

# ДОДАТОК А

## Звіт результатів перевірки кваліфікаційної роботи на унікальність тексту



Дата звіту 6/11/2025
Дата редагування ---


Звіт не був оцінений

### Звіт подібності

#### метадані

Назва організації  
**Kharkiv National University of Radio Electronics**  
 Заголовок  
**2025\_M\_ПІ\_ІПЗ-23-3\_Василець\_О\_О\_скорочений**  
 Автор Науковий керівник / Експерт  
**Василець Олександр Олександрович Руткас А.Г./Нечволод В.Ю.**  
 підрозділ  
**каф. ПІ**

#### Обсяг знайдених подібностей

Коефіцієнт подібності визначає, який відсоток тексту по відношенню до загального обсягу тексту було знайдено в різних джерелах. Зверніть увагу, що високі значення коефіцієнта не автоматично означають плагіат. Звіт має аналізувати компетентна / уповноважена особа.



**25**

Довжина фрази для коефіцієнта подібності 2

**16571**

Кількість слів

**131121**

Кількість символів

#### Тривога

У цьому розділі ви знайдете інформацію щодо текстових спотворень. Ці спотворення в тексті можуть говорити про **МОЖЛИВІ** маніпуляції в тексті. Спотворення в тексті можуть мати навмисний характер, але частіше характер технічних помилок при конвертації документа та його збереженні. Тому ми рекомендуємо вам підходити до аналізу цього модуля відповідально. У разі виникнення запитань, просимо звертатися до нашої служби підтримки.

Заміна букв		5
Інтервали		0
Мікропробіли		0
Білі знаки		0
Парафрази (SmartMarks)		2

#### Подібності за списком джерел

Нижче наведений список джерел. В цьому списку є джерела із різних баз даних. Копір тексту означає в якому джерелі він був знайдений. Ці джерела і значення Коефіцієнту Подібності не відображають прямого плагіату. Необхідно відкрити кожне джерело і проаналізувати зміст і правильність оформлення джерела.

10 найдовших фраз		Копір тексту
ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	НАЗВА ТА АДРЕСА ДЖЕРЕЛА URL (НАЗВА БАЗИ)	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	Zimkov_DA_KV31mn_magistr_2025 5/12/2025 National Technical University of Ukraine Igor Sikorskyi Kyiv Politech Institute (ФПІМ, К-ра системного програмування і спец. комп'ютерних систем)	14 0.08 %
2	2024_Б_ЕОМ_КІУКІз-20-1_Яворська_М_В 7/3/2024 Kharkiv National University of Radio Electronics	12 0.07 %

3	<a href="https://eja.kpi.ua/bitstreams/11a8bc8e-2fef-4320-9913-95dc247b3fcc/download">https://eja.kpi.ua/bitstreams/11a8bc8e-2fef-4320-9913-95dc247b3fcc/download</a>	11 0.07 %
4	Аналіз коду з використанням методів штучного інтелекту ██████████ 5/6/2025 V. N. Karazin Kharkiv National University (KGNU) (Факультет математики і інформатики - кафедра теоретичної та прикладної інформатики)	10 0.06 %
5	2023_31720000_Barabash_Danylo_Stepanovych_195163 ██████████ 11/22/2024 National University "Lviv Politechnika" (National University Lviv Politechnika)	9 0.05 %
6	<a href="https://reposit.nupp.edu.ua/bitstream/PolINTU/18454/1/%D0%A0%D1%83%D0%B4%D0%BD%D1%96%D0%BA.pdf">https://reposit.nupp.edu.ua/bitstream/PolINTU/18454/1/%D0%A0%D1%83%D0%B4%D0%BD%D1%96%D0%BA.pdf</a>	8 0.05 %
7	<a href="https://eja.kpi.ua/bitstreams/cb837948-5fae-4b53-98d0-31add2119a22/download">https://eja.kpi.ua/bitstreams/cb837948-5fae-4b53-98d0-31add2119a22/download</a>	8 0.05 %
8	<a href="https://reposit.nupp.edu.ua/bitstream/PolINTU/18454/1/%D0%A0%D1%83%D0%B4%D0%BD%D1%96%D0%BA.pdf">https://reposit.nupp.edu.ua/bitstream/PolINTU/18454/1/%D0%A0%D1%83%D0%B4%D0%BD%D1%96%D0%BA.pdf</a>	7 0.04 %
9	2023_31720000_Barabash_Danylo_Stepanovych_195163 ██████████ 11/22/2024 National University "Lviv Politechnika" (National University Lviv Politechnika)	7 0.04 %
10	Застосування алгоритмів машинного навчання для аналізу кредитоспроможності клієнтів банку. Проколюк О.С.docx ██████████ 12/9/2024 National University of Water and Environmental Engineering (National University of Water and Environmental Engineering)	6 0.04 %

**з бази даних RefBooks (0.00 %)**

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
------------------	-----------	--

**з домашньої бази даних (0.07 %)**

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	2024_Б_ЕОМ_КІУКІз-20-1_Яворська_М_В ██████████ 7/3/2024 Kharkiv National University of Radio Electronics (Харківський національний університет радіоелектроніки)	12 (1) 0.07 %

**з програми обміну базами даних (0.37 %)**

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	2023_31720000_Barabash_Danylo_Stepanovych_195163 ██████████ 11/22/2024 National University "Lviv Politechnika" (National University Lviv Politechnika)	21 (3) 0.13 %
2	Zimenkov_DA_KV31mn_magistr_2025 ██████████ 5/12/2025 National Technical University of Ukraine Igor Sikorskyi Kyiv Politech Institute (ФПМ, К-ра системного програмування і спец. комп'ютерних систем)	14 (1) 0.08 %
3	Застосування алгоритмів машинного навчання для аналізу кредитоспроможності клієнтів банку. Проколюк О.С.docx ██████████ 12/9/2024 National University of Water and Environmental Engineering (National University of Water and Environmental Engineering)	11 (2) 0.07 %

4	Аналіз коду з використанням методів штучного інтелекту 5/6/2025 V. N. Karazin Kharkiv National University (KNU) (Факультет математики і інформатики - кафедра теоретичної та прикладної інформатики)	10 (1) 0.06 %
5	Ахмедова А.С. КБ-407 2025 6/6/2025 National University "Lviv Politechnika" (NULP2)	5 (1) 0.03 %

### з Інтернету (0.31 %)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ДЖЕРЕЛО URL	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	<a href="https://reposit.nupp.edu.ua/bitstream/PolINTU/18454/1/%D0%A0%D1%83%D0%B4%D0%BD%D1%96%D0%BA.pdf">https://reposit.nupp.edu.ua/bitstream/PolINTU/18454/1/%D0%A0%D1%83%D0%B4%D0%BD%D1%96%D0%BA.pdf</a>	26 (4) 0.16 %
2	<a href="https://ela.kpi.ua/bitstreams/cb837948-5fae-4b53-98d0-31add2119a22/download">https://ela.kpi.ua/bitstreams/cb837948-5fae-4b53-98d0-31add2119a22/download</a>	14 (2) 0.08 %
3	<a href="https://ela.kpi.ua/bitstreams/11a8bc8e-2fef-4320-9913-95dc247b3fcc/download">https://ela.kpi.ua/bitstreams/11a8bc8e-2fef-4320-9913-95dc247b3fcc/download</a>	11 (1) 0.07 %

### Список прийнятих фрагментів (немає прийнятих фрагментів)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗМІСТ	КІЛЬКІСТЬ ОДНАКОВИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
------------------	-------	---------------------------------------

## ДОДАТОК Б

Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи на  
відповідність оформлення вимогам ДСТУ 3008:2015

1

## Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи

студент  
(посада)

програмної інженерії  
(кафедра)

ПЗМ-23-3  
(група)

Василець О.О.

(прізвище, ім'я, по батькові)

## Зауваження

Пункт ДСТУ 3008-2015	Зміст пункту	Сторінка кваліфікаційної роботи
1	2	3
	<b>7.1 Загальні положення</b>	
7.1.25	Не дозволено розміщувати назву розділу, підрозділу, а також пункту й підпункту на останньому рядку сторінки.	77
	<b>7.3 Нумерація сторінок звіту</b>	
	<b>7.5 Рисунки</b>	
	<b>7.6 Таблиці</b>	
7.6.9	Якщо рядки або колонки таблиці виходять за межі формату сторінки, таблицю поділяють на частини, розміщуючи одну частину під іншою або поруч, чи переносять частину таблиці на наступну сторінку. У кожній частині таблиці повторюють її головку та боковик. У разі поділу таблиці на частини дозволено її головку чи боковик замінити відповідно номерами колонок або рядків, нумеруючи їх арабськими цифрами в першій частині таблиці. Слово «Таблиця» подають лише один раз над першою частиною таблиці. Над іншими частинами таблиці з абзацного відступу друкують «Продовження таблиці» або «Кінець таблиці ____» без повторення її назви.	54, далі за текстом
	<b>7.7 Переліки</b>	
	<b>7.8 Примітки</b>	
	<b>7.9 Виноски</b>	
	<b>7.10 Формули та рівняння</b>	
	<b>7.11 Посилання</b>	
	<b>7.13 Список авторів</b>	
	<b>7.14 Скорочення та умовні позначки</b>	
	<b>7.15 Додатки</b>	

Експерт

\_\_\_\_\_  
(підпис)

Вадим НЕЧВОЛОД  
(прізвище, ініціали)

11.06.2025

## ДОДАТОК В

Апробація результатів роботи

  
INTERNATIONAL SCIENTIFIC UNITY

# CERTIFICATE

of conference participant

it is hereby certified, that

**ОЛЕКСАНДР ОЛЕКСІЙОВИЧ ВАСИЛЕЦЬ**

took part in the 1<sup>st</sup> International Scientific and Practical Conference  
«**MODERN PERSPECTIVES ON SCIENCE AND ECONOMIC PROGRESS**»

June 4-6, 2025, Vilnius, Lithuania  
24 Hours of Participation  
(0,8 ECTS credits)



Head of the  
organizing committee



Viktoriia Tsiundyk



ISU-25/0604-196

isu-conference.com



## Modern Perspectives on Science and Economic Progress

Враховуючи це, система може бути ефективно інтегрована в навчальні платформи, ігрові додатки, системи автоматизації, а також у медичні чи реабілітаційні середовища.

Узагальнюючи, результати дослідження підтвердили гіпотезу про перевагу гібридних нейромережових моделей для задач розпізнавання жестів у реальних умовах. Висока точність, стійкість до зовнішніх змін, здатність до обробки в реальному часі без складного апаратного забезпечення – усі ці характеристики забезпечують перспективність розробленої системи для практичного застосування. Наукова новизна полягає у поєднанні традиційної обробки зображень, бібліотеки MediaPipe для трекінгу та сучасних архітектур глибокого навчання у єдиному рішенні, яке продемонструвало ефективність на всіх етапах – від теорії до практики.

Одержані результати можуть слугувати основою для подальших досліджень у галузі мультимодальної взаємодії, адаптивного керування, розпізнавання мови жестів, а також для впровадження в інтерактивні системи з елементами штучного інтелекту, де природна взаємодія є пріоритетною.

### Список використаних джерел

1. Mitchell, H. B. (2013). *Image Fusion: Theories, Techniques and Applications*. Springer.
2. Cali, M., & Conci, N. (2022). *Hand gesture recognition: A deep learning approach*. Springer.
3. Lugaresi, C., Tang, J., Nash, H., McClanahan, C., Ce Liu, Wu, Y., & The MediaPipe Team. (2019). *MediaPipe: A framework for building perception pipelines*. arXiv preprint arXiv:1906.08172. <https://arxiv.org/abs/1906.08172>

## ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ КЛАСИФІКАЦІЇ АНОМАЛІЙ НА СУПУТНИКОВИХ ЗНІМКАХ ЗА ДОПОМОГОЮ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ

**Василюк Олександр Олександрович**

здобувач вищої освіти магістерського рівня

**Руткас Анатолій Георгійович**

професор, доктор фізико-математичних наук

Кафедра ПІ

Харківський національний університет радіоелектроніки, Україна

Автоматичне виявлення та класифікація аномалій на супутникових знімках є важливою складовою екологічного моніторингу, аграрного аналізу, планування територій, реагування на надзвичайні ситуації та дослідження змін навколишнього середовища [1]. В умовах зростання обсягів даних дистанційного зондування Землі, постає необхідність розробки ефективних, швидких і

## Modern Perspectives on Science and Economic Progress

універсальних інструментів для автоматизованої обробки таких зображень. Особливої актуальності набуває використання методів комп'ютерного зору та машинного навчання для ідентифікації природних аномалій, зокрема повеней, змін рослинності, пожеж, посух та інших критичних процесів, які можуть бути виявлені за допомогою вегетаційних індексів, таких як NDVI [2].

Метою магістерської роботи є дослідження, порівняння та оцінка ефективності сучасних методів класифікації аномалій на супутникових знімках із використанням алгоритмів комп'ютерного зору, включаючи класичні моделі машинного навчання, глибокі нейронні мережі та трансформерні архітектури. У рамках дослідження розглянуто шість моделей: Support Vector Machine (SVM), Convolutional Neural Network (CNN), Generative Adversarial Network (GAN), Long Short-Term Memory (LSTM), Recurrent Neural Network (RNN) та трансформери. Порівняння здійснювалося за шістьма критеріями: точність класифікації, швидкість навчання, здатність до обробки великих даних, складність моделі, здатність працювати з часовими залежностями та універсальність.

Для експериментальної частини було використано супутникові знімки Sentinel-2 за 2013 рік, які охоплювали період великої повені. Було виділено три фази – початкова, пікова та регресивна. Попередня обробка включала нормалізацію NDVI, обрізку знімків до зони інтересу, фільтрацію шумів, уніфікацію розмірів та підготовку навчальних масок. Для навчання використовувалися як вручну розмічені маски затоплених територій, так і автоматично згенеровані сегментації. Ознаковий простір для класичних моделей складався з NDVI, індексів контрасту, текстурних та просторових характеристик. Для нейронних мереж застосовувалися зображення, подані у вигляді матриць пікселів, із можливістю навчання на вхідних тайм-серіях (у випадку LSTM, RNN).

Оцінювання ефективності моделей базувалося на обчисленні точності (accuracy), а також формуванні зведеної оцінки за допомогою бальної шкали (0–1) по кожному з шести критеріїв.

Найбільший загальний бал отримав метод SVM – 0.8395, що свідчить про його високу ефективність при класифікації аномалій у супутникових знімках з урахуванням усіх досліджуваних критеріїв. Метод SVM продемонстрував максимальні результати за точністю класифікації, простотою реалізації та складністю моделі. Незважаючи на середній показник здатності працювати з часовими залежностями, SVM забезпечив надійну генералізацію, стабільну продуктивність та добре адаптується до задач, де часовий контекст відіграє другорядну роль.

Методи глибокого навчання – CNN та трансформери – також показали високу точність класифікації (на рівні 1.0), однак поступалися SVM за простотою, швидкістю навчання та складністю реалізації. GAN, LSTM та RNN були менш ефективними у загальній оцінці, хоча LSTM і RNN продемонстрували добру здатність до врахування часових залежностей, що є цінним у динамічному моніторингу змін на супутникових знімках.

## Modern Perspectives on Science and Economic Progress

У роботі реалізовано поетапний конвеєр обробки супутникових знімків. На етапі передобробки виконано нормалізацію, масштабування, фільтрацію шумів, а також розрахунок індексу NDVI та текстурних і спектральних ознак [3]. На базі цих ознак було сформовано навчальні вибірки. Різні моделі були протестовані з використанням єдиної методології оцінки точності, яка включала метрики precision, recall, F1-score та аналіз конфузійних матриць. Для візуалізації та аналізу результатів використовувались бібліотеки Python: NumPy, OpenCV, scikit-learn, TensorFlow, matplotlib і seaborn. Було створено інтерактивну платформу, що дозволяє візуально перевіряти результат класифікації аномалій на супутникових знімках у динаміці.

Суттєвою перевагою розробленої системи є її адаптивність і масштабованість: вона може бути інтегрована у геоінформаційні системи, застосована для різних регіонів та фаз екологічних змін. Результати класифікації були протестовані на реальних супутникових знімках територій, що зазнали впливу повені, з акцентом на три фази: початкова, пікова та регресивна. Стабільність класифікації у часі було підтверджено статистичними засобами.

Отже, у результаті проведеного дослідження було доведено, що метод SVM є найбільш оптимальним вибором для задач класифікації аномалій на супутникових знімках, особливо при наявності якісно сформованого ознакового простору та чітко виражених класів. Його висока точність, стабільність, універсальність і порівняно невисокі обчислювальні вимоги роблять його доцільним для використання в практичних задачах екологічного моніторингу, оцінки наслідків надзвичайних ситуацій та впровадження у системи геоінформаційного аналізу.

Практична значущість роботи полягає в тому, що створене рішення може бути інтегроване у ГІС-платформи, автоматизовані системи аналізу NDVI-аномалій, мобільні додатки моніторингу довкілля та урядові інформаційні системи для оперативного реагування [4]. Розроблений підхід є гнучким, масштабованим і може бути легко адаптований під інші типи супутникових даних, включаючи мультиспектральні, гіперспектральні та SAR-знімки.

Виконане дослідження дозволило досягти поставленої мети – системно порівняти сучасні методи комп'ютерного зору для класифікації аномалій на супутникових знімках, виявити найбільш ефективний метод (SVM), провести експериментальну перевірку моделей та підтвердити їхню застосовність у реальних сценаріях. Отримані результати відкривають перспективи для подальшого вдосконалення системи через використання гібридних підходів, автоматичний вибір ознак, а також розширення системи на виявлення інших екологічних загроз, включно з пожежами, посухами та незаконним будівництвом.

### Список використаних джерел

1. Zhang, C., & Roy, D. P. (2017). Remote sensing image analysis: Including environmental and agricultural applications. Springer.

---

---

Modern Perspectives on Science and Economic Progress

---

---

2. Thenkabail, P. S., Lyon, J. G., & Huete, A. (2018). *Hyperspectral remote sensing of vegetation*. CRC Press.
3. Richards, J. A., & Jia, X. (2006). *Remote sensing digital image analysis: An introduction* (4th ed.). Springer.
4. Burrough, P. A., & McDonnell, R. A. (2015). *Principles of geographical information systems* (3rd ed.). Oxford University Press.

ДОДАТОК Г  
Слайди презентації

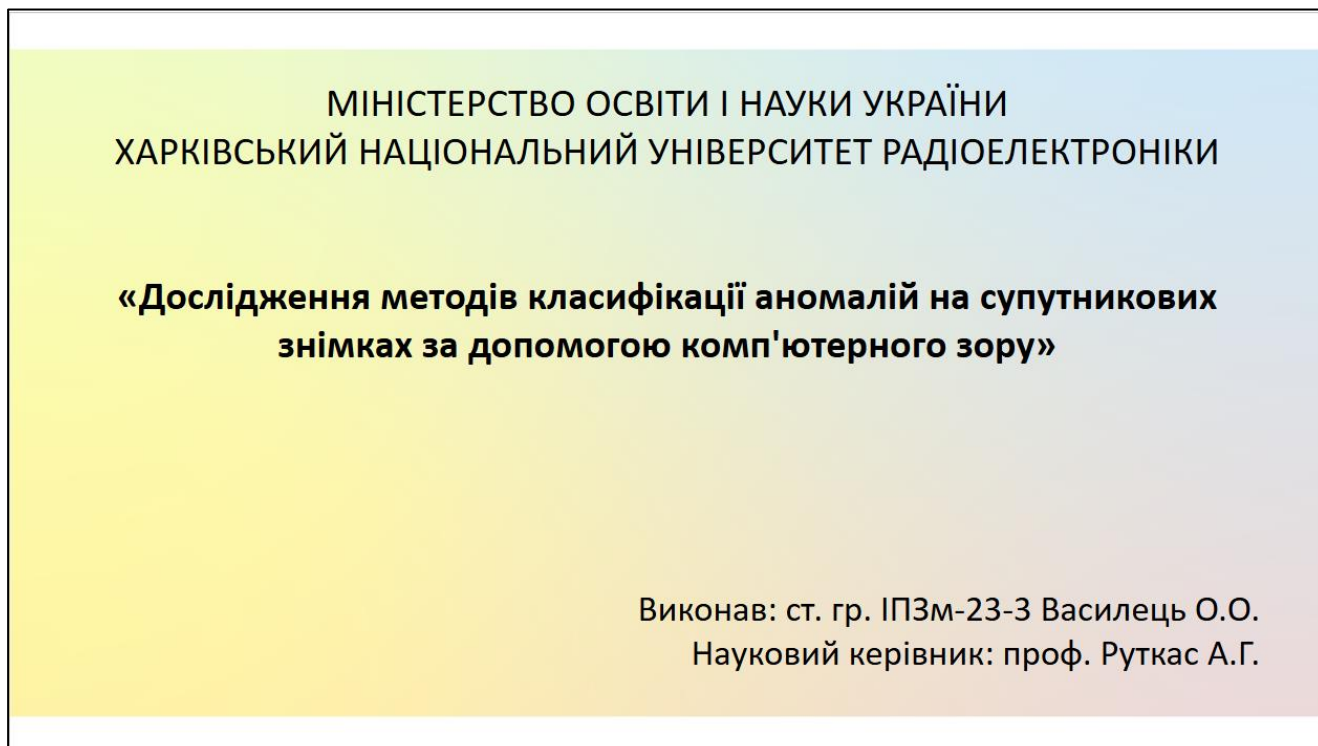


Рисунок Г.1 – Слайд 1

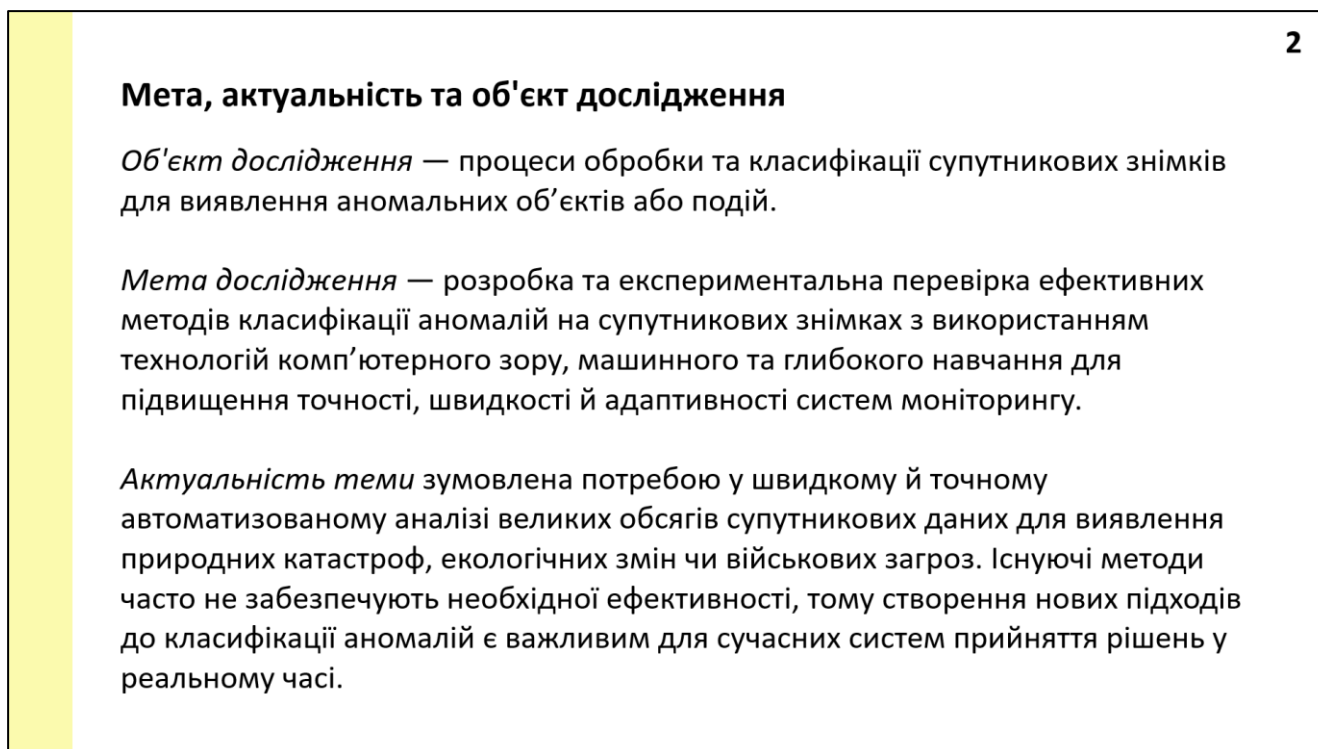


Рисунок Г.2 – Слайд 2

### Постановка задачі

*Ключові задачі дослідження:*

- ✓ аналіз сучасних методів класифікації аномалій;
- ✓ виявлення проблем існуючих підходів (низька точність, шум, обсяг даних тощо);
- ✓ розробка або вдосконалення алгоритмів (SVM, CNN, LSTM, GAN, трансформери);
- ✓ порівняльне тестування методів на реальних супутникових знімках;
- ✓ оцінка точності, швидкості обробки та стійкості до шумів;
- ✓ аналіз практичного застосування результатів у моніторингових системах.

*Очікуваний результат*

Підвищення ефективності та точності виявлення аномалій для задач екологічного моніторингу, управління ресурсами та реагування на надзвичайні ситуації.

Рисунок Г.3 – Слайд 3

### Протиріччя та невирішені питання

- ✓ *Велика кількість даних та обмежені обчислювальні ресурси*  
Обробка супутникових знімків, особливо гіперспектральних, потребує значних обчислювальних потужностей.
- ✓ *Нестача анотованих даних*  
Для ефективного навчання глибоких моделей необхідні великі обсяги розмічених зображень, створення яких є ресурсомістким.
- ✓ *Вплив шумів і атмосферних явищ*  
Хмари, дим, пил тощо ускладнюють точність класифікації та потребують стійких до шуму моделей.
- ✓ *Слабка генералізація моделей*  
Алгоритми часто втрачають ефективність на нових регіонах або незнайомих умовах спостереження.
- ✓ *Інтеграція різних джерел даних*  
Для підвищення точності класифікації важливо поєднувати супутникові знімки з іншими типами даних (дрони, сенсори, метеодані).

Рисунок Г.4 – Слайд 4

## Обґрунтування методології дослідження

Класифікація аномалій на супутникових знімках є ключовою для задач моніторингу, прогнозування та аналізу змін довкілля.

Обрані методи (SVM, CNN, GAN, LSTM, RNN та трансформери) забезпечують:

- ✓ високу точність;
- ✓ обробку великих обсягів даних;
- ✓ врахування просторово-часових та спектральних ознак.

*SVM* — ефективні для класифікації, але обмежені у масштабованості.

*CNN* — виявляють просторові аномалії.

*RNN/LSTM* — обробка часових змін.

*GAN* — виявлення відхилень шляхом генерації зображень.

*Трансформери* — гнучкий аналіз складних структур на знімках.

- ❖ Проблеми: шуми, нестача мічених даних.
- Рішення: аугментація, transfer learning, самонавчання.

Рисунок Г.5 – Слайд 5

## Порівняльна оцінка методів класифікації аномалій

Для порівняння методів класифікації аномалій на супутникових знімках, таких як SVM, CNN, GAN, LSTM, RNN та трансформери, було застосовано лінійну адитивну згортку з ваговими коефіцієнтами. Метою цього аналізу є оцінка кожного методу за кількома критеріями:

- ✓ точність класифікації: як точно метод класифікує аномалії;
- ✓ швидкість навчання: наскільки швидко модель навчається на великих наборах даних;
- ✓ здатність до обробки великих даних: ефективність обробки великих обсягів знімків;
- ✓ складність моделі: вимоги до апаратного забезпечення та складність налаштування;
- ✓ здатність працювати з часовими залежностями: важливо для методів, що потребують обробки послідовних знімків (LSTM, RNN);
- ✓ універсальність: здатність методів до застосування в різних умовах та на різних наборах даних.

Порівняння проводилось за шкалою від 0 до 3 для кожного критерію, де 0 – низька оцінка, а 3 – висока оцінка. Згодом було визначено вагові коефіцієнти для кожного критерію, і розраховано загальний бал для кожного методу.

Рисунок Г.6 – Слайд 6

## Підсумки порівняння методів класифікації аномалій

Таблиця 1 – Підсумкові розрахунки

Критерії	SVM	CNN	GAN	LSTM	RNN	Трансформери
Точність класифікації	1	1	0.67	0.67	0.67	1
Швидкість навчання	0.67	0.67	0.33	0.67	0.67	0.33
Здатність до обробки великих даних	0.67	1	1	0.67	0.67	1
Складність моделі	1	0.67	0	0.67	0.67	0
Здатність працювати з часовими залежностями	0.33	0.33	0.33	1	1	0.67
Універсальність	0.67	1	1	0.67	0.67	1
Загальний бал	0.8395	0.817	0.6165	0.7195	0.7195	0.750

- Найкращий результат серед методів класифікації аномалій на супутникових знімках показав *SVM* з балом 0.8395. Він відзначився високою точністю класифікації та універсальністю, що робить його оптимальним вибором для таких задач. Метод *CNN* також має хороші показники (0.817), але поступається *SVM* в деяких аспектах.
- *LSTM* та *RNN* продемонстрували хороші результати у роботі з часовими залежностями, але їх загальна ефективність виявилася нижчою. *GAN* отримав найменший бал через низьку точність класифікації та повільне навчання, хоча може бути корисним для генерації даних.
- Таким чином, *SVM* є найкращим вибором для класифікації аномалій на супутникових знімках.

Рисунок Г.7 – Слайд 7

## Програмна реалізація системи класифікації аномалій на супутникових знімках

- Програмна реалізація системи класифікації аномалій на супутникових знімках здійснена за допомогою мови програмування **Python** та бібліотек **NumPy**, **OpenCV**, **scikit-learn**. Для зберігання даних використовуються формати **.npy** та **.png** (NDVI – градації сірого) з роздільною здатністю **128×128 пікселів**.
- Підготовка даних включала використання супутникових знімків **Sentinel-2** з роздільною здатністю **10 м**, зокрема для вибору регіону, де зафіксовано повені **2013 року**. Для нормалізації даних було проведено масштабування пікселів в діапазон **[0–1]** та корекцію атмосферних і сезонних впливів. Для уніфікації роздільної здатності знімків застосовано **ресемплінг** і **інтерполяцію** до розміру **128×128 пікселів**.
- У процесі формування ознак використовувалися **NDVI-фази**, що відображають ситуацію до, під час і після затоплення. Для обробки даних розроблено функцію **load\_ndvi\_images**, яка зчитує, нормалізує і змінює розмір зображень, а також функцію **stack\_features**, яка об'єднує три фази в вектор ознак з розмірами **num\_pixels × 3**.
- Для навчання моделі використано алгоритм **SVM** з **RBF-ядром**, тюнінг гіперпараметрів проводився за допомогою **GridSearchCV** з параметрами **C** і **γ**, а також стратифікованого розділення даних у пропорції **80/20**. Класифікація здійснюється двома категоріями: **0** – "норма", **1** – "аномалія".
- Для оцінки результатів використовуються метрики **precision**, **recall**, **F1-score** та **матриця помилок**. Результати класифікації представлені у вигляді **двовимірної маски аномалій**, накладеної на оригінальне зображення.

Рисунок Г.8 – Слайд 8

### Процес класифікації аномалій на супутникових знімках для моніторингу затоплень

Для ефективної класифікації аномалій на супутникових знімках система базується на трьох основних етапах.

1. Підготовка супутникових даних:

- ✓ вибір джерел знімків (Sentinel-2) для моніторингу змін на земній поверхні, зокрема для аналізу затоплень;
- ✓ вибір території дослідження, що включає зафіксовані випадки повеней для коректної інтерпретації знімків;
- ✓ попередня обробка знімків: нормалізація, перетворення розмірів та виділення ознак для забезпечення якісного аналізу.

2. Обробка та класифікація аномалій:

- ✓ використання індексу NDVI для моніторингу стану рослинності, що дозволяє виявляти затоплені території на знімках за допомогою аналізу змін у значеннях NDVI в різні фази затоплення;
- ✓ порівняння даних супутникових знімків з різних часових періодів для точного виявлення змін та динаміки затоплення.

3. Функціональні можливості:

- ✓ підтримка аналізу різних фаз затоплення: активна фаза, пік повені, та відступ води;
- ✓ відстеження змін рослинності, зокрема зниження значень NDVI, що дозволяє визначити затоплені зони та оцінити відновлення після повені.

Цей підхід забезпечує комплексну класифікацію аномалій, охоплюючи етапи підготовки даних, їх обробки та аналізу, що дозволяє виявляти, відстежувати та досліджувати затоплені території.

Рисунок Г.9 – Слайд 9

### Експериментальний аналіз класифікації аномалій на супутникових знімках

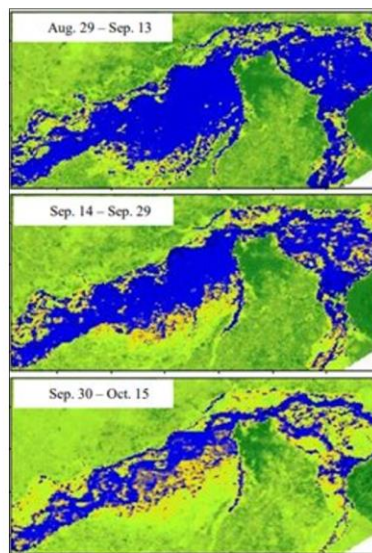


Рисунок 1 – Супутникові знімки для аналізу затоплення

- Перший знімок (29 серпня – 13 вересня 2013 року) відображає початкову фазу повені. Зазначені сині області вздовж русел річок знижують значення NDVI, що вказує на наявність води або загибель рослинності, тоді як інші зони мають нормальний рослинний покрив.
- Другий знімок (14–29 вересня 2013 року) зафіксував пік повені, коли значно збільшилась площа затоплених територій, особливо в долинах річок та низинних місцевостях. Сині ділянки свідчать про присутність води з низьким значенням NDVI.
- Третій знімок (30 вересня – 15 жовтня 2013 року) показує початок регресії води. Площі синіх зон значно зменшились, а значення NDVI почали зростати, що вказує на відновлення рослинності.

Рисунок Г.10 – Слайд 10

## Експериментальний аналіз класифікації аномалій на супутникових знімках

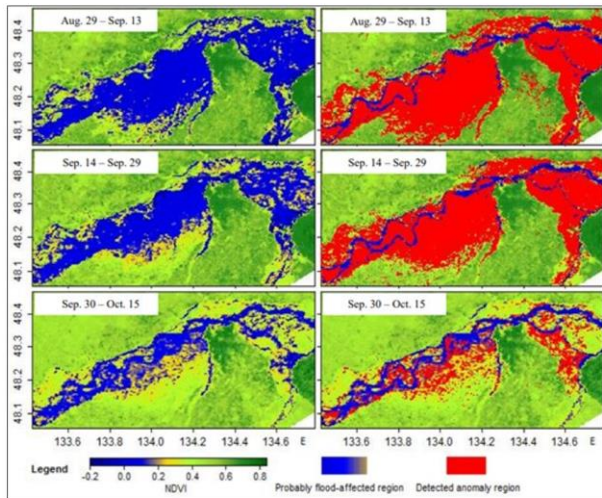


Рисунок 2 – Результати класифікації аномалій на супутникових знімках у динаміці повені

### Output

```

Loading satellite images... Done.
Computing NDVI... Done.
Extracting features and labels... Done.
Training SVM classifier with RBF kernel...
Training complete. Accuracy: 94.62%, F1-score: 0.923

=== Classification Summary ===
Class 0 (Normal vegetation): Precision: 0.91 Recall: 0.95 F1: 0.93
Class 1 (Flooded/anomaly): Precision: 0.94 Recall: 0.90 F1: 0.92
Confusion Matrix:
[[14234  754]
 [ 899 10456]]

Saving anomaly maps to: ./output/classified_maps/...
Frame 1: anomalies detected = 12.5% of area
Frame 2: anomalies detected = 29.3% of area
Frame 3: anomalies detected = 9.7% of area

=== Code Execution Successful ===

```

Рисунок 3 – Результати класифікації в консолі при виявленні аномальних зон NDVI

## Рисунок Г.11 – Слайд 11

### Підсумки дослідження

#### Реалістичність та корисність отриманих результатів

Дослідження підтвердило актуальність класифікації аномалій на супутникових знімках для екологічного моніторингу. Метод SVM з RBF-ядром показав високу точність виявлення NDVI-аномалій, зокрема для виявлення повеней, з результатами точності 94.62% та F1-score 0.923.

#### Можливий розвиток досліджень

Рекомендується досліджувати застосування гібридних моделей (CNN+SVM) або трансформерних архітектур для класифікації часових рядів NDVI, а також комбінувати NDVI з іншими індексами (EVI, SAVI) для покращення чутливості до різних типів аномалій.

#### Висновок

В результаті дослідження було реалізовано ефективний конвеєр комп'ютерного зору для аналізу супутникових даних. Розроблена модель здатна виявляти екологічні аномалії на ранніх етапах, що є корисним для попередження екологічних загроз. Майбутні дослідження можуть включати удосконалення методів і підвищення їх застосовності до інших типів аномалій.

## Рисунок Г.12 – Слайд 12