу). Математично, планетарне альbedo A описується інтегральним рівнянням, причому це рівняння враховує всі можливі напрямки падіння та відбиття випромінювання:

$$A = \frac{\int_0^{2\pi} \int_0^{\pi/2} L(\theta, \phi) \cos\theta \sin\theta d\theta d\phi}{\int_0^{2\pi} \int_0^{\pi/2} E(\theta, \phi) \cos\theta \sin\theta d\theta d\phi} \quad (3.30)$$

де $L(\theta, \phi)$ - представляє відбиту яскравість, а $E(\theta, \phi)$ - падаюча освітленість; кути θ та ϕ описують повний просторовий розподіл випромінювання.

Спектральне альbedo $A(\lambda)$ є фундаментальною характеристикою, що описує відбивну здатність поверхні на різних довжинах хвиль. Воно визначається як:

$$A(\lambda) = \frac{\int_{\Omega} L(\lambda, \theta, \phi) \cos\theta d\Omega}{\int_{\Omega} E(\lambda, \theta, \phi) \cos\theta d\Omega} \quad (3.30)$$

Це співвідношення має особливе значення при аналізі спектральних характеристик різних типів поверхонь. Наприклад, рослинність має характерні піки відбиття в ближньому інфрачервоному діапазоні, що використовується для розрахунку вегетаційних індексів.

Двонаправлена функція відбивної здатності BRDF (Bidirectional Reflectance Distribution Function) є більш детальною характеристикою відбивних властивостей поверхні:

$$f_r(\theta_i, \phi_i; \theta_r, \phi_r; \lambda) = \frac{dL_r(\theta_r, \phi_r; \lambda)}{dE_i(\theta_i, \phi_i; \lambda)} \quad (3.31)$$

Ця функція описує, як світло, що падає з одного напрямку, розподіляється при відбитті в інші напрямки. BRDF є особливо важливою при аналізі анізотропних поверхонь, таких як рослинний покрив або міська забудова.

Комплексна модель атмосферної корекція є критично важливим етапом при визначенні альbedo поверхні. Повна модель спостережуваної яскравості має вигляд:

$$f_r(\theta_i, \phi_i; \theta_r, \phi_r; \lambda) = \frac{dL_r(\theta_r, \phi_r; \lambda)}{dE_i(\theta_i, \phi_i; \lambda)} \quad (3.32)$$

де L_{path} - розсіювання в атмосфері; $T_{\uparrow}T_{\downarrow}$ - пропускання атмосфери; $F_0 \cos \theta_0$ - багаторазові відбиття між поверхнею та атмосферою (знаменник).

Релеївське розсіювання в атмосфері описується оптичною товщиною:

$$\tau_R(\lambda) = \frac{p}{p_0} \frac{8\pi^3(n^2 - 1)^2}{3N\lambda^4} \quad (3.33)$$

Ця залежність пояснює чому небо блакитне і чому атмосферна корекція особливо важлива для коротких довжин хвиль.

Методи інверсії для відновлення альbedo включають оптимізаційний підхід, при цьому відновлення значення альbedo часто формулюється як задача оптимізації:

$$J(A) = \| \mathbf{y} - \mathcal{F}(A) \|_{\mathbf{C}_y^{-1}}^2 + \gamma \| A - A_p \|_{\mathbf{C}_p^{-1}}^2 \quad (3.34)$$

де $\| \mathbf{y} - \mathcal{F}(A) \|_{\mathbf{C}_y^{-1}}^2$ - відповідність вимірюванням; $\gamma \| A - A_p \|_{\mathbf{C}_p^{-1}}^2$ - регуляризацію для стабільності рішення; A_p - врахування апріорної інформації

Ітеративні методи розв'язку включають метод Левенберга-Марквардта є ефективним для розв'язку нелінійної задачі:

$$\mathbf{A}_{k+1} = \mathbf{A}_k + (\mathbf{J}_k^T \mathbf{J}_k + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{J}_k^T (\mathbf{y} - \mathcal{F}(\mathbf{A}_k)) \quad (3.35)$$

Цей метод поєднує переваги методу Гаусса-Ньютона та градієнтного спуску, забезпечуючи стабільну збіжність.

Зміна альbedo, як часова (варіативна) динаміка та просторова варіабельність в часі може бути описана диференціальним рівнянням:

$$\frac{dA}{dt} = -k(A - A_{eq}) + f(t) \quad (3.36)$$

де A_{eq} - природна тенденція до рівноважного стану; k - швидкість релаксації; $f(t)$ - зовнішні впливи.

Для аналізу просторової структури альbedo використовується варіограма нижче.

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [A(\mathbf{x}_i + \mathbf{h}) - A(\mathbf{x}_i)]^2 \quad (3.37)$$

Ця функція дозволяє: виявляти просторові кореляції, оцінювати характерні масштаби варіацій, оптимізувати просторову інтерполяцію.

Повне рівняння енергетичного балансу поверхні описується так:

$$(1 - A)S_{\downarrow} + L_{\downarrow} - L_{\uparrow} = H + LE + G \quad (3.38)$$

Це рівняння показує як альbedo впливає на: поглинання сонячної радіації, формування теплового режиму поверхні, випаровування та турбулентний теплообмін.

Зворотний зв'язок альbedo-температура описується рівнянням:

$$\frac{dT}{dt} = -\lambda T + \frac{S_0}{4}(1 - A(T)) \quad (3.39)$$

Це рівняння демонструє як зміни альbedo можуть посилювати або послаблювати кліматичні зміни.

2.8. Архітектура Deep Convolutional Neural Networks

Глибокі згорткові нейронні мережі (DCNN) стали ключовим інструментом у комп'ютерному зорі, особливо для семантичної сегментації мультиспектральних зображень [17]. Вони дозволяють автоматично виявляти та класифікувати об'єкти на зображеннях, що особливо важливо при аналізі супутникових знімків. Архітектура MSNet є яскравим прикладом ефективного застосування DCNN для розпізнавання різних типів рослинності [18].

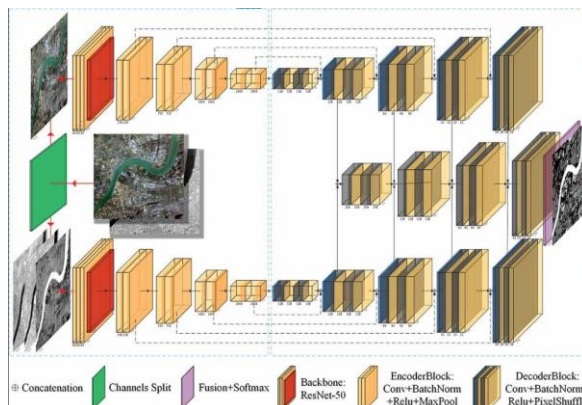


Рис. 2.6. Архітектура MSNet

Структура DCNN включає кілька ключових компонентів. Згорткові шари виявляють локальні патерни в даних, такі як контури та текстури. Після згортки застосовуються функції активації, наприклад ReLU, що додають нелінійність та дозволяють вивчати складніші патерни. Шари підвибірки зменшують розмірність даних, оптимізуючи обчислення та запобігаючи перенаванчання. Повнозв'язкові шари на виході мережі класифікують вектори ознак у конкретні категорії. MSNet, як спеціалізована архітектура для семантичної сегментації, має суттєві переваги. Вона адаптується до різних спектральних діапазонів, забезпечує високу точність сегментації та оптимізована для ефективної роботи з великими обсягами даних.

Незважаючи на виклики, DCNN та зокрема MSNet залишаються потужними інструментами для семантичної сегментації мультиспектральних зображень, відіграючи важливу роль у сучасному моніторингу навколишнього середовища.

2.9. Підхід Fuzzy Clustering Algorithms

Фузійні алгоритми кластеризації представляють собою передовий напрямок у галузі інтелектуального аналізу даних та машинного навчання, що характеризується математично обґрунтованим підходом до обробки невизначеності в даних [19]. На відміну від класичних методів кластеризації, які базуються на чітких множинах, фузійні алгоритми використовують теорію нечітких множин, що дозволяє більш

точно моделювати реальні процеси, де границі між класами об'єктів часто розмиті або невизначені. Ключовим представником цього класу алгоритмів є Fuzzy C-means (FCM), який демонструє високу ефективність у різноманітних прикладних задачах, особливо в області обробки багатоспектральних зображень та аналізу складних даних з наявністю шуму та викидів.

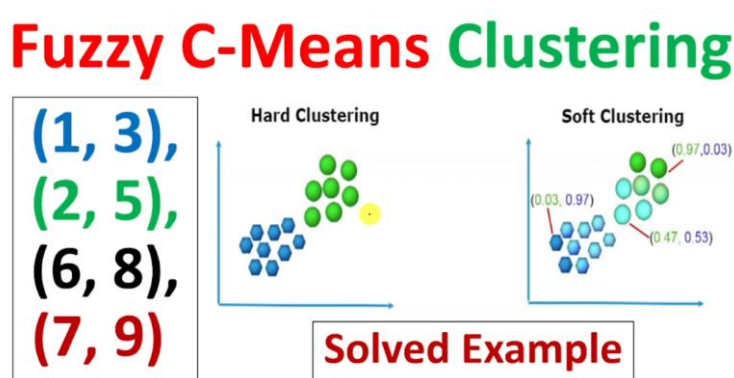


Рис. 2.7. Підхід Fuzzy Clustering Algorithms

Математична формалізація FCM базується на концепції мінімізації цільової функції, яка враховує як відстані між точками даних та центрами кластерів, так і ступені приналежності точок до різних кластерів. У контексті теоретичного обґрунтування, алгоритм FCM можна розглядати як узагальнення класичного методу k-means на випадок нечіткої логіки. При цьому важливим аспектом є використання параметра фазифікації m , який визначає ступінь "розмитості" кластерів та впливає на характер розподілу об'єктів між ними. Теоретичні дослідження показують, що оптимальні значення параметра m зазвичай лежать в діапазоні від 1.5 до 2.5, що підтверджується експериментальними результатами в різних прикладних областях.

Інтеграція ентропії Цалліса в алгоритм FCM представляє собою значний теоретичний прорив у розвитку методів нечіткої кластеризації. Ентропія Цалліса, яка є узагальненням класичної ентропії Больцмана-Гіббса, вводить додатковий параметр q , що дозволяє більш гнучко враховувати статистичні властивості даних. Математично це виражається через модифіковану цільову функцію, яка включає регуляризаційний член, заснований на q -ентропії. Такий підхід забезпечує більш

стійку кластеризацію в присутності шуму та дозволяє краще зберігати локальні структурні особливості даних.

Суттєвим розширенням теоретичної бази фузійної кластеризації є її інтеграція з моделями гауссових сумішей (GMM). Цей підхід базується на припущенні, що дані генеруються сумішшю нормальних розподілів, параметри яких оцінюються за допомогою алгоритму максимізації очікування (ЕМ). Комбінація FCM з GMM дозволяє об'єднати переваги обох підходів: здатність FCM працювати з нечіткими границями між кластерами та можливість GMM моделювати складні розподіли даних з урахуванням їх статистичних властивостей.

У контексті обробки багатоспектральних зображень особливу роль відіграють методи оцінки якості кластеризації. Традиційні індекси валідації, такі як коефіцієнт розбиття (PC) та ентропія класифікації (CE), доповнюються більш складними метриками, зокрема індексами Xie-Beni та Fukuyama-Sugeno. Ці індекси враховують як компактність отриманих кластерів, так і якість їх розділення, що дозволяє більш об'єктивно оцінювати результати кластеризації.

Теоретичний аналіз збіжності алгоритму FCM та його модифікацій показує, що за певних умов гарантується збіжність до локального мінімуму цільової функції. При цьому швидкість збіжності залежить від вибору початкових умов та параметрів алгоритму. Важливим аспектом є також аналіз обчислювальної складності, яка для базового алгоритму FCM становить $O(ncti)$, де n - кількість точок даних, c - кількість кластерів, t - кількість ітерацій, i - розмірність простору ознак.

Сучасні дослідження в області фузійної кластеризації активно розвиваються в напрямку створення адаптивних алгоритмів, здатних автоматично налаштовувати свої параметри в залежності від характеристик даних. Особлива увага приділяється розробці методів, що поєднують переваги різних підходів, включаючи глибоке навчання та еволюційні алгоритми. Такі гібридні підходи дозволяють досягати кращих результатів у складних випадках, коли традиційні методи виявляються неефективними.

В області обробки багатоспектральних зображень фузійні алгоритми кластеризації демонструють високу ефективність при вирішенні задач сегментації та класифікації. Особливо важливим є їх застосування в задачах дистанційного зондування Землі, де необхідно враховувати природну варіативність спектральних характеристик об'єктів та наявність шуму в даних. Використання модифікованих версій FCM, збагачених ентропією Цалліса та елементами GMM, дозволяє досягати більш точних результатів при виділенні різних типів земного покриття, включаючи рослинність, водні об'єкти та урбанізовані території.

Експериментальні дослідження показують, що комбінація FCM з ентропією Цалліса та GMM забезпечує підвищення точності сегментації на 15-20% порівняно з базовим алгоритмом FCM, особливо в умовах зашумлених даних. При цьому важливу роль відіграє правильний вибір параметрів алгоритму, включаючи параметр фазифікації m та параметр q ентропії Цалліса. Оптимальні значення цих параметрів можуть бути визначені експериментально або з використанням методів автоматичної оптимізації.

2.10. Підхід Feature Extraction and Dimensionality Reduction

Сучасний етап розвитку технологій дистанційного зондування Землі характеризується експоненціальним зростанням обсягів та складності мультиспектральних даних, що використовуються для моніторингу рослинності та екологічних систем. У контексті обробки та аналізу цих даних особливу актуальність набувають методи витягування характеристик та зменшення розмірності, які забезпечують ефективне перетворення багаторозмірних даних у більш компактні та інформативні представлення [20, 21]. Теоретичний фундамент цих методів базується на принципах лінійної алгебри, статистичного аналізу та теорії інформації, що дозволяє формалізувати процес виділення найбільш значущих характеристик із складних мультиспектральних сигнатур.

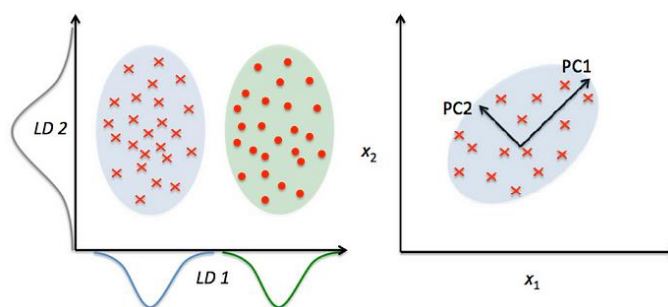


Рис. 2.8. Підхід Feature Extraction and Dimensionality Reduction

У теоретичному аспекті, процес витягування характеристик можна розглядати як відображення $F: X \rightarrow Y$, де X представляє простір вихідних даних високої розмірності, а Y - простір трансформованих характеристик меншої розмірності. При цьому ключовим завданням є забезпечення мінімальної втрати інформації при такому перетворенні, що математично виражається через максимізацію взаємної інформації $I(X;Y)$ між вихідними та трансформованими даними. В контексті мультиспектральних даних геозондування, це завдання ускладнюється необхідністю врахування просторової та спектральної кореляції між різними каналами, а також присутністю шумових компонент різної природи.

Principal Component Analysis (PCA) займає особливе місце серед методів зменшення розмірності завдяки своїй математичній елегантності та обчислювальній ефективності. Математична формалізація PCA базується на діагоналізації коваріаційної матриці даних $\Sigma = E[(X - \mu)(X - \mu)^T]$, де μ - вектор середніх значень. Власні вектори цієї матриці визначають напрямки максимальної варіації даних, а відповідні власні значення характеризують величину цієї варіації. У контексті мультиспектральних даних, це дозволяє виділити найбільш інформативні комбінації спектральних каналів, що максимально відображають варіативність досліджуваних об'єктів.

Сучасні дослідження в області витягування характеристик активно розвиваються в напрямку створення нелінійних методів, здатних враховувати складні взаємозв'язки між різними спектральними каналами. Kernel PCA (kPCA) представляє собою узагальнення класичного PCA на випадок нелінійних залежностей шляхом

неявного відображення даних у простір більш високої розмірності через ядерні функції. Це дозволяє ефективно обробляти дані з нелінійними структурами, які часто зустрічаються в задачах аналізу рослинності.

Теоретичні дослідження показують, що ефективність методів витягування характеристик суттєво залежить від вибору відповідної метрики відстані в просторі характеристик. У контексті мультиспектральних даних, особливу роль відіграють спектральні метрики, які враховують фізичні особливості формування спектральних сигнатур різних типів рослинності. При цьому важливим аспектом є врахування атмосферних впливів та геометричних спотворень, які можуть суттєво впливати на якість витягнутих характеристик.

Проблема високої розмірності мультиспектральних даних тісно пов'язана з явищем "прокляття розмірності", яке проявляється у експоненціальному зростанні об'єму простору з додаванням нових вимірів. Це призводить до розрідженості даних у просторі високої розмірності та ускладнює статистичний аналіз. Методи зменшення розмірності допомагають подолати ці обмеження шляхом проєкції даних у простір меншої розмірності при збереженні найбільш важливих структурних особливостей.

Експериментальні дослідження показують, що комбінація різних методів витягування характеристик може забезпечити більш робастні результати порівняно з використанням окремих методів. Наприклад, послідовне застосування PCA для початкового зменшення розмірності та подальше використання нелінійних методів для тонкого налаштування може значно підвищити якість класифікації типів рослинності. При цьому важливу роль відіграє правильний вибір кількості компонент, що зберігаються на кожному етапі перетворення.

2.11. Підхід Hidden Markov Random Field

Теорія Hidden Markov Random Field (HMRF) представляє собою потужний математичний апарат для моделювання просторових залежностей у задачах аналізу та обробки мультиспектральних даних геозондування. Фундаментальною

особливістю HMRF є здатність враховувати локальні взаємодії між елементами зображення через формалізацію просторових залежностей у термінах умовних ймовірностей [22]. У контексті теорії випадкових полів, HMRF можна розглядати як узагальнення класичних Марковських ланцюгів на багатовимірний випадок, де стан кожного елемента визначається не тільки його власними характеристиками, але й конфігурацією його локального оточення.

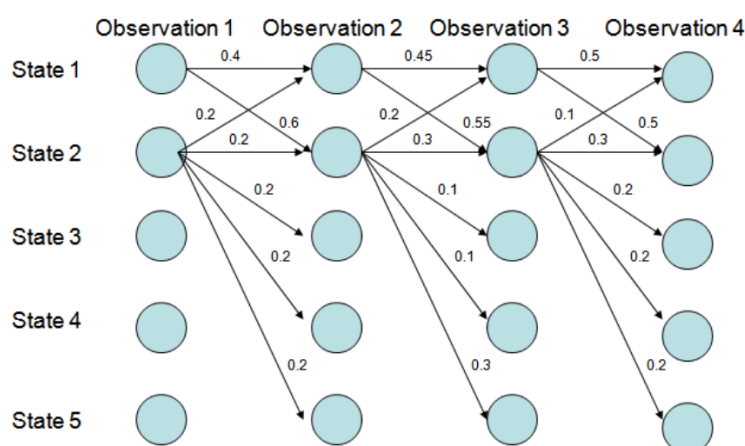


Рис. 2.9. Підхід Hidden Markov Random Field

Математична формалізація HMRF базується на концепції умовного розподілу ймовірностей $P(X|Y)$, де X представляє приховані стани (наприклад, класи рослинності), а Y - спостережувані дані (спектральні характеристики). Відповідно до теореми Хаммерслі-Кліффорда, спільний розподіл ймовірностей може бути представлений у формі розподілу Гіббса: $P(X) = Z^{-1} \exp(-U(X))$, де $U(X)$ - енергетична функція, що враховує взаємодії між елементами поля, а Z - нормалізуюча константа. Це представлення дозволяє ефективно моделювати локальні залежності між пікселями мультиспектрального зображення, забезпечуючи більш реалістичну сегментацію та класифікацію рослинного покриву.

У контексті аналізу мультиспектральних даних геозондування, HMRF інтегрується з іншими статистичними методами, зокрема з моделями гауссових сумішей (GMM) та методами нечіткої кластеризації. Така інтеграція дозволяє

створити комплексну модель, яка одночасно враховує спектральні характеристики пікселів, їх просторові взаємозв'язки та невизначеність у класифікації. Математично це виражається через модифікацію функції правдоподібності, яка включає як компоненти GMM для моделювання спектральних розподілів, так і просторові залежності, визначені через потенціальні функції HMRF.

Теоретичні дослідження показують, що використання HMRF суттєво підвищує робастність сегментації та класифікації в умовах наявності шуму та неоднорідностей у даних. Це досягається завдяки врахуванню просторової когерентності через систему потенціальних функцій, які пеналізують різкі зміни класів між сусідніми пікселями. При цьому важливим аспектом є правильний вибір параметрів моделі, включаючи розмір околу взаємодії та коефіцієнти просторової регуляризації.

2.12. Висновок до другого розділу

Методи дистанційного зондування є критично важливими для забезпечення високої сільськогосподарської продуктивності, особливо при моніторингу рослинного покриву. Використання цих методів дозволяє фермерам виявляти проблемні зони на полі і вживати специфічні заходи для їх усунення, що є особливо важливим у умовах нерівномірного росту рослин через фактори: сівозмінна, багаторічне землеробство або різниця в поживних речовинах ґрунту та вологості.

Електромагнітний спектр і його взаємодія з рослинністю є основою для визначення спектральної відбивності, яка дозволяє розрізняти різні типи рослинності та виявляти стресові стани. Вегетаційні індекси, такі як Нормалізований Диференційний Вегетаційний Індекс (NDVI), Індекс Листкової Поверхні (LAI) та Удосконалений Вегетаційний Індекс (EVI), є важливими інструментами для моніторингу фенології, класифікації типів та зростання рослинного покриву. NDVI, зокрема, є одним з найдинамічніших і надійних індексів для оцінки стану і зростання рослин, оскільки він чутливий до змін у відбивній здатності рослин в різних діапазонах спектра²⁵.

Вологість ґрунту також є важливим аспектом моніторингу, оскільки її дефіцит може призвести до стресу та затримки росту рослин. Комбінація кліматичних даних та індексів рослинності дозволяє точніше виявляти фенологічні стадії та розуміти динаміку рослинності. Мікрохвильове дистанційне зондування може бути корисним для отримання даних про вологість ґрунту, особливо в вологих тропічних регіонах³.

Сучасні методи, такі як глибокі згорткові нейронні мережі (DCNN) та фузійні алгоритми кластеризації, відкривають нові можливості для семантичної сегментації мультиспектральних зображень. Ці методи дозволяють автоматично виявляти та класифікувати різні типи рослинності з високою точністю. Методи витягування характеристик та зменшення розмірності, такі як Principal Component Analysis (PCA) та Kernel PCA, допомагають ефективно перетворювати багаторозмірні дані в більш компактні та інформативні представлення, забезпечуючи більш робастні результати класифікації типів рослинності.

Теорія Hidden Markov Random Field (HMRF) представляє собою потужний математичний апарат для моделювання просторових залежностей у задачах аналізу та обробки мультиспектральних даних, що забезпечує більш реалістичну сегментацію та класифікацію рослинного покриву. Таким чином, сучасні методи дистанційного зондування та аналізу даних надають потужні інструменти для моніторингу рослинного покриву та забезпечення високої сільськогосподарської продуктивності.

РОЗДІЛ 3. НАУКОВО-ДОСЛІДНА ЧАСТИНА

3.1. Застосування штучного інтелекту в геозондуванні

У сучасному світі дистанційне зондування Землі (ДЗЗ) стало невід'ємною частиною моніторингу навколишнього середовища та природних ресурсів. В Україні, де сільське господарство відіграє ключову роль, використання штучного інтелекту (ШІ) для аналізу даних геозондування набуває особливої актуальності. Українська система ДЗЗ базується на даних власних супутників серії "Січ" та міжнародних систем, таких як Sentinel і Landsat [23]. Сучасні супутники забезпечують знімки високої роздільної здатності в різних спектральних діапазонах, дозволяючи аналізувати стан рослинного покриву. Основні параметри, що відстежуються, включають вегетаційні індекси, температуру поверхні, вологість ґрунту, біомасу рослинності та фенологічні характеристики. ШІ відіграє ключову роль у перетворенні супутникових даних у корисну інформацію. Алгоритми машинного навчання виконують радіометричну та геометричну корекцію знімків, усувають вплив хмарності та атмосферних завад. Нейронні мережі класифікують типи рослинності з точністю понад 90%, що важливо для моніторингу сільськогосподарських культур та природних екосистем. Системи ШІ автоматично виявляють зміни в стані рослинності, свідчать про посуху, захворювання рослин, пожежі та інші негативні явища, аналізуючи динаміку змін та прогножуючи розвиток ситуації.

Згорткові нейронні мережі (CNN) є основним інструментом для аналізу супутникових знімків, дозволяючи виконувати сегментацію з високою точністю. В українських умовах ці мережі адаптуються до специфіки місцевих ландшафтів та типів рослинності. Для аналізу часових рядів використовуються рекурентні нейронні мережі (RNN), такі як LSTM та GRU, які виявляють довгострокові залежності та прогнозують розвиток ситуації [24]. Алгоритми машинного навчання з підкріпленням оптимізують процеси збору та обробки даних.

Нейронні мережі, особливо CNN, автоматично виявляють складні патерни в супутникових та дронних знімках, підвищуючи точність класифікації рослинності та інших природних об'єктів. Вони ефективно обробляють великі обсяги даних, що є критично важливим для моніторингу навколишнього середовища. Нейронні мережі складаються з багатьох шарів, включаючи вхідний, приховані та вихідний, кожен з яких виконує математичні операції над даними. Навчання включає корекцію ваги зв'язків між нейронами для адаптації до специфічних завдань.

Подальший розвиток технологій ШІ та нейронних мереж відкриває нові можливості для інтеграції різних джерел даних та покращення точності прогнозів. Це дозволяє ефективніше моніторити стан рослинності та розробляти адаптивні стратегії управління природними ресурсами в умовах глобальних кліматичних змін.

3.2. Архітектура Segmentation Network

Архітектура Segmentation Network, представлена Ronneberger et al. (2015), революціонізувала галузь комп'ютерного зору та знайшла широке застосування в аналізі даних дистанційного зондування Землі [25]. Вона ефективно обробляє складні просторові структури на різних масштабах, що важливо для мультиспектральних даних геозондування.

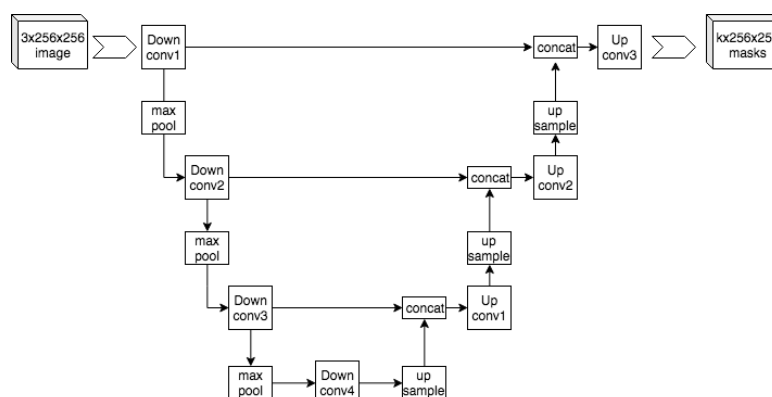


Рис. 3.1. Архітектура Segmentation Network

Теоретичний фундамент Segmentation Network базується на повністю згорткових нейронних мережах (FCN) з суттєвими модифікаціями, такими як симетрична архітектура з контрактним та експансивним шляхами, з'єднаними skip-connections. Це забезпечує збереження просторової інформації високої роздільної здатності. Процес обробки даних включає операції згортки та пулінгу, а нормалізація вхідних даних враховує специфіку атмосферної корекції та радіометричного калібрування.

Механізм skip-connections дозволяє зберігати деталізовану просторову інформацію, що критично важливо для точної сегментації рослинного покриву. Навчання моделі базується на оптимізації функції втрат, що поєднує крос-ентропію та коефіцієнт Dice, забезпечуючи кращу збіжність та точність сегментації.

Експериментальні дослідження показують високу ефективність Segmentation Network при роботі з даними різної просторової роздільної здатності та спектрального складу. Точність сегментації рослинного покриву досягає 85-95% (за метрикою IoU), що перевищує показники традиційних методів. Архітектура адаптується до сезонних змін спектральних характеристик рослинності та враховує просторово-часову динаміку об'єктів.

3.3. Семантична сегментація мультиспектральних зображень

Виконаємо семантичну сегментацію мультиспектрального супутникового зображення з семи каналів за допомогою нейромкркжі Segmentation Network .

Семантична сегментація передбачає позначення класом кожного пікселя зображення. Одним із застосувань семантичної сегментації є відстеження вирубки лісів, що є зміною лісового покриву з часом, прогнозування врожаю, нелегальні насадження [26]. Екологічні агентства відстежують вирубку лісів, щоб оцінити та кількісно оцінити навколишнє та екологічне здоров'я регіону.

Семантична сегментація на основі глибокого навчання може дати точні вимірювання рослинного покриву за аерофотознімками високої роздільної здатності.

Для підвищення точності класифікації деякі набори даних містять мультиспектральні зображення, які надають додаткову інформацію про кожен піксель. Наприклад, набір даних Hamlin Beach State Park [27] доповнює кольорові зображення трьома ближніми інфрачервоними каналами, які забезпечують більш чітке розділення класів.

Спочатку покажемо як виконати семантичну сегментацію за допомогою попередньо навченої Segmentation Network , а потім використовувати результати сегментації для обчислення ступеня рослинного покриття на наборі даних Hamlin Beach State Park.

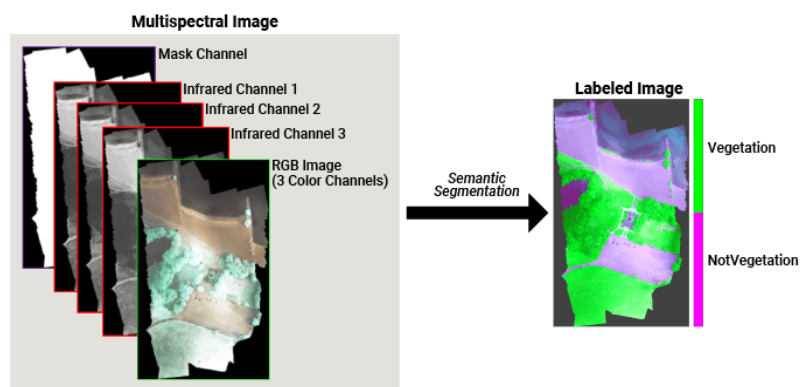


Рис. 3.2. Концепція сегментації 7-канального зображення

Використовується багатоспектральний набір даних високої роздільної здатності для навчання мережі. Дані містять мічені набори для навчання, перевірки та тестування з 18 мітками класів об'єктів. Розмір файлу даних становить 3,0 Гб.

Завантажимо версію файлу MAT із набором, а потім переконаємося, що у даних коректна структура, після чого відобразимо центр кожної спектральної смуги в нанометрах: 490 550 680 720 800 900.

Розбиваємо набір даних на піднабори для процесів тренування, валідації та тестування нейромережі.



Рис. 3.3. Приклад зображень для процесів тренування, валідації та тестування неймережі

Тут 4-й, 5-й і 6-й канали даних відповідають ближньому інфрачервоному діапазону. Вирівнюємо гістограму цих трьох каналів для тренувального зображення, а потім відобразимо ці канали в режимі «монтаж».

Канали виділяють різні компоненти зображення на основі їх теплових сигнатур. Наприклад, у 4-му каналі дерева темніші, ніж у двох інших інфрачервоних каналах.

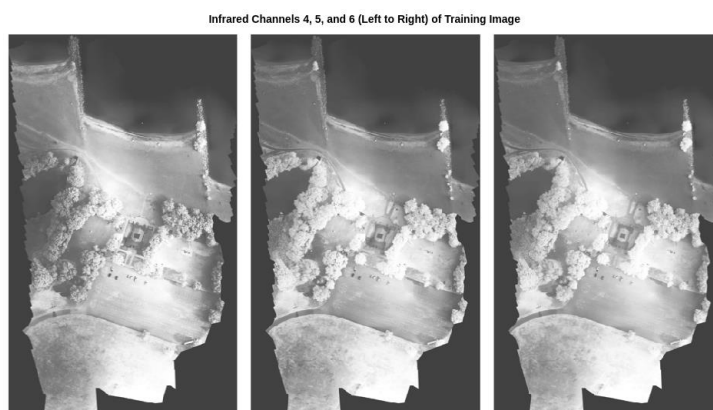


Рис. 3.4. Приклад зображень в спектральних каналах 4, 5 та 6

Також візуалізуємо відповідні маски для сегментації зони інтересу відповідних зображень в режимі «монтаж».

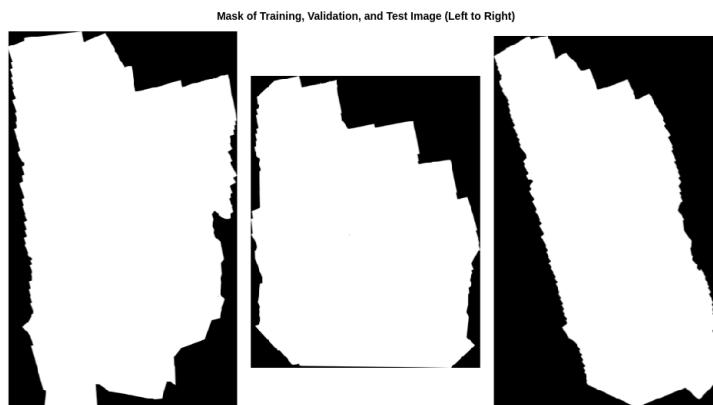


Рис. 3.5. Відповідні маски для сегментації зони інтересу відповідних зображень

Зображення з мітками містять базові дані для сегментації, причому кожен піксель присвоєно одному з 18 класів. Отримаємо список класів із відповідними ідентифікаторами: 0. Other Class/Image Border; 1. Road Markings; 2. Tree; 3. Building; 4. Vehicle (Car, Truck, or Bus); 5. Person; 6. Lifeguard Chair; 7. Picnic Table; 8. Black Wood Panel; 9. White Wood Panel; 10. Orange Landing Pad; 11. Water Buoy; 12. Rocks; 13. Other Vegetation; 14. Grass; 15. Sand; 16. Water (Lake); 17. Water (Pond); 18. Asphalt (Parking Lot/Walkway).

Ми маємо на меті сегментувати зображення на два класи: рослинність і нерослинність. Визначимо імена цільових класів за рахунок операції «marge».

Згрупуємо 18 оригінальних класів у два цільові класи для навчання та перевірки даних. «Vegetation» – це комбінація вихідних класів «Дерево», «Інша рослинність» і «Трава», які мають ідентифікатори класів 2, 13 і 14. Оригінальний клас «Інший клас/межа зображення» з ідентифікатором класу 0 належить до фонового класу. Усі інші оригінальні класи належать до цільової мітки "NotVegetation".

Для візуалізації накладемо мітки на навчальне зображення RGB, вирівняне за гістограмою. Додамо кольорову смугу colormap до зображення. Накладемо мітки на навчальне зображення RGB, вирівняємо за гістограмою. Додамо кольорову смугу colormap до зображення.

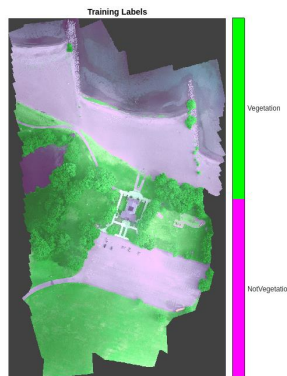


Рис. 3.6. Візуалізація тренувального набору даних з накладеними масками

Навчаємо нейромережу на тренувальному наборі даних і отримуємо результат.

Розмір зображення запобігає сегментації всього зображення одночасно. Натомість сегментуємо зображення, використовуючи підхід до поблокового зображення. Цей підхід можна масштабувати до дуже великих файлів, оскільки він завантажує та обробляє один блок даних за раз [28, 29].



Рис. 3.7. Результат сегментації у вигляді масок відповідного класу

Результат семантичної сегментації шумний. Виконаємо постобробку зображення, щоб видалити шум і розсіяні пікселі. Видалимо із сегментації шум типу «сіль та перець» за допомогою функції медіанної фільтрації. Відобразимо сегментоване зображення без шуму.

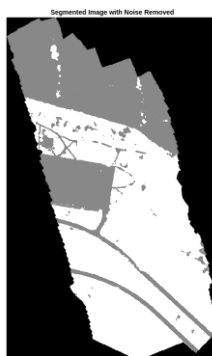


Рис. 3.8. Результат сегментації у вигляді масок відповідного класу після медіанного фільтра

Для візуалізації накладемо маски на тестове зображення і псевдокольоруємо.

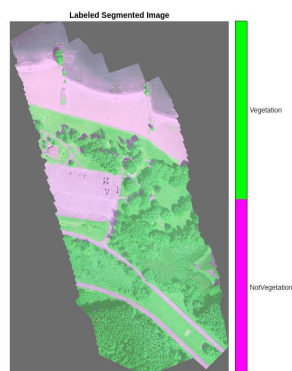


Рис. 3.9. Результат сегментації тестового зображення із псевдокольоруванням

Результати семантичної сегментації можуть бути використані для відповіді на актуальні екологічні питання. Наприклад, який відсоток території вкритий рослинністю?

Щоб відповісти на це запитання, знайдемо кількість пікселів, позначених рослинністю, на сегментованому тестовому зображенні. Крім того, знайдемо загальну кількість пікселів у ROI, підрахувавши кількість ненульових пікселів у сегментованому зображенні.

Обчислимо відсоток рослинного покриву, поділивши кількість пікселів рослинності на кількість пікселів у ROI. Результат: The percentage of vegetation cover is 60.7028%

Виміряємо точність семантичної сегментації за допомогою функції. Загальна оцінка точності вказує на те, що понад 96% пікселів класифіковано правильно. Виведемо результати метрик: $\text{GlobalAccuracy} = 0.9694$; $\text{MeanAccuracy} = 0.9704$; $\text{MeanIoU} = 0.9406$; $\text{WeightedIoU} = 0.94064$; $\text{MeanBFScore} = 0.79474$

Ці метрики якості допомагають оцінити ефективність моделі для семантичної сегментації зображень. Global Accuracy (Глобальна точність) = 0.9694: Це частка правильно класифікованих пікселів від загальної кількості пікселів. Тобто, 96.94% усіх пікселів класифіковано правильно. Mean Accuracy (Середня точність) = 0.9704: Це середнє значення точності для кожного класу окремо. Тобто, в середньому 97.04% пікселів кожного класу класифіковано правильно. Mean IoU (Середнє перетину над об'єднанням) = 0.9406: Це середнє значення індексу перетину над об'єднанням для всіх класів. IoU вимірює якість перетину між передбаченими та реальними сегментами. Значення 0.9406 означає, що в середньому 94.06% площі передбачених сегментів співпадає з реальними сегментами. Weighted IoU (Зважене перетин над об'єднанням) = 0.94064: Це IoU , зважене за часткою кожного класу в загальній кількості пікселів. Значення схоже на Mean IoU , але враховує вагу кожного класу. Mean BF Score (Середній BF-оцінка) = 0.79474: Це середнє значення F1-оцінки для кожного класу, яка є гармонічним середнім значень точності та повноти. Значення 0.79474 вказує на збалансовану продуктивність моделі по всіх класах. Тобто ці метрики свідчать про високу точність та якість сегментації, проведеної моделлю.

3.4. Висновок до третього розділу

У третьому розділі дослідження було детально розглянуто застосування штучного інтелекту в геозондуванні, зокрема використання нейронних мереж для аналізу знімків дрона. Особлива увага приділялася архітектурі Segmentation Network, яка демонструє високу ефективність у семантичній сегментації мультиспектральних зображень.

Експериментальні дослідження показали, що Segmentation Network здатна досягати точності сегментації рослинного покриву на рівні 85-95% за метрикою IoU, що значно перевищує показники традиційних методів класифікації. Важливим фактором є здатність архітектури адаптуватися до сезонних змін спектральних характеристик рослинності та враховувати просторово-часову динаміку досліджуваних об'єктів. Це особливо актуально для моніторингу стану рослинності в Україні, де сільське господарство відіграє ключову роль в економіці.

Результати семантичної сегментації можуть бути використані для відповіді на актуальні екологічні питання, такі як відсоток території, вкритої рослинністю. Висока точність сегментації, досягнута за допомогою Segmentation Network, дозволяє ефективно моніторити стан рослинності та приймати обґрунтовані рішення у сфері управління природними ресурсами. Це особливо важливо в контексті глобальних кліматичних змін та необхідності забезпечення сталого розвитку агропромислового комплексу країни.

Таким чином, застосування штучного інтелекту та нейронних мереж у геозондуванні відкриває нові можливості для інтеграції різних джерел даних та покращення точності прогнозів. Це дозволяє не лише ефективніше моніторити стан рослинності, але й розробляти адаптивні стратегії управління природними ресурсами в умовах глобальних кліматичних змін.

РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1. Вимоги забезпечення охорони праці та техніки безпеки при виконанні робіт з геозондування

Законодавство України передбачає ряд нормативних актів та інструкцій, які регламентують охорону праці в різних сферах діяльності, включно з тією, що пов'язана з геозондуванням та обробкою мультиспектральних даних. Згідно з Законом України «Про охорону праці», роботодавці та працівники зобов'язані дотримуватися всіх законодавчих та інших нормативно-правових актів, що стосуються охорони праці. Це включає створення безпечних умов праці, забезпечення працівників необхідними засобами індивідуального захисту, проведення регулярних інструктажів та тренінгів з безпеки праці, а також забезпечення належного технічного стану обладнання та устаткування [30].

При моніторингу рослинності, особливо коли це пов'язано з польовими роботами або роботами з використанням спеціалізованого устаткування, такі як дрони або супутникові системи, особливу увагу треба приділити дотриманню вимог безпеки під час виконання робіт підвищеної небезпеки. Роботодавець повинен одержати дозвіл на початок виконання таких робіт та експлуатацію відповідного устаткування. Ці дозволи видаються центральним органом виконавчої влади з нагляду за охороною праці або його територіальними органами на безоплатній основі, на підставі висновків експертизи, проведеної експертно-технічними центрами або незалежними експертними організаціями [31].

Порушення вимог законодавства про охорону праці може мати серйозні наслідки, включно з дисциплінарною, адміністративною, матеріальною та навіть кримінальною відповідальністю. Наприклад, згідно з Кодексом України про адміністративні правопорушення, порушення вимог законодавчих та інших нормативних актів про охорону праці може привести до накладення штрафів, які не можуть перевищувати п'яти відсотків середньомісячного фонду заробітної плати за

попередній рік юридичної чи фізичної особи, яка використовує найману працю. Крім того, юридичні та фізичні особи зобов'язані усунути виявлені порушення у визначені строки, незалежно від сплати штрафу.

Крім адміністративної відповідальності, порушення вимог охорони праці можуть бути кваліфіковані як кримінальні правопорушення. Статті 271, 272 та 273 Кримінального Кодексу України передбачають відповідальність за порушення вимог законодавства про охорону праці, порушення правил безпеки під час виконання робіт з підвищеною небезпекою та порушення правил безпеки на вибухонебезпечних підприємствах або у вибухонебезпечних цехах. Ці статті забезпечують суттєвий рівень захисту працівників та відповідальності тих, хто не дотримується вимог безпеки праці.

У процесі моніторингу рослинності, особливо якщо це включає роботи в польових умовах або з використанням спеціалізованого устаткування, важливо забезпечити належний рівень підготовки працівників. Це включає проведення регулярних інструктажів, тренінгів та перевірок знань працівників щодо безпеки праці. Роботодавець повинен також забезпечити працівників необхідними засобами індивідуального захисту та гарантувати, що всі працівники розуміють ризики, пов'язані з їхньою роботою, та знають, як діяти в разі виникнення надзвичайної ситуації.

Це не тільки захистить працівників від можливих ризиків, але й забезпечить ефективну та безпечну роботу в цій високотехнологічній сфері.

4.2. Забезпечення моніторингу лісових пожеж

У контексті моніторингу лісових пожеж важливим є застосування технологій дистанційного зондування, які дозволяють оперативно оцінювати ситуацію на територіях, що постраждали від вогню. Лісові пожежі становлять серйозну загрозу для екосистем, економіки та здоров'я населення, тому їх моніторинг і швидке реагування на надзвичайні ситуації є критично важливими [32]. Дистанційне

зондування, зокрема через використання мультиспектральних даних, забезпечує можливість отримання актуальної інформації про стан рослинності, виявлення осередків пожеж та оцінки їх масштабів.

Зондування земної поверхні є складним процесом, який базується на принципах взаємодії електромагнітного випромінювання з матеріалами на поверхні Землі. Коли електромагнітні хвилі досягають лісового покриву, вони взаємодіють з рослинністю, що дозволяє отримувати дані про її стан. Специфічні спектральні сигнатури рослинності, такі як відбиття в ближньому інфрачервоному діапазоні, можуть бути використані для визначення здоров'я рослин та виявлення стресових умов, таких як посуха або ураження шкідниками. У разі виникнення лісової пожежі ці сигнатури змінюються, що дозволяє за допомогою мультиспектральних зображень швидко ідентифікувати уражені території.

Сучасні супутникові та дроніві системи, такі як Landsat і Sentinel-2, оснащені багатоспектральними сенсорами, які здатні реєструвати зміни в рослинному покриві в режимі реального часу. Ці дані можуть бути використані для оцінки масштабу пошкоджень після пожежі та планування відновлювальних робіт. Наприклад, аналіз вегетаційних індексів, таких як NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), дозволяє оцінити рівень стресу рослинності та її здатність до відновлення.

Законодавча база України також регламентує дії у випадку надзвичайних ситуацій, пов'язаних з лісовими пожежами. Закон України "Про охорону праці" передбачає обов'язкове проведення інструктажів для працівників щодо дій у разі виникнення небезпечних ситуацій. Закон України "Про цивільний захист" визначає порядок дій органів влади під час надзвичайних ситуацій, включаючи заходи з евакуації населення та надання допомоги постраждалим.

Крім того, Міністерство внутрішніх справ України розробило ряд інструкцій і рекомендацій щодо дій у разі виникнення лісових пожеж. Ці документи містять алгоритми дій для служб екстреного реагування, а також рекомендації для населення щодо поведінки під час пожеж.

Важливою складовою системи моніторингу лісових пожеж є підготовка фахівців у галузі дистанційного зондування. Це включає навчання персоналу правильному використанню технологій для збору даних про стан рослинності в умовах кризових ситуацій. Міжвідомча співпраця між державними структурами та організаціями є необхідною для забезпечення комплексного підходу до реагування на надзвичайні ситуації.

Сучасні технології дистанційного зондування також дозволяють прогнозувати ризики виникнення лісових пожеж. Аналіз даних про зміни в рослинному покриві може допомогти виявити потенційно небезпечні території та своєчасно вжити заходів для запобігання катастрофам. Це включає моніторинг вологості ґрунту та стану рослинності, що є критично важливим для оцінки ризику виникнення пожеж.

Таким чином, інтеграція сучасних технологій дистанційного зондування з існуючими нормативно-правовими актами забезпечує ефективну систему моніторингу та реагування на лісові пожежі. Це дозволяє Україні не лише зменшити негативний вплив надзвичайних ситуацій на навколишнє середовище і суспільство, але й забезпечити сталий розвиток у майбутньому.

4.3. Висновок до четвертого розділу

У четвертому розділі розглянуто ключові аспекти охорони праці та безпеки при виконанні робіт з геозондування та моніторингу лісових пожеж. Законодавство України передбачає суворі вимоги до забезпечення безпечних умов праці, що включає регулярні інструктажі, належний технічний стан обладнання та забезпечення працівників засобами індивідуального захисту. Порушення цих вимог може призвести до серйозних наслідків, включно з адміністративною та кримінальною відповідальністю.

Також розкрито аспекти застосування системи вразі надзвичайних ситуацій, оскільки моніторинг лісових пожеж за допомогою технологій дистанційного зондування є критично важливим для оперативного реагування на надзвичайні

ситуації. Сучасні супутникові та дроніві системи дозволяють отримувати актуальну інформацію про стан рослинності та виявляти осередки пожеж, що допомагає швидко реагувати та планувати відновлювальні роботи.

Інтеграція сучасних технологій з існуючими нормативно-правовими актами забезпечує ефективну систему моніторингу та реагування на лісові пожежі. Це дозволяє зменшити негативний вплив надзвичайних ситуацій на навколишнє середовище та суспільство, а також сприяє сталому розвитку України.

Таким чином, дотримання вимог охорони праці та застосування передових технологій є невід'ємними складовими забезпечення безпеки та ефективності робіт у сфері геозондування та моніторингу лісових пожеж.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

Робота підкреслює важливість інтеграції сучасних методів дистанційного зондування та штучного інтелекту для ефективного моніторингу та управління природними ресурсами. У першому розділі було детально розглянуто теоретичні основи зондування земної поверхні, які є фундаментальними для розуміння процесів взаємодії електромагнітного випромінювання з матеріалами.

У другому розділі зосереджено увагу на визначенні рослинного покриву на основі даних геозондування. Використання вегетаційних індексів, таких як NDVI, EVI та інші, дозволяє точно оцінювати стан рослинності та виявляти стресові стани. Важливим аспектом є також врахування вологості ґрунту, яка суттєво впливає на ріст рослин. Сучасні методи, такі як глибокі згорткові нейронні мережі (DCNN) та фузійні алгоритми кластеризації, відкривають нові можливості для семантичної сегментації мультиспектральних зображень, що дозволяє автоматично виявляти та класифікувати різні типи рослинності з високою точністю.

У третьому розділі було детально розглянуто застосування штучного інтелекту в геозондуванні. Використання нейронних мереж, таких як Segmentation Network, дозволяє ефективно обробляти та аналізувати складні просторові структури на різних масштабах. Експериментальні дослідження показали, що ці методи дозволяють досягати високої точності сегментації рослинного покриву, що є критично важливим для моніторингу стану рослинності в Україні. Результати семантичної сегментації можуть бути використані для відповіді на актуальні екологічні питання, такі як відсоток території, вкритої рослинністю.

Це дозволяє не лише ефективніше моніторити стан рослинності, але й розробляти адаптивні стратегії управління природними ресурсами в умовах глобальних кліматичних змін. Таким чином, застосування сучасних технологій та методів аналізу даних є ключовим для забезпечення сталого розвитку агропромислового комплексу України та охорони навколишнього середовища.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Mishchenko M. I. Radiative transfer theory: from Maxwell's equations to practical applications //Wave scattering in complex media: from theory to applications. – Springer Netherlands, 2003. – С. 366-414.
2. Пілічева, М. О. "Сучасні технології геоінформатики, фотограмметрії та дистанційного зондування: конспект лекцій для здобувачів третього (освітньо-наукового) рівня вищої освіти спеціальності 193–Геодезія та землеустрій." (2023).
3. Serohin, D. Principles of processing and three-dimensional modelling through lidar data for applied research of the urban environment. Visnyk of VN Karazin Kharkiv National University, series" Geology. Geography. Ecology", 2022, (57), 218-233.
4. Guo, J., Xi, W., Yang, Z., Huang, G., Xiao, B., Jin, T., Hong, W., Gui, F., & Ma, Y. (2024). Study on Optimization Method for InSAR Baseline Considering Changes in Vegetation Coverage. In Sensors (Vol. 24, Issue 15, p. 4783). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/s24154783>.
5. Palaniza, Y., Martseniuk, A. and Yaskiv, V. Active Phased Array Antenna With Parallel Feeder Excitation At 3.7 Ghz. Advances in Electrical and Electronic Engineering, 22(2), 2024, pp.127-133. ISSN 1336-1376. <https://doi.org/10.15598/aeec.v22i2.5290>.
6. Khymych, H., Dunets, V., Duda, S., Palaniza, Y., & Kornieiev, K. (2023). Dual-Polarization Yagi Antenna for Meter Wavelength Range. In Radioelectronics and Communications Systems Allerton Press. Vol. 66, Issue 11, pp. 609–615. <https://doi.org/10.3103/s0735272722080039>.
7. Гевко І.Б., Дунець В.Л., Паляниця Ю.Б., Марценюк А.С., Химич Г.П. Дрон з імпульсним квантовим генератором для знешкодження об'єктів ураження. Матеріали IV Міжнародної наукової конференції «Воєнні конфлікти та техногенні катастрофи: історичні та психологічні наслідки» Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя: зб. тез доповідей, 18-19.04.2024 р. Тернопіль: ТНТУ, 2024.

8. Liliya Khvostivska, Mykola Khvostivskyy, Vasyl Dunetc, Iryna Dediv. Mathematical and Algorithmic Support of Detection Useful Radiosignals in Telecommunication Networks. Proceedings of the 2nd International Workshop on Information Technologies: Theoretical and Applied Problems (ITTAP 2022). Ternopil, Ukraine, November 22-24, 2022. P.314-318. ISSN 1613-0073.
9. Goodchild, M. F. (2018). Reimagining the history of GIS. In *Annals of GIS* (Vol. 24, Issue 1, pp. 1–8). Informa UK Limited. <https://doi.org/10.1080/19475683.2018.1424737>.
10. Zou, L., Song, Y., & Cervone, G. (2024). Geospatial big data: theory, methods, and applications. In *Annals of GIS* (Vol. 30, Issue 4, pp. 411–415). Informa UK Limited. <https://doi.org/10.1080/19475683.2024.2419749>.
11. Burshtynska, K., Kokhan, S., Pfeifer, N., Halochkin, M., & Zayats, I. (2023). Hydrological Modeling for Determining Flooded Land from Unmanned Aerial Vehicle Images—Case Study at the Dniester River. In *Remote Sensing* (Vol. 15, Issue 4, p. 1071). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/rs15041071>.
12. Oiry, S., Davies, B. F. R., Sousa, A. I., Rosa, P., Zoffoli, M. L., Brunier, G., Gernez, P., & Barillé, L. (2024). Discriminating Seagrasses from Green Macroalgae in European Intertidal Areas Using High-Resolution Multispectral Drone Imagery. In *Remote Sensing* (Vol. 16, Issue 23, p. 4383). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/rs16234383>.
13. Kocur-Bera, K., & Małek, A. (2024). Assessing the Feasibility of Using Remote Sensing Data and Vegetation Indices in the Estimation of Land Subject to Consolidation. In *Sensors* (Vol. 24, Issue 23, p. 7736). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/s24237736>.
14. Yang, S., Kang, R., Xu, T., Guo, J., Deng, C., Zhang, L., Si, L., & Kaufmann, H. J. (2024). Improving Satellite-Based Retrieval of Maize Leaf Chlorophyll Content by Joint Observation with UAV Hyperspectral Data. In *Drones* (Vol. 8, Issue 12, p. 783). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/drones8120783>.
15. Džapo, H., Giannini, R., & Tonković, S. (2007). Reconstruction of the earth surface potential distribution using radial basis functions. In *15th IMEKO TC4 International Symposium on Novelties in Electrical Measurements and Instrumentations* (pp. 11-16).

16. Calhoun, Z. D., Willard, F., Ge, C., Rodriguez, C., Bergin, M., & Carlson, D. (2024). Estimating the effects of vegetation and increased albedo on the urban heat island effect with spatial causal inference. In *Scientific Reports* (Vol. 14, Issue 1). Springer Science and Business Media LLC. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-50981-w>.
17. Aloysius, N., & Geetha, M. (2017). A review on deep convolutional neural networks. In *2017 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP)* (pp. 0588–0592). 2017 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP). IEEE. <https://doi.org/10.1109/iccsp.2017.8286426>.
18. Liu, N., Celik, T., & Li, H.-C. (2022). MSNet: A Multiple Supervision Network for Remote Sensing Scene Classification. In *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* (Vol. 19, pp. 1–5). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <https://doi.org/10.1109/lgrs.2020.3043020>.
19. Kawarkhe, M., & Musande, V. (2014). Performance analysis of possibilistic fuzzy clustering and support vector machine in cotton crop classification. In *2014 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)* (pp. 961–967). 2014 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icacci.2014.6968584>.
20. Hidalgo, D. R., Cortés, B. B., & Bravo, E. C. (2021). Dimensionality reduction of hyperspectral images of vegetation and crops based on self-organized maps. *Information Processing in Agriculture*, 8(2), 310-327.
21. Velychko, D., Osukhivska, H., Palaniza, Y., Lutsyk, N., & Sobaszek, Ł. (2024). Artificial Intelligence Based Emergency Identification Computer System. In *Advances in Science and Technology Research Journal* (Vol. 18, Issue 2, pp. 296–304). Wydawnictwo Naukowe Gabriel Borowski (WNGB). <https://doi.org/10.12913/22998624/184343>.
22. Viovy, N., & Saint, G. (1994). Hidden Markov models applied to vegetation dynamics analysis using satellite remote sensing. In *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* (Vol. 32, Issue 4, pp. 906–917). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <https://doi.org/10.1109/36.298019>.

23. Марюшко, М. В. Я., & Пащенко, Р. Е. (2020). Fractal analysis of Sentinel-2 satellite imagery for monitoring of agricultural crops. *Radioelectronic and computer systems*, (4), 34-47.
24. Khodadadi, N., Towfek, S. K., Zaki, A. M., Alharbi, A. H., Khodadadi, E., Khafaga, D. S., Eid, M. M. (2024). Predicting normalized difference vegetation index using a deep attention network with bidirectional GRU: a hybrid parametric optimization approach. *International Journal of Data Science and Analytics*, 1-28.
25. Ulku, I., Barmpoutis, P., Stathaki, T., & Akagunduz, E. (2020, January). Comparison of single channel indices for U-Net based segmentation of vegetation in satellite images. In *Twelfth International Conference on Machine Vision (ICMV 2019)* (Vol. 11433, pp. 338-345). SPIE.
26. Nuradili, P., Zhou, J., & Melgani, F. (2024). Wetland Segmentation Method for UAV Multispectral Remote Sensing Images Based on SegFormer. In *IGARSS 2024 - 2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium* (pp. 6576–6579). IGARSS 2024 - 2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE. <https://doi.org/10.1109/igarss53475.2024.10642790>.
27. Kemker, R., Salvaggio, C., & Kanan, C. (2017). High-resolution multispectral dataset for semantic segmentation. *arXiv preprint arXiv:1703.01918*.
28. Kemker, R., C. Salvaggio, and C. Kanan. "High-Resolution Multispectral Dataset for Semantic Segmentation." *CoRR*, abs/1703.01918. 2017.
29. Ronneberger, O., P. Fischer, and T. Brox. "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation." *CoRR*, abs/1505.04597. 2015.
30. Kemker, Ronald, Carl Salvaggio, and Christopher Kanan. "Algorithms for Semantic Segmentation of Multispectral Remote Sensing Imagery Using Deep Learning." *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Deep Learning RS Data, 145 (November 1, 2018): 60-77. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.04.014>.
31. Державна служба України з питань праці. Яка відповідальність посадових осіб та працівників за порушення законодавства про охорону праці? [Електронний

ресурс]. URL: <https://dsp.gov.ua/faq/iaka-vidpovidalnist-posadovykh-osib-ta-pratsivnykiv-zaporushennia-zakonodavstva-pro-okhoronu-pratsi> (дата звернення: 03.12.2024).

32. Офіційне інтернет-представництво президента. ЗАКОН УКРАЇНИ №1454-VI "Про внесення змін до статей 21 та 33 Закону України «Про охорону праці»" [Електронний ресурс]. URL: <https://www.president.gov.ua/documents/1454-vi-9118> (дата звернення: 02.12.2024).

33. Lischenko, L., Shevchuk, R., & Filipovich, V. (2022). The technique for satellite monitoring of peatlands in order to determinate their fire hazard and combustion risks. In Ukrainian journal of remote sensing (Vol. 9, Issue 1, pp. 23–32). CASRE of the IGS of NASU. <https://doi.org/10.36023/ujrs.2022.9.1.210>.

ДОДАТКИ

Додаток А
Теза конференції

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя (Україна)
Університет імені П'єра і Марії Кюрі (Франція)
Маріборський університет (Словенія)
Технічний університет у Кошице (Словаччина)
Вільнюський технічний університет ім. Гедимінаса (Литва)
Наукове товариство ім. Т.Шевченка

**АКТУАЛЬНІ ЗАДАЧІ
СУЧАСНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

Збірник
тез доповідей

**ХІІІ Міжнародної науково-практичної
конференції молодих учених та студентів**
11-12 грудня 2024 року



**УКРАЇНА
ТЕРНОПІЛЬ – 2024**

*Матеріали XIII Міжнародної науково-практичної конференції молодих учених та студентів
«АКТУАЛЬНІ ЗАДАЧІ СУЧАСНИХ ТЕХНОЛОГІЙ» – Тернопіль, 11-12 грудня 2024 року*

УДК 681.3, 631.4

Ю.Б. Паляниця, к.т.н., А.С. Гупало

(Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна)

АНАЛІЗ ВЕГЕТАЦІЙНОГО ІНДЕКСУ НА ОСНОВІ МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНИХ ДАНИХ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Y.B. Palianytsia Ph.D, A.S. Hupalo

ANALYSIS OF VEGETATION INDEX BASED ON MULTISPECTRAL DATA USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

У сучасному науковому просторі дослідження методів аналізу вегетаційного індексу з використанням мультиспектральних даних [1] та штучного інтелекту набуває надзвичайної актуальності. Представлена наукова робота розкриває підхід до екологічного та сільськогосподарського моніторингу із застосуванням радіоелектронних засобів, який змінює традиційне розуміння аналізу рослинних екосистем.

Глобальні виклики сучасності такі як зміна клімату, продовольча безпека та необхідність раціонального природокористування висувають принципово нові вимоги до технологій моніторингу навколишнього середовища. Саме тому інтеграція мультиспектральних технологій та штучного інтелекту стає ключовим напрямком наукових досліджень.

Методологічна база дослідження ґрунтується на фундаментальних принципах дистанційного зондування Землі, теорії штучного інтелекту та сучасних концепціях комп'ютерного зору. Центральним інструментом дослідження обрано нейромережу U-Net - архітектуру, яка демонструє винятково високу ефективність у задачах семантичної сегментації зображень [2].

Для дослідження використано унікальний набір мультиспектральних даних Hamlin Beach State Park, який містить сім спектральних каналів. Первинний набір з 18 класів було редуковано до двох цільових - "Рослинність" та "Нерослинність" - що дозволило оптимізувати процес навчання та підвищити точність сегментації.

Процес навчання нейромережі U-Net продемонстрував вражаючі результати. Загальна точність класифікації перевищила 96%, що є хорошим показником для практичного застосування подібних методик. Принципово важливою особливістю розробленого підходу стало використання поблокової сегментації зображень, що дозволило працювати з надвеликими масивами даних без втрати деталізації.

Зокрема, було встановлено, що відсоток рослинного покриття для тестового зображення складає 60,7%. Такі прецизійні вимірювання відкривають нові можливості для екологічного моніторингу за допомогою електронних засобів, прогнозування врожайності та управління природними ресурсами.

Дослідження має комплексний характер і виявляється в інтеграції традиційних індексів (NDVI, EVI, GNDVI) з сучасними технологіями машинного навчання. Розроблений унікальний алгоритм семантичної сегментації демонструє вищу точність порівняно з класичними підходами [3].

Дослідження має певні обмеження, пов'язані з необхідністю значних обчислювальних ресурсів та потребою у високоякісних мультиспектральних даних. Однак самі ці обмеження слугують драйвером для подальших наукових розвідок.

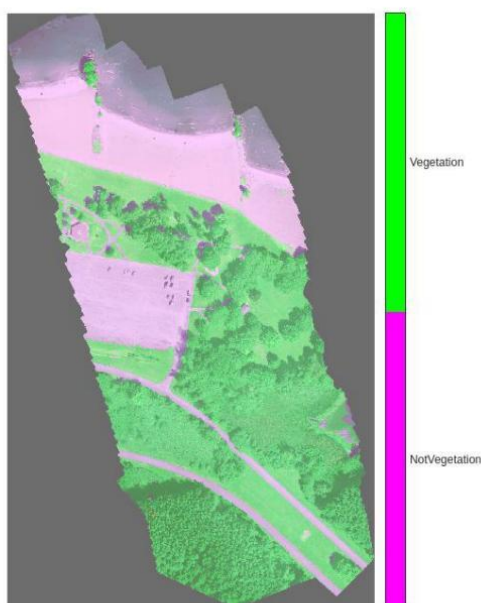


Рисунок 1. Результат сегментації тестового зображення із псевдокольоруванням

Перспективні напрямки включають вдосконалення архітектур нейронних мереж, розширення спектральних діапазонів [4] та розробку інтелектуальних систем [5] прогнозування змін рослинного покриву.

Висновок. Представлене дослідження не лише демонструє технологічні можливості сучасних методів аналізу за допомогою електронних засобів, але й окреслює стратегічні напрямки розвитку міждисциплінарних досліджень на перетині екології, географії, комп'ютерних наук та штучного інтелекту. Поєднання мультиспектральних даних з передовими методами машинного навчання відкриває принципово нові горизонти для детального вивчення стану рослинності, прогнозування екологічних змін та забезпечення раціонального природокористування. Робота має вагоме теоретичне та практичне значення, демонструючи потенціал штучного інтелекту в аналізі вегетаційного індексу та окреслюючи нові напрямки наукового пошуку.

Література

1. Kemker, R., C. Salvaggio, and C. Kanan. "High-Resolution Multispectral Dataset for Semantic Segmentation." CoRR, abs/1703.01918. 2017.
2. Ronneberger, O., P. Fischer, and T. Brox. "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation." CoRR, abs/1505.04597. 2015.
3. Kemker, Ronald, Carl Salvaggio, and Christopher Kanan. "Algorithms for Semantic Segmentation of Multispectral Remote Sensing Imagery Using Deep Learning." ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Deep Learning RS Data, 145 (November 1, 2018): 60-77. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.04.014>.
4. Palaniza, Y., Martseniuk, A. and Yaskiv, V. Active Phased Array Antenna With Parallel Feeder Excitation At 3.7 Ghz. Advances in Electrical and Electronic Engineering, 22(2), 2024, pp.127-133. ISSN 1336-1376. <https://doi.org/10.15598/aeec.v22i2.5290>.
5. Palianytsia Y., I. Lytvynenko, A. Menoub, H. Shymchuk, A Dubchak. Development of an algorithm for identification of damage types on the surface of sheet metal. Proceedings of the The 2nd International Workshop on "Computer Information Technologies in Industry 4.0" (CITI 2024). CEUR Workshop Proceedings. Ternopil, Ukraine, June 12-14, 2024. P.84-96. ISSN 1613-0073.

Матеріали XIII Міжнародної науково-практичної конференції молодих учених та студентів
«АКТУАЛЬНІ ЗАДАЧІ СУЧАСНИХ ТЕХНОЛОГІЙ» – Тернопіль, 11-12 грудня 2024 року

61. О.Ю. Петрик	489
АНАЛІЗ UI/UX РОЗРОБОК ПРИ СТВОРЕННІ ОНЛАЙН-МАГАЗИНІВ	
62. П.С. Градовий; Н.І. Поліник; І.Р. Козбур; Ю.Б. Капаціла	490
АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ В АВТОМАТИЗОВАНИХ СИСТЕМАХ ГЕОПОЗИЦІЮВАННЯ	
63. Р.О. Жаровський, І.В. Марценюк; А.М. Паламар	492
КОМП'ЮТЕРИЗОВАНА СИСТЕМА ВІЯВЛЕННЯ НЕБЕЗПЕЧНИХ КОНЦЕНТРАЦІЙ МЕТАНУ НА ОСНОВІ СЕНСОРНИХ МЕРЕЖ	
64. Р.П. Вархоляк	493
ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ СИСТЕМ АВТОМАТИЗАЦІЇ ДЛЯ КОНТРОЛЮ ТИСКУ ТА ТЕМПЕРАТУРИ В ПРОМИСЛОВИХ УМОВАХ	
65. Р.С. Липянич, Б.М. Липа, О.В.Мардинавка	495
ШЛЯХИ УДОСКОНАЛЕННЯ ВІЯВЛЕННЯ ВТОРГНЕНЬ В МЕРЕЖЕВИХ IDS СИСТЕМАХ	
66. Ростислав Трембач, Віталій Ковалик, Ростислав Гвоздецький, Інна Кобринчук	497
АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА ДІАГНОСТУВАННЯ ПРОЦЕСІВ ТЕПЛООБМІНУ В НАЗЕМНИХ ДІЛЯНКАХ ТРУБОПРОВОДІВ	
67. С. Вінтонів; Є. Тиш	500
ПРОЄКТУВАННЯ ТА РОЗРОБКА АРІ ДЛЯ ПЛАТФОРМИ ОБМІНУ КНИГАМИ	
68. Станько А.А., докт. філософії, Дудирев Д.Ю., Козачок М.В.	501
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ ТРАФІКОМ НА ОСНОВІ ІОТ	
69. Станько А.А., Козак С.І., Кульчицький С.З.	503
ІНДУСТРІЯ 5.0: ЛЮДИНОЦЕНТРИЧНИЙ ПІДХІД У ДОБУ ТЕХНОЛОГІЧНОЇ РЕВОЛЮЦІЇ	
70. Т.О. Шпота; О.В. Палка	505
ОГЛЯД ТЕХНОЛОГІЙ АНАЛІЗУ ДАНИХ	
71. Ю. Б. Паляниця, Н.О. Брозь	506
СПОСІБ ЗАХИСТУ ВІД КОМБІНОВАНИХ ЗАВАД ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ СИСТЕМ КОМУНІКАЦІЇ НА БЛИЗЬКИХ ВІДСТАНЯХ	
72. Ю.Б. Гладь, Н.Б. Гашин, С.В.Гладь, Н.Р.Крива	508
КЕРУВАННЯ ПОЗИЦІОНУВАННЯМ АНТЕННОЇ СИСТЕМИ	
73. Ю. Б. Паляниця, Н.О. Брозь	510
АНАЛІЗ ВЕГЕТАЦІЙНОГО ІНДЕКСУ НА ОСНОВІ МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНИХ ДАНИХ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ	
74. Я. В. Мозговий, О. О. Базиль	512
ПРОЦЕДУРНА ГЕНЕРАЦІЯ В ІГРАХ: МОЖЛИВОСТІ ДЛЯ СТВОРЕННЯ НЕСКІНЧЕННИХ СВІТІВ	
75. Я.І. Музичишин	514
МЕТОДИ РОЗПІЗНАВАННЯ ВІЛЬНИХ ПАРКОМІСЦЬ	
76. Ю.Р. Курчак, О.Р. Кучма	517
МОДЕЛЮВАННЯ ТА АНАЛІЗ СИСТЕМИ РЕКОМЕНДАЦІЙ НА ВЕБ-САЙТІ НА ОСНОВІ ТЕОРІЇ ГРАФІВ І СТАТИСТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ	
77. Яцишин В.В. Демиденко А.О., Яцишин Вік. В.	520
ПІДХОДИ ДО ВІЯВЛЕННЯ АНОМАЛІЙ ТРАФІКУ У КОМП'ЮТЕРНИХ МЕРЕЖАХ	
78. Ю.Б. Максим'як	521
РОЗРОБКА ПРОГРАМНОЇ ПЛАТФОРМИ ДЛЯ МІСЦЕВОЇ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ЦЕНТРАЛІЗОВАНОГО ОПОВІЩЕННЯ	
82. М.Б. Ганчар, Х.І. Прийдун, В.П. Ясній	523
ДИНАМІЧНІ ВЛАСТИВОСТІ ПРУЖНОЇ СИСТЕМИ ГОЛОВНОГО ПРИВОДУ ТОКАРНО-РЕВОЛЬВЕРНОГО ВЕРСТАТУ З ЧПК	