

Міністерство освіти і науки України  
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет комп'ютерної інженерії та управління  
(повна назва)

Кафедра електронних обчислювальних машин  
(повна назва)

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**  
**Пояснювальна записка**

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Модель покращення якості супутникових знімків

(тема)

Виконав:

студент II курсу, групи СПМ-22-2  
Шевченко Б.С.  
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»  
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна  
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Системне програмування  
(повна назва освітньої програми)

Керівник: доц. Філімончук Т.В.  
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри ЕОМ

(підпис)

Коваленко А.А.

(прізвище, ініціали)

2024 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет \_\_\_\_\_ комп'ютерної інженерії та управління \_\_\_\_\_

Кафедра \_\_\_\_\_ електронних обчислювальних машин \_\_\_\_\_

Рівень вищої освіти \_\_\_\_\_ другий (магістерський) \_\_\_\_\_

Спеціальність \_\_\_\_\_ 123 «Комп'ютерна інженерія» \_\_\_\_\_  
(код і повна назва)

Тип програми \_\_\_\_\_ освітньо-професійна \_\_\_\_\_  
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма \_\_\_\_\_ Системне програмування \_\_\_\_\_  
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри \_\_\_\_\_  
(підпис)

“ \_\_\_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

**ЗАВДАННЯ**

**НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

студенту \_\_\_\_\_ Шевченку Богдану Сергійовичу \_\_\_\_\_  
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Модель покращення якості супутникових знімків

затверджена наказом по університету від “ 06 ” листопада 2023 р. № 1299 Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії \_\_\_\_\_ 15 січня 2023 р.

3. Вхідні дані до роботи супутникові знімки та їх дані, існуючі методи та алгоритми, навчальні набори даних, користувацькі дані та зворотний зв'язок, інформація про ландшафт, рослинність, забудову

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати у роботі \_\_\_\_\_

1) аналіз предметної області;

2) аналіз існуючих методів покращення супутникових знімків;

3) вибір інструментів для моделі покращення супутникових знімків;

4) тестування запропонованої моделі SIES;

5) об'єктивна та суб'єктивна оцінка моделі SIES.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів) \_\_\_\_\_

Слайд-презентація – 13 слайдів

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

6. Консультанти розділів роботи (заповнюється за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1 )

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз проблеми та огляд існуючих рішень	07.11.23-13.11.23	
2	Аналіз існуючих методів покращення супутникових знімків	14.11.23-20.11.23	
3	Вибір інструментів для моделі покращення якості супутникових знімків	21.11.23-23.11.23	
4	Тестування моделі SIES	24.11.23-06.12.23	
5	Об'єктивна та суб'єктивна оцінка моделі SIES	07.12.23-23.12.23	
6	Оформлення матеріалів атестаційної роботи	26.12.23-02.01.24	
7	Подання кваліфікаційної роботи керівникові та її попередній захист	03.01.24-06.01.24	
8	Подання кваліфікаційної роботи на рецензування	09.01.24-12.01.24	

Дата видачі завдання 06 листопада 2023 р.

Студент \_\_\_\_\_  
(підпис)

Керівник роботи \_\_\_\_\_  
(підпис)

доц. Філімончук Т.В.  
(посада, прізвище, ініціали)

## РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 76 с., 13 рис., 15 джерел.

**МОДЕЛЬ, ЗНІМОК, СУПУТНИК, ПЕРЕТВОРЕННЯ, КОНТРАСТ, ЯСКРАВІСТЬ, СУПЕР-РОЗДІЛЬНІСТЬ.**

Метою кваліфікаційної роботи є дослідження моделі для покращення якості знімків знятих супутником.

У ході виконання кваліфікаційної роботи було досліджено моделі, ряд алгоритмів та методів для покращення якості знімків. Вони допомагають виправляти різні дефекти супутникових знімків, такі як спотворення, шуми, а також проблеми з контрастом та кольором. Було проведено порівняльний аналіз доступних моделей, в результаті чого була обрана найбільш ефективна стратегія покращення. Модель відповідає останнім вимогам завдання, при розробці були використані сучасні технології.

Використовуючи комбінований підхід, який об'єднав методи контрастної оптимізації, корекції кольорів та технології Супер-роздільності, модель показала очікувані результати на тестових наборах даних. Це підтвердило її здатність забезпечувати високоякісні супутникові зображення, які можуть бути використані в різних галузях

У підсумку, проведена кваліфікаційної робота не тільки підтверджує ефективність обраної моделі для покращення якості супутникових знімків, але і вказує на потенціал її можливого застосування в реальних умовах. Це може стати важливим кроком у напрямку забезпечення більш якісних та точних даних для наукових, комерційних та громадських застосувань.

## ABSTRACT

Master's thesis: 76 pages, 13 figures, 15 sources.

MODEL, PICTURE, SATELLITE, TRANSFORM, CONTRAST, BRIGHTNESS, SUPER-RESOLUTION..

The purpose of the qualification work is to test the model for improving the quality of satellite images.

In the course of qualification work, models, a number of algorithms and methods for improving the quality of images were studied. They help correct various satellite image defects such as distortion, noise, and contrast and color issues. A comparative analysis of the available models was carried out, as a result of which the most effective improvement strategy was selected. Results received. The model meets the latest requirements of the task, modern technologies were used in the development.

Using a combined approach that combined methods of contrast optimization, color correction and Super-Resolution technology, the model showed expected results on test data sets. This confirmed its ability to provide high-quality satellite images that can be used in various industries

As a result, the qualification work not only confirms the effectiveness of the selected model for improving the quality of satellite images, but also indicates the potential of its possible application in real conditions. This could be an important step towards providing better quality and accurate data for scientific, commercial and public applications.

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ .....	8
ВСТУП .....	10
1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ .....	12
2 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ ТА ПРОБЛЕМ .....	14
2.1 Можливі проблеми супутникових знімків .....	14
2.2 Аналіз існуючих методів покращення зображень .....	19
2.2.1 Попередня обробка .....	19
2.2.2 Видалення шуму.....	20
2.2.3 Видалення атмосферних впливів.....	21
2.2.4 Покращення роздільної здатності .....	22
2.2.5 Покращення контрасту та яскравості .....	23
2.2.6 Машинне та глибоке навчання .....	24
2.2.7 Метод супер-роздільності для супутникових знімків.....	25
2.3 Аналіз методів покращення зображень .....	27
3 ВИБІР ІНСТРУМЕНТІВ ДЛЯ МОДЕЛІ ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ СУПУТНИКОВИХ ЗНІМКІВ .....	29
3.1 Вибір технологій та методів.....	29
3.1.1 Wavelet-перетворення для видалення шуму .....	29
3.1.2 Адаптивна корекція яскравості та контрасту.....	30
3.1.3 Метод супер-роздільності .....	32
3.1.4 Геоінформаційні системи.....	32
3.1.5 Хмарні платформи .....	35
3.1.6 Технології автоматичного калібрування .....	36
3.2 Метрики порівняння якості цифрових зображень.....	37
4 МОДЕЛЬ ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ СУПУТНИКОВИХ ЗНІМКІВ SIES.....	39
4.1 Огляд існуючої моделі покращення супутникових знімків .....	39

4.2 Модель Satellite Image Enhancement Suite .....	40
4.2.1 Модуль інтерфейсу .....	45
4.2.2 Модуль покращення зображень .....	46
4.2.2.1 Підмодуль видалення шуму .....	48
4.2.2.2 Підмодуль контрасту та яскравості.....	49
4.2.2.3 Підмодуль супер-роздільності.....	51
4.2.3 Модуль аналітики.....	52
4.2.3.1 Підмодуль зберігання та керування даними .....	52
4.2.3.2 Підмодуль аналізу звітності.....	53
4.3 Тестування моделі SIES.....	54
4.3.1 Аналіз вхідного зображення .....	55
4.3.2 Результат роботи підмодулю видалення шуму .....	56
4.3.3 Результат роботи підмодулю контрасту та яскравості .....	57
4.3.4 Результати роботи підмодулю супер-роздільності.....	59
4.4 Суб'єктивна перевірка результатів роботи моделі.....	60
4.5 Об'єктивна перевірка результатів роботи моделі.....	62
ВИСНОВКИ.....	65
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ .....	67
ДОДАТОК А Графічний матеріал кваліфікаційної роботи.....	69

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

GeoTIFF – вільний стандарт метаданих, що дозволяє записувати інформацію про координати в TIFF файли.

Histogram Equalization – техніка регулювання розподілу інтенсивності на зображенні.

Аерозоль – суспензія дрібних твердих часток або крапель рідини в повітрі.

Виявлення країв – визначення країв зображення для виділення областей і структур.

Геореференція – процес вирівнювання зображення відповідно до географічної системи координат.

Дерева рішень – інструмент підтримки прийняття рішень, який використовує деревоподібну модель рішень та їхні можливі наслідки.

Динамічний діапазон (DR) – співвідношення між найбільшим і найменшим можливими значеннями якості, що може бути змінена, такої як в сигналах на кшталт звуку і світла (англ., Dynamic range).

Дистанційне зондування землі – спосіб отримання інформації про земну поверхню та розташовані на ній об'єкти шляхом реєстрації електромагнітного випромінювання, що відбивається від них, без безпосереднього контакту.

Контраст – міра виявлення, розпізнавання об'єкта на якому-небудь тлі. Себто, різниця між найсвітлішою та найтемнішою частинами зображення.

Контрольоване навчання – завдання машинного навчання вивчення функції, яка зіставляє вхідні дані з вихідними на основі прикладів пар введення-виведення (англ., Supervised Learning).

Метадані – дані, які описують інші дані, у цьому контексті інформація про супутникове зображення, наприклад, коли його було зроблено, з якою, роздільною здатністю тощо (англ., Metadata).



Нейронні мережі – алгоритми, призначені для розпізнавання шаблонів.

Неконтрольоване навчання – алгоритми роблять висновки з наборів даних без позначених відповідей (англ., Unsupervised Learning).

Орторектифікація – процес усунення спотворень всередині зображення для перетворення його в рівномірний масштаб.

Релеївське розсіювання – розсіювання світла частинками в атмосфері.

Роздільна здатність – спроможність розрізняти дрібні деталі. Стосується рівня деталізації зображення і виражається в пікселях для цифрових зображень (англ., Resolution).

Сегментація зображення – процес поділу зображення на сегменти.

Спектральний діапазон – діапазон довжин хвиль в електромагнітному спектрі.

Співвідношення сигнал/шум – міра, що застосовується в науці та інженерії для визначення наскільки сильно сигнал спотворений шумом. Визначається як відношення потужності корисного сигналу до потужності шуму (англ., SNR або S/N, Signal-to-noise ratio).

## ВСТУП

Роль супутникових знімків важко переоцінити. Вони відіграють надзвичайно важливу роль в сучасному науково-технічному, економічному, екологічному та соціальному просторі. Вони служать не лише інструментом для глобального моніторингу і картографії, але також є ключовим елементом в дослідженнях клімату, управлінні природними ресурсами, геоінформаційних системах, міському плануванні, оборонній діяльності та багатьох інших областях. Однак, попри широкий спектр застосувань, супутникові знімки часто стикаються з проблемами, що пов'язані з якістю зображень. Ці проблеми можуть включати низьку роздільну здатність, атмосферні спотворення, шум сенсорів, неоднорідне освітлення та багато іншого.

Покращення якості супутникових знімків є не лише технічною необхідністю, але і важливим фактором, який впливає на ефективність аналізу і використання цих знімків. Вища якість даних сприяє точнішому моделюванню фізичних процесів, кращому визначенню об'єктів та їх характеристик, а також забезпечує більш надійні висновки для наукових досліджень і прийняття рішень на високому рівні.

Висока якість зображення є важливою задачею систем дистанційного зондування Землі і не тільки. Якість цифрового зображення характеризується насамперед його роздільною здатністю, яка, у свою чергу, визначається кількістю пікселів, з яких складається зображення. Однак не завжди висока роздільна здатність отриманого цифрового зображення свідчить про його високу якість. Це пов'язано з тим, що роздільна здатність цифрового зображення – це кількість пікселів на одиницю площі, і ця величина не несе інформації про якість передачі зображення об'єкта оптичною системою формувального апарату. Тому якість формованого цифрового зображення слід розглядати як роздільну здатність оптичної системи в поєднанні з датчиком світла.

На якість знімків впливає значна кількість різних факторів. Супутникові зображення великого розміру, отримані з великих відстаней і на них впливає шум та інші умови навколишнього середовища. Їх необхідно обробити, щоб вони могли використовуватися дослідниками для аналізу. Тому методи для їх покращення мають важливу та корисну роль, і будуть актуальні ще тривалий час.

Та все ж, питання покращення якості зображень взагалі, і супутникових знімків, зокрема, вивчається вже декілька десятиліть. Застосовуються різноманітні техніки, що варіюються від класичних методів фільтрації та контрастного підсилення до сучасних методів машинного навчання, таких як нейронні мережі для підвищення роздільної здатності. Однак, незважаючи на значний прогрес в цій області, створення універсальної моделі, яка б здатна адекватно покращити якість супутникових знімків в широкому спектрі ситуацій, залишається великим викликом.

Ця робота має на меті розробити модель покращення якості супутникових знімків, яка буде базуватися на комбінації класичних методів обробки зображень та сучасних технік. Модель буде оцінена на різних типах супутникових знімків, які включають знімки з різною роздільною здатністю, спектральним діапазоном і під різними атмосферними умовами. На меті не лише покращити візуальну якість зображень, але і підвищити їх придатність для наукового аналізу і практичних застосувань.

## 1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

Сьогодні супутникові знімки мають широкий спектр застосувань в різних сферах діяльності, який постійно розширюється завдяки технологічному прогресу. Вони використовуються в картографії для створення та оновлення карт і планування інфраструктурних проектів, в моніторингу навколишнього середовища для відстеження стану лісів, океанів, річок і інших екосистем, виявлення та відстеження природних катастроф, в сільському господарстві для моніторингу стану посівів, визначення зон стресу рослин та оцінці потреб в зрошенні, добривах та захисних засобах, у військовій сфері для планування військових операцій та розвідки з моніторингом, в кліматичних дослідженнях для відстеження змін у льодовиках, рівня морів та моніторингу з прогнозуванням погодних умов, в міських плануваннях, археології та наукових дослідженнях, тощо. Це лише частина сфер, де супутникові знімки використовуються. Завдяки розвитку технологій, зокрема машинного навчання та обчислювальної техніки, можливості їх застосування продовжують розширюватися [1].

Як бачимо із наведеного вище переліку, супутникові знімки мають дійсно мають доволі широку сферу застосування. Та іноді, якість таких знімків накладає обмеження на їх застосування такі як, атмосферні умови, умови довкілля, особливості обробки даних, характеристики фото-сенсору, характеристики поверхні землі, тощо. Це все накладає обмеження на використання, обробку та аналіз супутникових знімків.

Існуючі методи є доволі ефективними, автоматизованими та специфічними. Але часто мають значну втрату даних, малу універсальність, високу складність та часозатратність.

Тому існує необхідність в створенні такої моделі, яка могла б поєднати в собі основні плюси існуючих підходів та базувалась на комбінації класичних та сучасних методах.

Оптимальна модель для покращення якості супутникових знімків мала

б прагнути до балансу між простотою використання, високою ефективністю, і збереженням ключової інформації на зображенні. Це особливо критично для прикладів, де деталі зображення можуть мати значущий вплив на результати аналізу, наприклад, в агрономії, екологічному моніторингу, або урбаністиці. Така модель повинна бути гнучкою, здатною адаптуватися до різних умов зйомки і типів даних. Це означає, що модель мала б включати алгоритми для автоматичної атмосферної корекції, компенсації шумів та дефектів сенсорів, а також метрики для оцінки якості зображення в реальному часі.

Важливо також зосередитись на тому, щоб забезпечити низький рівень втрати важливої інформації. Наприклад, можна розглядати використання методів машинного навчання для ідентифікації ключових областей на зображенні, які потребують більш детальної обробки.

Однак, створення такої універсальної моделі є великим викликом. Вона має враховувати численні фактори, що впливають на якість зображення, і бути спроможною ефективно обробляти величезні набори даних. Не дивлячись на це, розробка такої моделі може значно розширити можливості застосування супутникових знімків в різних сферах, від наукових досліджень до комерційних застосувань.

## 2 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ ТА ПРОБЛЕМ

### 2.1 Можливі проблеми супутникових знімків

Супутникові знімки відіграють ключову роль у сучасних наукових, екологічних та комерційних дослідженнях. Їх здатність забезпечувати високоякісні візуалізації нашої планети дозволяє вченим, урядам та підприємцям отримувати відомості, які б інакше були б недоступними. Проте, як і будь-який інший інструмент, супутникові знімки мають свої обмеження та виклики. Незважаючи на технологічні прогеси, є численні фактори, які можуть спотворювати або знижувати якість отриманих зображень [2]. Це може включати все: від атмосферних умов до технічних обмежень обладнання. У цьому розділі розглядаються ці виклики, їх джерела, та представлено підходи та технології, які допомагають їх подолати.

В історичній перспективі, спостереження за Землею завжди було важливим для людства. Давні цивілізації використовували наземні спостереження, карти та астрономічні позначення для навігації, планування сільськогосподарських робіт та прогнозування погоди. Проте обмежені технічні можливості та відсутність засобів віддаленого зондування обмежували їхній потенціал та точність.

З розвитком аерофотозйомки у 20 столітті [3] люди отримали можливість дивитися на Землю з висоти, що дозволило збільшити охоплення та деталізацію спостережень. Однак справжнім проривом стало запускання супутників у космічний простір. Вони відкрили нові горизонти для вивчення нашої планети [4], дозволяючи здійснювати моніторинг у реальному часі, з високою частотою оновлення та глобальним охопленням.

Проте, незважаючи на технологічні досягнення, старі проблеми, такі як спотворення зображень, вплив атмосфери та обмежена роздільна здатність, продовжували виникати, а разом з ними і нові виклики. Це стимулювало науковців шукати інноваційні підходи та методи обробки, щоб максимально

використовувати потенціал супутникових знімків для досліджень та прикладних завдань.

З усіма досягненнями та перевагами супутникових технологій, які були отримані за минулі декілька десятиліть, існують деякі проблеми, які залишаються актуальними і сьогодні. Однією з найбільш поширених та водночас найбільш складних для вирішення є проблема шуму [5] на супутникових знімках.

Шум на супутникових знімках (рисунок 2.1) відноситься до небажаних або випадкових варіацій в яскравості або кольорі пікселів, які не представляють фактичних характеристик земної поверхні чи атмосфери. Шум заважає правильному інтерпретуванню знімків та їх подальшому аналізу.

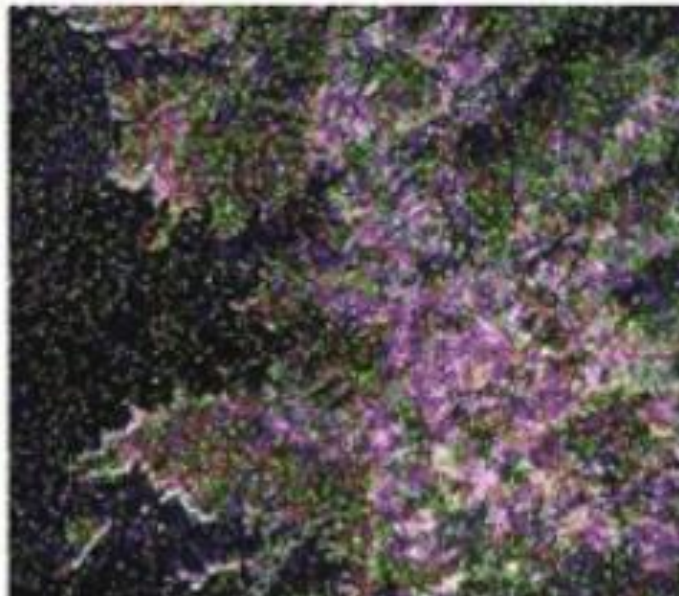


Рисунок 2.1 – Приклад супутникового знімку з шумом

Шум на супутникових знімках може виникнути через різні електронні відхилення в сенсорах. Також, невдалий дизайн або обмежений бюджет можуть призвести до дефектів у знімках.

В якості рішення використовують методи фільтрації та згладжування, які можуть зменшити вплив шуму. Однак, інколи, це призводить до втрати деталей, що може бути критично в деяких наукових або прикладних задачах.

Використання алгоритмів машинного навчання може допомогти збалансувати ці компроміси.

Атмосферні ефекти (рисунок 2.2 а) також спричиняють дефекти на знімках. Їх причинами є розсіювання світла, вологість, аерозолі та інші атмосферні фактори, які можуть викривити якість знімка, змінивши яскравість та колірну гаму.



а)

б)

Рисунок 2.2 – Приклад супутникового знімку: а) з атмосферними ефектами;  
б) без атмосферних ефектів

Для вирішення цієї проблеми використовують алгоритми атмосферної корекції та видалення туману, щоб компенсувати атмосферні ефекти. Ці методи моделюють атмосферні умови та коригують знімки відповідно до них. Тут також можливе застосування машинного навчання для більш точного аналізу та корекції.

Варто не забувати про геометричні спотворення (рисунок 2.3). Вони відбуваються через рух супутника, кут зйомки, та, подекуди, неідеальну форму нашої планети. Такі геометричні спотворення можуть впливати на супутникові зображення.



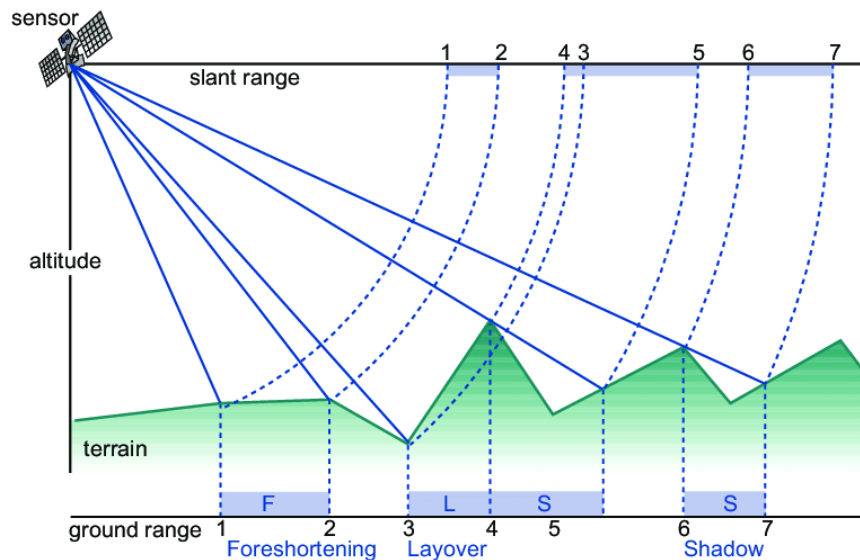


Рисунок 2.3 – Геометричні спотворення на зображеннях через висоти рельєфу

Щоб виправити такі недоліки на знімках, використовують методи геометричної корекції, такі як орторектифікація, афінні перетворення, проєктивні перетворення чи використання контрольних точок. Вони можуть враховувати ці фактори для відновлення правильної геометрії зображення. Сучасні алгоритми здатні використовувати точні GPS-дані щоб досягти ще більшої точності. Ефективне застосування цих методів залежить від точності вхідних даних та кваліфікації фахівців, які проводять корекцію. Завдяки геометричній корекції, супутникові знімки стають більш корисними для широкого спектру застосувань, включаючи картографію, планування використання земель, моніторинг довкілля та інші.

Також, замала роздільна здатність, має значний вплив на якість зображень. Через обмеження технічних характеристик сенсорів, яке іноді призводить до низької роздільної здатності зображень, що може бути недостатнім для певних дослідницьких або комерційних потреб.

Методи супер-роздільності мають на меті підвищити роздільну здатність супутникових знімків за допомогою математичних моделей та алгоритмів. Зазвичай ці методи використовують декілька зображень низької роздільної здатності для відтворення одного зображення вищої роздільної

здатності. Це може бути зокрема корисним для відновлення деталей, які не були чітко видимі на оригінальних знімках (рисунок 2.4).



а)



б)

Рисунок 2.4 – Приклад застосування математичних моделей та алгоритмів до знімку з малою оригінальною роздільністю: а) до застосування; б) після застосування

Використання додаткових джерел інформації також може бути ефективним способом покращення роздільної здатності. Наприклад, можна інтегрувати дані з інших сенсорів або з інших супутників. Іноді додаткові дані можуть надходити з наземних станцій, аерофотозйомки, або навіть з відкритих геоданих. Ця інформація може допомогти в уточненні геометричних або радіометричних характеристик супутникових знімків.

Сезонні та часові варіації теж є однією з проблем супутникових знімків. Бо, зміни в погодних умовах, рослинності та освітленні впливають на фінальну якість.

В якості рішення використовують адаптивні методи обробки, які засновані на статистичних моделях або машинному навчанні. Адаптивні методи обробки можуть допомогти в подоланні до цих змін.

Як підсумок: використання комплексного підходу, який комбінує класичні методи обробки зображень з новітніми техніками машинного навчання, може значно покращити якість супутникових знімків. Це не тільки

зробить знімки більш корисними для наукових, комерційних, та соціальних досліджень, але і дозволить ефективно вирішувати виклики, які вони представляють.

## 2.2 Аналіз існуючих методів покращення зображень

Існує велика кількість методів для покращення якості супутникових знімків, але їх ефективність може суттєво варіюватися в залежності від конкретних задач та умов. Ключові методи, які були вибрані для аналізу в цьому дослідженні, включають традиційні методи, такі як фільтрація та корекція контрасту, а також сучасні методи, базовані на машинному та глибокому навчанні.

По-перше, класичні методи, такі як гістограмна еквалізація [6], часто використовуються для базових задач покращення якості знімків. Але вони можуть бути недостатньо ефективними для більш складних сценаріїв, наприклад, для знімків, зроблених в поганих погодних умовах або з високим рівнем шуму.

З іншого боку, методи, засновані на машинному та глибокому навчанні, здатні ефективно вирішувати ці та інші проблеми. Однак, вони часто вимагають значних обчислювальних ресурсів та тренувальних датасетів великого об'єму, що може бути проблематичним для реальної практики.

Тому, варто детально проаналізувати кожен з цих методів, визначити їхні переваги та недоліки, та оцінити їх потенціал для подальшого вдосконалення та комбінування. Важливо знайти оптимальний підхід, який зможе забезпечити високу якість супутникових знімків для різноманітних застосувань та умов.

### 2.2.1 Попередня обробка

Для попередньої обробки супутникових знімків часто використовуються два ключові методи: калібрування сенсорів та корекції

геометрії.

Калібрування сенсорів є критично важливим етапом, який допомагає виправити можливі відхилення в знімках, підвищуючи їхню точність та надійність. Процес може включати корекцію кольорового балансу, яскравості, контрастності, а також зміни в роздільній здатності. Така обробка є особливо важливою для забезпечення консистентності даних, отриманих з різних супутників або в різний час. Однак, цей метод може бути досить часозатратним і часто вимагає використання спеціалізованого обладнання та програмного забезпечення. В перспективі, вдосконалення в даній області можуть включати розробку автоматизованих систем калібрування та інтеграцію з методами машинного навчання для більш автоматичної та точної корекції.

Щодо корекцій геометрії, вона служить для виправлення деформацій на знімках, які можуть бути спричинені рухом супутника, кутом зйомки, або ж змінами в топографії земної поверхні. Корекція геометрії поліпшує точність геоспаціального мапування, виправляючи помилки, що виникають через перспективу, рух супутника, або ж атмосферні впливи. Тут також існують такі складнощі як: метод може бути складним та часозатратним, особливо якщо недоступні додаткові джерела інформації, такі як точні GPS-координати або дані з інших сенсорів. Однак, подібно до калібрування сенсорів, тут також існує великий потенціал для подальших вдосконалень, особливо з використанням алгоритмів геореференціювання на основі штучного інтелекту.

### 2.2.2 Видалення шуму

Видалення шуму є іншим важливим аспектом обробки супутникових знімків. Це може включати в себе використання Wavelet-перетворення [7], або ж фільтри згладжування.

Фільтри згладжування, такі як медіанний та гаусовий фільтри, широко використовуються в попередній обробці супутникових знімків для видалення

шуму. Медіанний фільтр працює, замінюючи кожен піксель медіаною з сусідніх пікселів. Цей підхід ефективно видаляє випадкові викиди та шуми, зберігаючи при цьому границі та контури об'єктів на зображенні. Гаусовий фільтр згладжує зображення, використовуючи гаусову функцію, і є особливо корисним для видалення гаусового шуму. Однак він може зробити зображення занадто «розмитим» і призвести до втрати деталей.

Wavelet-перетворення, з іншого боку, є більш гнучким та сильним інструментом для видалення шуму. Воно розкладає зображення на різні частотні компоненти, дозволяючи ізолювати шум від корисної інформації. Після розкладу можна використовувати різні порогові алгоритми для видалення шуму з конкретних частотних діапазонів, не зачіпаючи важливих деталей зображення. Wavelet-перетворення також може адаптуватися до різних типів шуму, включаючи білий шум, гаусовий шум та імпульсний шум. Однак, цей метод може бути вибагливим до обчислювальних ресурсів і потребує глибокого математичного розуміння для ефективної реалізації.

### 2.2.3 Видалення атмосферних впливів

Атмосферні впливи, такі як туман, хмари або атмосферне затухання світла, можуть суттєво вплинути на якість супутникових знімків. Це може бути критично, особливо при дослідженнях, де потрібна висока точність та чіткість зображення.

Один зі способів видалення туману та хмар полягає в моделюванні атмосферних умов та їх виправленні на етапі після обробки. Це може здійснюватися за допомогою спеціалізованих алгоритмів, які враховують розподіл вологи, частки в повітрі та інші параметри. Відмінність цього методу від інших полягає в його спроможності динамічно адаптуватися до різних атмосферних умов. Однак, він може бути вкрай складним для реалізації та вимагає значного обчислювального потенціалу.

Корекція кольору застосовується для виправлення атмосферного затухання світла, що може призвести до змін у кольоровій гамі знімків.

Зазвичай, це реалізується за допомогою алгоритмів, які виправляють кольоровий баланс та контрастність, базуючись на відомих параметрах атмосфери або зовнішніх джерелах інформації. Перевагою цього методу є його швидкість та відносна простота виконання. Проте, якщо не використовувати додаткові дані, такі як спектральні знімки, результат може бути недостатньо точним.

#### 2.2.4 Покращення роздільної здатності

У світі геоінформаційних систем та дистанційного зондування Землі, якість зображення теж відіграє ключову роль [8]. Незважаючи на те, що сучасні супутники можуть забезпечувати знімки з високою роздільною здатністю, існують ситуації, коли знімки, отримані зі старішого або менш точного обладнання, потребують покращення. Це може бути зумовлено не лише технічними характеристиками супутника, але й атмосферними умовами під час зйомки чи іншими зовнішніми факторами.

Тут можна виокремити два основних підходи до вирішення цієї проблеми [9]. Перший – це спектральний реконструктивний аналіз, який дозволяє оптимізувати та вдосконалювати спектральні характеристики зображення. Цей метод базується на математичній обробці даних та може бути особливо корисним для знімків, отриманих в різних спектральних діапазонах

Спектральний реконструктивний аналіз – це метод заснований на перетворенні Фур'є та інших спектральних методів для покращення роздільної здатності. Він дозволяє «розтягнути» інформацію на знімку, зберігаючи при цьому спектральну інформацію. Це особливо корисно при аналізі ґрунту або водних мас. Однак цей метод може вносити деяке спотворення, якщо не використовувати додаткові коригуючі методи.

Ще одним методом є нейронні мережі. З використанням нейронних мереж можна не тільки виправити знімки, але і значно покращити їх роздільну здатність. Це досягається за рахунок того, що моделі глибокого

навчання можуть «навчитися» на основі великої кількості даних і виправляти знімки, використовуючи внутрішні алгоритми оптимізації. Цей метод є досить потужним, але вимагає значних обчислювальних ресурсів та навчальних даних для ефективної роботи.

### 2.2.5 Покращення контрасту та яскравості

Покращення контрасту і яскравості – це етапи обробки, на які слід звертати особливу увагу при роботі з супутниковими знімками. Залежно від географічного розташування, погодних умов під час зйомки та характеристик сенсорів, отримані зображення можуть втратити чіткість деталей або з'явитися погано освітленими.

Лінійна корекція яскравості – це відносно простий метод, який може дати відмінні результати в більшості випадків. Використовуючи лінійну трансформацію гістограми яскравості, можна значно покращити загальний вигляд зображення, роблячи деталі більш виразними. Проте необхідно пам'ятати, що при значному рівні шуму цей метод може лише підсилити його присутність, роблячи зображення менш якісним.

На відміну від лінійної корекції, гістограмна еквалізація працює із зображенням в цілому, намагаючись оптимізувати кожний піксель. Цей метод є особливо корисним для виділення об'єктів, які мають близькі значення яскравості або контрасту. Однак треба бути обережними, оскільки неконтрольоване застосування цього методу може призвести до втрати природної колірної гармонії на зображенні.

Методи машинного навчання, зокрема глибоке навчання [10], також можуть бути використані для покращення контрасту та яскравості. Такі моделі можуть бути натреновані для ідентифікації та виправлення проблемних областей на знімках автоматично, але це вимагає значних обчислювальних ресурсів та наборів даних для тренування. Крім того, з використанням нейронних мереж можна досягти більшої адаптивності до унікальних характеристик кожного зображення, що дозволяє детальніше

коригувати освітленість і контрастність без значної втрати деталей. Наприклад, згорткові нейронні мережі можуть ефективно використовуватися для реконструкції зображень, виправляючи спотворення та покращуючи загальну якість. Вони відкривають можливості не лише для базового покращення зображень, але й для складних завдань, таких як виявлення змін, класифікація об'єктів та семантична сегментація.

### 2.2.6 Машинне та глибоке навчання

В сучасному світі великих даних та штучного інтелекту, машинне навчання та глибоке навчання [11] займають все більш важливе місце в обробці та аналізі супутникових знімків.

Класичні методи машинного навчання, такі як дерева рішень, метод опорних векторів (SVM) та лінійна регресія, можуть бути використані для класифікації та фільтрації даних. Однак, ці методи зазвичай потребують інтенсивної попередньої обробки та фінансових витрат на експертів для вибору особливостей.

Також, варто уваги метод глибокого навчання. Глибокі нейронні мережі, особливо згорткові нейронні мережі (CNN), показують великий потенціал у задачах покращення зображення. Вони можуть автоматично вивчати характеристики знімків та оптимізувати їх якість без потреби в ручному виборі особливостей. Ці методи вимагають великих обчислювальних ресурсів і великих наборів даних для тренування, але в замін пропонують вищу точність.

Та однією з переваг глибокого навчання є можливість трансферного навчання, коли модель, натренована на одному типі даних, може бути адаптована для роботи з іншими даними. Це може бути особливо корисно, коли доступні лише обмежені набори даних для конкретної задачі.

Однією з проблем глибокого навчання є відсутність прозорості та інтерпретованості моделі. Це може бути критичним недоліком, особливо в



наукових дослідженнях або прикладних задачах, де розуміння моделі є ключовим. Класичні методи машинного навчання, такі як дерева рішень, зазвичай є більш інтерпретованими.

Що стосується вартості та складності, методи глибокого навчання вимагають значно більше обчислювальної потужності і часу для тренування. Класичні методи машинного навчання, хоча і можуть бути менш ефективними за показниками, є більш доступними для організацій з обмеженими ресурсами.

Загалом такі типи методів можуть бути адаптовані до динамічних умов, таких як змінювані атмосферні умови, зміна покриття землі тощо. Однак, глибокі моделі зазвичай краще справляються з неочікуваними аномаліями та шумом в даних, завдяки їхній здатності вивчати складні шаблони.

Кожен з цих підходів має свої переваги та обмеження. Класичні методи машинного навчання є менш обчислювально інтенсивними, але можуть бути менш точними. Глибоке навчання [10], хоча і вимагає значних обчислювальних ресурсів, але натомість пропонує вищий рівень точності та можливість автоматичної адаптації до нових типів даних через трансферне навчання.

### 2.2.7 Метод супер-роздільності для супутникових знімків

Метод супер-роздільності (SR) [12] заслуговує на увагу через його потенціал та широкі можливості застосування в сфері супутникових знімків. Цей метод було презентовано на видатному XXIV конгресі ISPRS у 2020 році, де його можливості було високо оцінено спеціалістами.

Основна суть SR полягає в тому, щоб перетворити зображення з низькою роздільною (рисунок 2.5 а). здатністю на зображення вищого рівня деталізації (рисунок 2.5 б). Це досягається завдяки використанню розроблених алгоритмів і математичних моделей, які аналізують інформацію, вже присутню в зображенні, і «вгадують» додаткові деталі, яких може бракувати на початковому знімку.

Однією з основних відмінностей СР від інших методів покращення якості зображення є його здатність ефективно працювати з єдиним вхідним зображенням. У багатьох інших методах потрібно кілька зображень одного й того ж сценарію для отримання найкращого результату, тоді як СР може видобути значущу інформацію, працюючи лише з однією фотографією.

Водночас, необхідно зазначити, що, як і будь-який інший метод, супер-роздільність має свої обмеження. Наприклад, якщо вхідне зображення має велику кількість шуму або інших дефектів, результат може бути менш точним. Проте, дослідження в цій області продовжуються [12], і можна очікувати подальших проривів та вдосконалень методу у найближчому майбутньому.

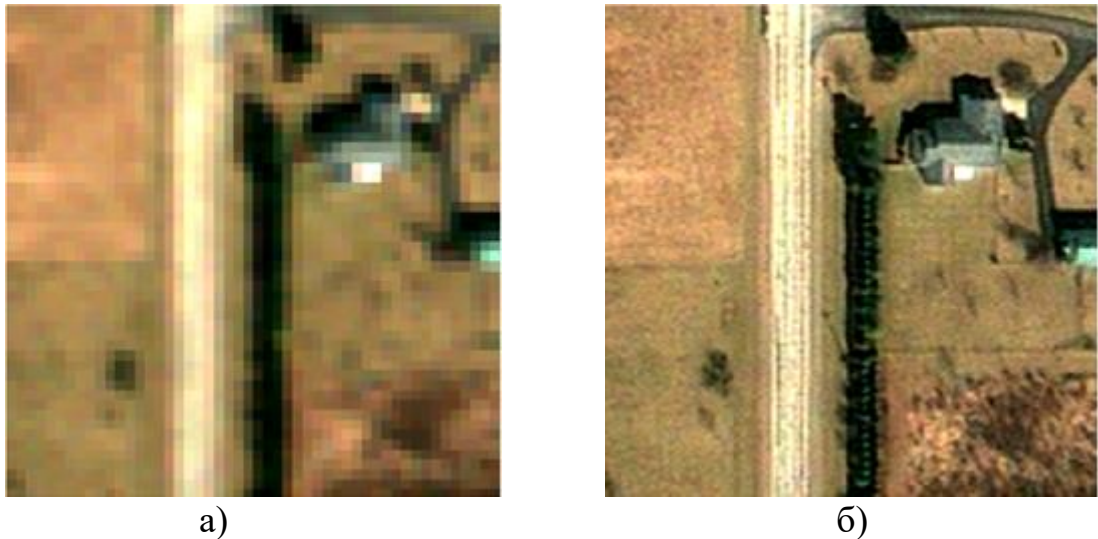


Рисунок 2.5 – Приклад застосування методу супер-роздільності на знімку з малою оригінальною роздільністю: а) до застосування; б) після застосування

Паралельно з багатьма іншими проблемами цифрових зображень, підходи СР, із застосуванням глибоких згорткових нейронних мереж (CNN), перевершили інші методи протягом останніх кількох років. СР можна використовувати для покращення результатів виявлення об'єктів на основі CNN. Тобто, цей метод здатний розпізнавати [13] малі об'єкти, такі як кораблі, літаки чи автомобілі.

Та метод супер-роздільності має власні проблеми та недоліки. Оскільки

алгоритми глибокого навчання для СР виникли в області цифрових зображень, вони в основному розроблені на зображеннях RGB із 8-бітною глибиною кольору, де відстань від датчика до камери становить кілька метрів. Тому при застосуванні таких алгоритмів до супутникових зображень необхідно вирішити кілька проблем:

- кількість артефактів на знімках;
- комплексність обчислень;
- мультиспектральні та гіперспектральні дані, які мають вищу розмірність від чотирьох до десятків смуг.

Продукти аналітичних супутникових зображень відкалібровані таким чином, щоб вони представляли фізичну одиницю, або коефіцієнт відбиття поверхні, або абсолютну яскравість. Вони закодовані в 12 біт. А ще, атмосферні умови, хмари та тіні від хмар додають додаткову варіацію до навчальних знімків, що лише додає складнощів. Також, характеристики ґрунтового покриву дуже різняться в усьому світі. СР, навчений на зображеннях лісових зон помірного клімату в Європі, може повністю зазнати невдачі, якщо застосувати її до зображень тропічних лісів, в умовній Південно-Східній Азії.

Використання методів супер-роздільності продовжують розвиватися і їх потенціал у комбінації з іншими методами обробки зображень та машинного навчання може відкрити нові можливості для аналізу та використання супутникових знімків.

### 2.3 Аналіз методів покращення зображень

Супутникові знімки є важливим інструментом для дослідження та моніторингу поверхні Землі. Однак, їхню якість можуть погіршити різноманітні фактори, які вимагають застосування специфічних методів для корекції. Хоча моделі для покращення супутникових знімків можуть мати різні архітектурні підходи та технічні особливості, вони можуть гарно доповнити один одного. Для покращення якості супутникових знімків

існують різні моделі обробки, кожна з яких розв'язує певні проблеми, має певні переваги та власні недоліки.

Враховуючи вищезгадані особливості, можна виділити наступні методи для покращення супутникових знімків:

– метод видалення шуму: здатна ідентифікувати та видаляти шум на супутникових знімках, що може бути викликаний різними джерелами;

– метод корекції атмосферних впливів: призначена для виправлення спотворень, пов'язаних з атмосферою, таких як вплив туману, хмар або інших аерозолів;

– метод покращення роздільної здатності: використовує техніки Супер-Роздільності для покращення деталізації знімків;

– метод геометричної корекції: працює над виправленням геометричних спотворень, викликаних рухом супутника, кутом зйомки або формою Землі;

– метод оптимізації контрасту та яскравості: здатна автоматично регулювати ці параметри для кращої видимості об'єктів на знімках.

Такі техніки можуть бути реалізовані окремо або в комбінації для досягнення бажаного результату. Важливо зазначити, що покращення зображення завжди має відбуватися з урахуванням контексту його використання, оскільки різні застосування вимагають різного підходу до покращення зображення.

## 3 ВИБІР ІНСТРУМЕНТІВ ДЛЯ МОДЕЛІ ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ СУПУТНИКОВИХ ЗНІМКІВ

### 3.1 Вибір технологій та методів

Супутникові знімки є ключовою частиною багатьох галузей діяльності в сучасному світі, від геологічних досліджень до моніторингу змін клімату. Ця важливість зростає разом із технологічним прогресом, коли супутникові дані стають доступнішими та інформативнішими. Отже, якість цих знімків стає вирішальним фактором в їхній ефективності.

Однак, не дивлячись на високий рівень технологічного розвитку, супутникові знімки можуть мати ряд недоліків, які можуть впливати на їхню якість та інформативність. Вони можуть бути спричинені атмосферними умовами, апаратними обмеженнями або ж іншими зовнішніми факторами.

Тут набуває великого значення вибір відповідних інструментів для покращення якості зображень. Вірний вибір інструментів не тільки виправляє існуючі недоліки, але і може відкрити нові можливості для аналізу та інтерпретації даних.

Вибір інструментів для обробки супутникових знімків є складною задачею, яка вимагає глибокого розуміння специфіки даних, потреб користувачів та можливостей технологій. Невірний вибір може призвести до втрати важливої інформації, викривлення фактичних даних або ж некоректної інтерпретації результатів.

#### 3.1.1 Wavelet-перетворення для видалення шуму

Wavelet-перетворення є математичним інструментом для декомпозиції сигналів [7]. В контексті обробки зображень, це засіб, що допомагає виділити та видалити шуми з інформаційних складових зображення. Це метод придатний для супутникових знімків, оскільки дозволяє зберегти основні деталі зображення під час видалення шуму.

У математиці Wavelet-перетворення – це представлення квадратично інтегрованої, дійсної або комплексно-значної функції певним ортонормованим рядом, створеним вейвлетом (вираз 3.1):

$$\psi \in L^2(\mathbb{R}). \quad (3.1)$$

Основна ідея Wavelet-перетворень полягає в тому, що перетворення має дозволити тільки зміни в продовження часу, але не форму. Це залежить від вибору відповідних базисних функцій, які дозволяють це. Зміни в продовження часу, як очікується, відповідають відповідній частоті аналізу функції базису (вираз 3.2):

$$[W_{\psi}f](a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} \overline{\psi\left(\frac{x-b}{a}\right)} f(x) dx. \quad (3.2)$$

### 3.1.2 Адаптивна корекція яскравості та контрасту

Використання алгоритмів лінійної корекції контрасту або гістограмної еквалізації забезпечує автоматичне покращення яскравості та контрастності зображень. Вибір конкретного методу залежить від специфічних характеристик вхідного зображення. Ці техніки забезпечують збереження деталей зображення, покращуючи його візуальну якість.

Лінійна корекція контрастності застосовується для приведення динамічного діапазону вхідного зображення у відповідність із діапазоном яскравості дисплея. Зазвичай, якщо кожен піксель зображення має 8 біт або 1 байт, він може приймати одне з 256 можливих значень, де 0 відповідає абсолютно чорному кольору, а 255 – абсолютно білому. Нехай первинне зображення має мінімальний та максимальний рівні яскравості, що дорівнюють  $x_{\min}$  та  $x_{\max}$  відповідно. Якщо ці значення відхиляються від зазначеного діапазону, отримане зображення може виглядати занадто тьмяним або без достатнього контрасту.

В процесі лінійної корекції використовується формула  $y = a * x + b$ , де  $a$  та  $b$  – параметри, що регулюють яскравість та контраст. Ці параметри можуть бути визначені через мінімальні та максимальні значення яскравості на вихідному зображенні (вираз 3.3):

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} (y_{\max} - y_{\min}) + y_{\min} \cdot \quad (3.3)$$

Маючи рівняння для лінійної корекції, можна легко визначити, як буде змінюватись яскравість кожного пікселя на вихідному зображенні. В результаті такої обробки, вихідне зображення виглядає набагато краще, адже його динамічний діапазон тепер оптимізований для відображення на дисплеї.

Вирівнювання гистограми – це метод обробки зображення для налаштування контрастності за допомогою гистограми зображення. Цей метод зазвичай збільшує загальний контраст багатьох зображень, особливо коли зображення представлено вузьким діапазоном значень інтенсивності. Завдяки такому налаштуванню інтенсивності можна краще розподілити на гистограмі, рівномірно використовуючи весь діапазон інтенсивностей. Це дозволяє областям з нижчим локальним контрастом отримати вищий контраст. Вирівнювання гистограми (рисунок 3.1) досягає цього шляхом ефективного розподілу густо заповнених значень інтенсивності, які використовуються для погіршення контрастності зображення.

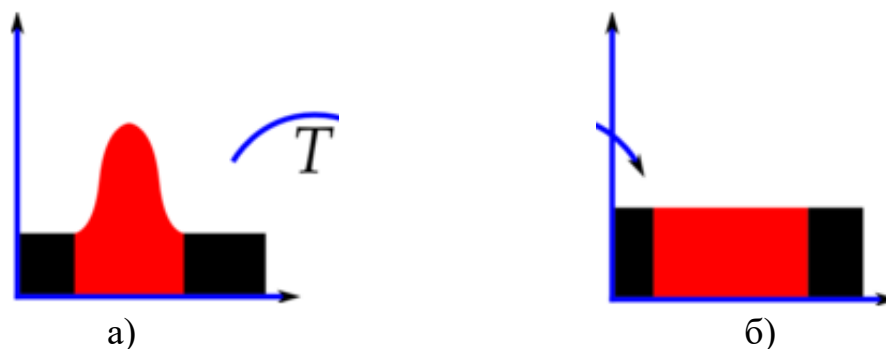


Рисунок 3.1 – Гістограма зображення до і після вирівнювання:

а) до вирівнювання; б) після вирівнювання

Цей метод корисний для зображень із яскравим або темним фоном та переднім планом. Зокрема, цей метод може призвести до кращого перегляду структури кісток на рентгенівських зображеннях та кращої деталізації фотографій, які є або пересвітленими, або недосвітленими. Ключова перевага методу полягає в тому, що це досить проста техніка, адаптована до вхідного зображення та оборотного оператора. Отже, теоретично, якщо відома функція вирівнювання гістограми, вихідну гістограму можна відновити. Недоліком методу є те, що він невивірковий. Це може збільшити контраст фонового шуму, одночасно зменшивши корисний сигнал.

### 3.1.3 Метод супер-роздільності

Метод супер-роздільності (SR) стоїть на передньому краї в області обробки зображень, надаючи можливість значно покращити якість супутникових знімків [12]. В контексті Satellite Image Enhancement Suite (SIES) SR відіграє ключову роль, допомагаючи відтворити втрачені деталі та підвищити роздільну здатність вхідних знімків.

Супер-роздільність базується на принципі відновлення вищої роздільної здатності зображення з одного або декількох знімків з низькою роздільною здатністю. Ідея полягає в тому, що різні знімки того ж самого об'єкта містять різну інформацію, і цю інформацію можна об'єднати для створення зображення вищої якості.

Метод супер-роздільності є критично важливим компонентом, дозволяючи отримувати знімки вищої якості, адаптовані для різних задач дослідження. В комбінації з іншими методами обробки, SR забезпечує ефективний і гнучкий підхід до покращення супутникових знімків.

### 3.1.4 Геоінформаційні системи

Геоінформаційні системи (GIS) – це системи, які дозволяють користувачам збирати, зберігати, обробляти, аналізувати та візуалізувати



просторові дані [14]. Вони використовуються в різноманітних галузях для управління та аналізу даних, які мають просторовий аспект.

QGIS або ж Quantum GIS – це вільна крос-платформна геоінформаційна система. Вона є однією з найбільш функціональних та зручних настільних геоінформаційних систем та динамічно розвивається. QGIS підтримує растрові, векторні та сітчасті шари. Векторні дані зберігаються як точки, лінії або багатокутники. Підтримуються кілька форматів растрових зображень, а програмне забезпечення може прив'язувати зображення до географічного положення. Основні можливості QGIS – це робота з різними форматами просторових даних, потужний інструментарій для аналізу даних, підтримка розширень та плагінів, що дозволяє розширити функціональність та візуалізація даних з можливістю створення картографічних виводів. Це гарний інструмент для досліджень.

QGIS підтримує шейп-файли, персональні бази геоданих та інші галузеві стандартні формати. Веб-сервіси, включаючи Web Map Service та Web Feature Service також підтримуються для використання даних із зовнішніх джерел.

QGIS інтегрується з іншими GIS-пакетами з відкритим кодом, включаючи PostGIS, GRASS GIS та MapServer. Плагіни, написані на Python або C++ розширюють можливості QGIS. Такі плагіни можуть геокодувати за допомогою Google Geocoding API, виконувати функції геообробки, подібні до стандартних інструментів ArcGIS, і взаємодіяти з базами даних PostgreSQL/PostGIS, SpatiaLite та MySQL.

ArcGIS – це ще одна геоінформаційна система. Вона походить з сімейства клієнтських, серверних та онлайн-ових програмних систем географічної інформації, яка розроблена та підтримується компанією Esri. ArcGIS вперше було випущено в 1999 році. Пізніше ARC/INFO було об'єднано в ArcGIS Desktop, який з часом був замінений ArcGIS Pro у 2015 році. Крім того, ArcGIS Server – це серверне програмне забезпечення для GIS та обміну геоданими.

До створення пакету ArcGIS компанія Esri зосереджувала свою розробку програмного забезпечення на програмі робочої станції Arc/INFO з командним рядком та кількох продуктах на основі графічного інтерфейсу користувача, таких як настільна програма ArcView GIS 3.x. Інші продукти Esri включали MapObjects, бібліотеку програмування для розробників, і ArcSDE як систему керування реляційною базою даних. Різні продукти розгалужувалися на кілька джерельних дерев і погано інтегрувалися один з одним. У січні 1997 року Esri вирішила оновити свою програмну платформу GIS, створивши єдину інтегровану програмну архітектуру.

Її основні можливості – це інтеграція з різними джерелами даних, розширений інструментарій для просторового аналізу, можливість інтеграції з хмарними рішеннями та розробка власних додатків на базі ArcGIS Platform.

Геоінформаційні системи, такі як QGIS та ArcGIS, можуть виявитися корисними у контексті моделі покращення якості супутникових знімків. Так як це зручні інструменти, які дозволяють користувачам відображати та аналізувати оброблені знімки. Також, це стандартні для галузі інструменти. Та за допомогою GIS можна порівнювати покращені знімки з іншими просторовими даними, такими як топографічні карти, демографічні дані або геологічні карти. А після покращення якості знімків, можна використовувати GIS для проведення просторового аналізу, визначення змін в місцевості, виявлення особливостей та тенденцій.

GIS може бути інтегрована з іншими системами, такими як системи управління базами даних або хмарні платформи, що дозволяє користувачам зберігати, обробляти та аналізувати покращені супутникові знімки разом з іншою інформацією.

Отже, при застосуванні Satellite Image Enhancement Suite, геоінформаційні системи можуть грати деяку роль у візуалізації, аналізі та інтеграції покращених супутникових знімків з іншими просторовими даними. Використання геопросторових аналітичних інструментів GIS дозволяє дослідникам і професіоналам глибше занурюватися в контекст та історію

конкретного регіону, що може включати вивчення змін у ландшафті, моніторинг ризиків природних катастроф або планування міських розвитків. Такий глибокий аналіз, поєднаний з високоякісними супутниковими знімками, може надавати цінні висновки, які підтримують стратегічне рішення та управління на рівні політики.

### 3.1.5 Хмарні платформи

Хмарні платформи, такі як Google Earth Engine (GEE) та Amazon Web Services (AWS), надають потужні засоби для обробки, аналізу та зберігання великомасштабних супутникових даних.

Однією з основних переваг хмарних платформ є їх здатність масштабуватися під потреби користувача. Завдяки цьому користувачі можуть обробляти великі набори даних без потреби власного потужного обчислювального обладнання.

Google Earth Engine надає доступ до великої колекції геопросторових даних, які можна використовувати в SIES для покращення та аналізу. AWS також пропонує набори супутникових даних через свій публічний репозиторій даних.

Ці платформи дозволяють паралельно обробляти дані, що забезпечує швидке виконання завдань, особливо при роботі з великими наборами даних.

Хмарні платформи часто пропонують інтеграцію з іншими інструментами та службами, такими як бази даних, інструменти машинного навчання та ін. Замість придбання та утримання власного серверного обладнання, користувачі можуть використовувати хмарні ресурси на основі використання, що може бути економічно вигідним.

Коли мова йде про покращення якості супутникових знімків в рамках SIES, хмарні платформи можуть надавати необхідну обчислювальну потужність для великомасштабної обробки. Додатково, інтеграція з іншими службами, такими як машинне навчання, може допомогти в автоматизації

процесів та вдосконаленні алгоритмів покращення якості. Також можливість легкого доступу до великих наборів супутникових даних спрощує роботу з даними та їх аналіз.

Отже, використання таких платформ як GEE або AWS у комбінації з SIES може значно поліпшити ефективність та якість роботи з супутниковими знімками.

### 3.1.6 Технології автоматичного калібрування

Технології автоматичного калібрування допомагають виправляти систематичні помилки у супутникових знімках, а також забезпечують, що зображення відповідають дійсності з максимальною точністю. Ці технології відіграють критично важливу роль, особливо у високо деталізованих дослідженнях, де невелика помилка може призвести до великих погрішностей у висновках. Є кілька основних різновидів автоматичних калібрувань.

Радіометричне калібрування – це процес корекції супутникових знімків для видалення або зменшення систематичних помилок, що виникають внаслідок недоліків обладнання або зовнішнього освітлення.

Геометричне калібрування зосереджено на виправленні геометричних спотворень на зображеннях, щоб вони відповідали реальному місцезнаходженню на поверхні Землі.

Колірне калібрування виправляє колірні спотворення та варіації, щоб забезпечити однорідність та вірність кольору на різних знімках.

Для методу покращення якості супутникових знімків технології автоматичного калібрування можуть бути надзвичайно корисними. Перед тим, як застосовувати алгоритми покращення, важливо упевнитись, що вихідні зображення вільні від помилок. Калібрування може виправити спотворення, невідповідності кольорів або інші систематичні помилки, які можуть погіршити результати покращення.

Надійність отриманих зображень є важливою, особливо для наукових

досліджень або комерційних застосувань, де точність критично важлива. Автоматичне калібрування допомагає забезпечити цю надійність.

Ручне калібрування зображень може бути часомістким та схильним до помилок. Використання автоматизованих технологій в SIES може значно прискорити процес та забезпечити більшу точність.

Після автоматичного калібрування зображення можуть бути легше інтегровані з іншими системами або інструментами, такими як GIS, для подальшого аналізу або візуалізації.

Чим краща якість вхідного зображення, тим кращі результати можуть бути отримані від алгоритмів покращення. Автоматичне калібрування допомагає забезпечити оптимальний стан вхідних даних.

Загалом, технології автоматичного калібрування можуть служити важливим доповненням до SIES, допомагаючи підвищити якість та надійність супутникових зображень.

### 3.2 Метрики порівняння якості цифрових зображень

Існує кілька методів порівняння якості цифрових зображень, які можна розділити на дві основні категорії: об'єктивні та суб'єктивні методи.

Об'єктивні методи оцінюють якість зображення за допомогою різних алгоритмів та математичних формул. До найбільш відомих об'єктивних метрик належать:

– PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) – це одна з найпростіших та найпоширеніших метрик для оцінки якості зображення. Вона вимірює співвідношення між максимально можливою потужністю сигналу та впливом шумів, які спотворюють представлення зображення. Вище значення PSNR зазвичай означає кращу якість зображення;

– MSE (Mean Squared Error) розраховує середньоквадратичну помилку між двома зображеннями, зазвичай між цільним та дефективним зображенням. Нижче значення MSE вказує на вищу якість зображення;

– SSIM (Structural Similarity Index) оцінює сприйняту зміну в структурній інформації зображення. Ця метрика враховує зміни у яскравості, контрасті та структурі.

Також є суб'єктивні метрики, які базуються на сприйнятті якості зображення людьми. Такі метрики включають:

– тестування з використанням людських спостерігачів. При використанні цього напрямку відбирають групу людей для оцінки якості зображення на основі їх сприйняття. Це може бути більш точним для визначення візуальної якості, але є більш трудомістким та суб'єктивним;

– оцінка за шкалою MOS (Mean Opinion Score). При використанні цього напрямку люди оцінюють якість зображення за певною шкалою, наприклад, від 1 до 5. Результати потім усереднюють для отримання загальної оцінки якості.

Вибір методу залежить від конкретних потреб та умов. Для швидкої та стандартизованої оцінки часто використовуються об'єктивні метрики, тоді як суб'єктивні метрики краще відображають сприйняття людського ока.

## 4 МОДЕЛЬ ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ СУПУТНИКОВИХ ЗНІМКІВ SIES

### 4.1 Огляд існуючої моделі покращення супутникових знімків

Модель – це абстракція, відтворення чи відображення об'єкту, задуму, опису або ж розрахунків, що відображає, імітує, відтворює принципи внутрішньої організації або функціонування, певні властивості, ознаки та характеристики об'єкта дослідження чи відтворення.

В розрізі покращення супутникових знімків, термін модель визначається як сукупність алгоритмічних методів та технік, що застосовуються для вдосконалення якості супутникових зображень. Така модель включає в себе процедури корекції, оптимізації та відновлення зображення з метою забезпечення точніших, чіткіших та інформативніших відображень земної поверхні.

Завдяки технологічному прогресу, моделі для покращення супутникових знімків постійно розвиваються, включаючи в себе такі інноваційні підходи як глибоке навчання. Такі моделі можуть включати в себе нейронні мережі, які навчені на великих наборах даних для автоматичного виявлення та корекції проблем якості.

За допомогою такої моделі, дослідники, науковці та професіонали в галузі геоінформатики можуть отримувати точніші зображення земної поверхні, що сприяє кращому вивченню, аналізу та застосуванню супутникових даних у різних наукових та практичних областях.

Супутникові знімки часто мають різні проблеми, такі як шум, спотворення, атмосферні впливи та інше, що впливає на їх якість та інтерпретацію. Модель для покращення супутникових знімків бере на себе задачу вирішення цих проблем шляхом комбінованого використання традиційних та сучасних технік обробки зображень. Призначенням моделі є нейтралізація візуальних аномалій, таких як шум, розмиття або геометричні спотворення, видалення або мінімізація впливу атмосфери на знімки,

збільшення роздільної здатності знімків для кращого виявлення та інтерпретації об'єктів, збільшення контрасту для кращої видимості деталей, використання методів машинного навчання для автоматичного визначення типів місцевості, рослинності або інших об'єктів на знімках.

Для прикладу, варто розглянути узагальнений кортеж для існуючої моделі Architecture of the Autoencoder Network (AESR) [15] покращення якості супутникових знімків (вираз 4.1):

$$\text{AESR} = \{\text{ВЗ}, \text{МППЗ}\}, \quad (4.1)$$

де ВЗ – вхідне зображення;

МППЗ – метод підвищення роздільної здатності зображень.

Наведений кортеж зображує узагальнений вигляд існуючої моделі. У прикладі зазначено використання методу підвищення роздільної здатності але слід зазначити, що на його місці можуть бути використано інші методи покращення зображень.

## 4.2 Модель Satellite Image Enhancement Suite

Satellite Image Enhancement Suite (SIES) – це інтегрована модель покращення якості супутникових знімків, яка розробляється для максимально ефективного використання передових технік обробки зображень.

На основі аналізу предметної області та вже існуючих методів, які орієнтовано на покращення якості зображень можна запропонувати власну модель покращення зображень, розширивши її за рахунок додавання низки модулів, які спроможні прибрати шумові дефекти, поліпшити контраст та яскравість та збільшити загальну роздільну здатність зображення. Також слід замислитись про ряд модулів (інтерфейсу, зберігання даними, аналітики і звітності), які дозволять зберегти та в подальшому проаналізувати проміжну інформацію. Саме такою і є модель SIES (вираз 4.2):



$$SIES = \{B3, MI, MP3, MA\}, \quad (4.2)$$

де MI – модуль інтерфейсу;

MP3 – модуль покращення зображень;

MA – модуль аналітики.

Найцікавішим модулем в описаному кортежі є модуль покращення зображень та його підмодулі (вираз 4.3). Саме там відбувається основна робота над зображенням:

$$MP3 = \{PB3, PKA, PCR\}, \quad (4.3)$$

де PB3 – підмодуль видалення шуму за допомогою Wavelet-перетворення;

PKA – підмодуль контрасту та яскравості;

PCR – підмодуль супер-роздільності.

Підмодуль видалення шуму (PB3) за допомогою Wavelet-перетворення використовує сучасний метод для виявлення та видалення шумів на рівні пікселів, забезпечуючи чисті та ясні зображення.

Далі підмодуль корекції контрасту та яскравості (PKA) здійснить покращення зображення на основі використання алгоритмів лінійної корекції та гістограмної евквалізації (вираз 4.4):

$$PKA = \{AGE, ALK\}, \quad (4.4)$$

де AGE – алгоритм гістограмної еквалізації;

ALK – алгоритм лінійної корекції.

Система автоматично визначає, чи варто використовувати лінійну корекцію яскравості чи гістограмну еквалізацію в залежності від особливостей вхідного зображення, гарантуючи оптимальні умови освітлення.

Після попередньої обробки SIES використовує передові техніки глибокого навчання для підвищення роздільної здатності знімків, надаючи їм чіткість та деталізацію на високому рівні (за допомогою методу супер-роздільності, який реалізовано в підмодулі ПСР).

Метою модуля аналітики (МА) є забезпечення користувача чітким, об'єктивним візуальним та статистичним зображенням результатів покращення (вираз 4.5) за допомогою двох підмодулів. Один із них зберігає данні (ПЗКД), а інший (ПАЗ) дозволяє представити отримані данні в графічному вигляді за допомогою відповідних інструментів (вираз 4.6):

$$МА = \{ПЗКД, ПАЗ\}, \quad (4.5)$$

де ПЗКД – підмодуль зберігання та керування даними;

ПАЗ – підмодуль аналізу звітності.

$$ПАЗ = \{ВДП, САЯЗ, ВП\}, \quad (4.6)$$

де ВДП – візуальні діаграми порівняння;

САЯЗ – статистичний аналіз якості зображення;

ВП – візуалізація покращень.

Блок-схема прототипу моделі SIES (рисунок 4.1) ілюструє процес обробки супутникового зображення з моменту отримання «сирої» картинки до фінального результату покращеного зображення. Процес складається з декількох етапів аналізу та корекції.

Ключовим аспектом цієї інтегрованої системи є її здатність до адаптації під різні умови та специфікації супутникових знімків. Модель автоматично аналізує кожне зображення, адаптуючи параметри обробки для максимізації якості кінцевого продукту. Така автоматизація не тільки економить час аналітиків, але й забезпечує більшу консистенцію результатів, оскільки виключає людський фактор та суб'єктивну оцінку при обробці знімків.

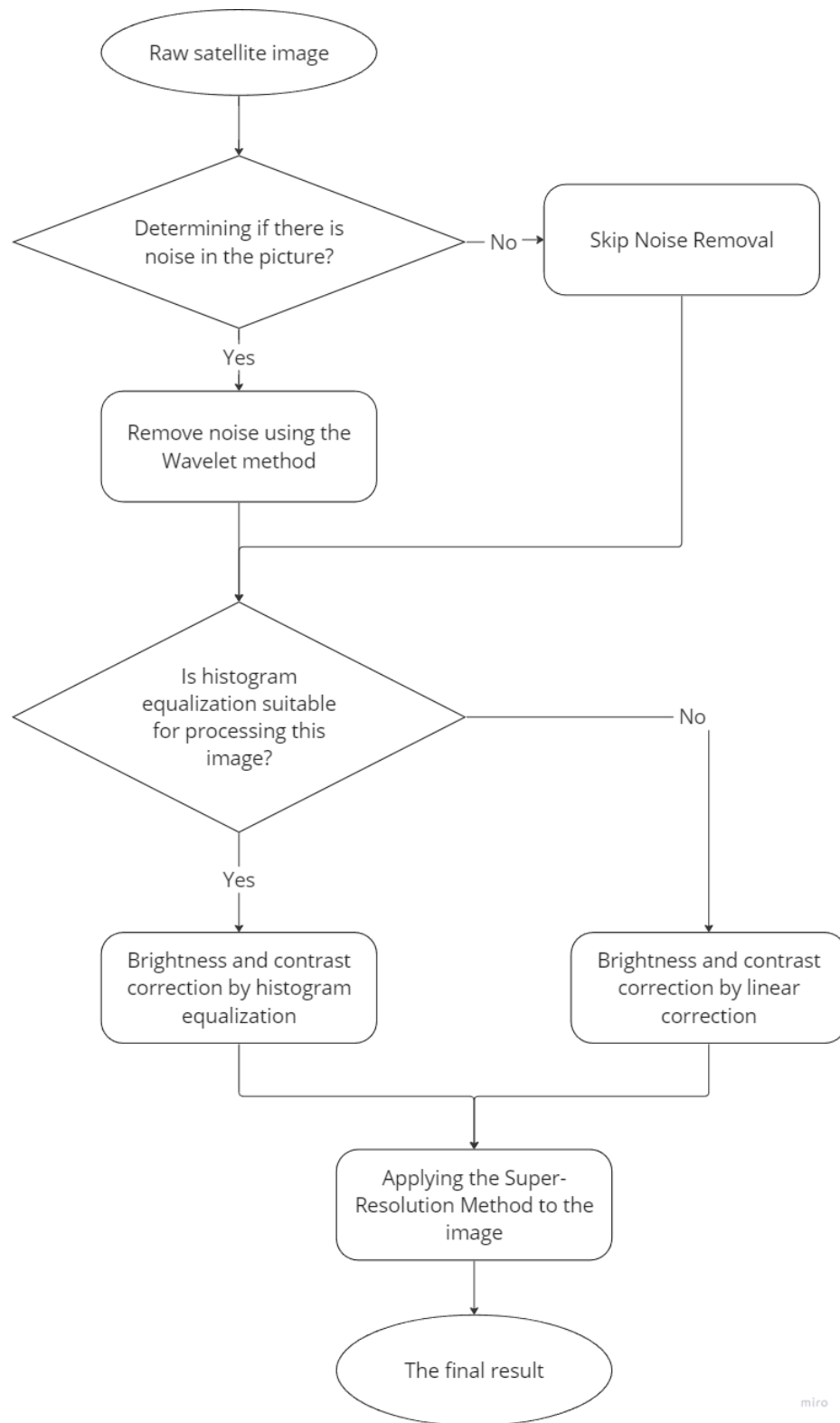


Рисунок 4.1 – Алгоритм прототипу моделі Satellite Image Enhancement Suite

Модель SIES включає модулі обробки, які дозволяють додатково уточнити якість зображення: колірну корекцію, згладжування та інші методи, які поліпшують візуальну привабливість зображення та його аналітичну цінність. Цей підхід розробляється, враховуючи виклики сучасних

супутникових знімків, і має на меті забезпечити дослідникам, аналітикам та іншим фахівцям найвищу якість зображень для їх подальших застосувань.

Розглянемо алгоритм роботи моделі SIES. На першому кроці отримується необроблене супутникове зображення та визначається наявності шуму на знімку. Якщо шум виявлено, зображення проходить процедуру очищення від шуму. Шуми на зображенні видаляються за допомогою Wavelet-перетворення. Інакше, якщо шуму не виявлено, йде перехід на наступний крок. На даному кроці здійснюється визначення, чи є гістограмна еквалізація підходящим методом для обробки даного знімка. Якщо так, то використовується гістограмна еквалізація. А якщо гістограмна еквалізація виявилась непридатною, використовується лінійна корекція яскравості та контрасту. Після всіх попередніх корекцій, зображення проходить до наступного кроку – підвищення його роздільної здатності за допомогою запуску методу супер-роздільності. Фінальний результат – це покращене супутникове зображення з вищою роздільною здатністю, більш високим контрастом та меншою кількістю шумів.

Така послідовність дій дозволяє оптимізувати процес обробки зображень, зосереджуючись на ключових проблемах якості зображення та послідовно їх вирішуючи.

Покращення якості супутникових зображень є задачею високої важливості, адже чіткість, яскравість та деталізація зображень безпосередньо впливають на точність аналізу та розуміння ситуації на місцевості. Впровадження моделі SIES в процес покращення зображень направлений на оптимізацію цього процесу.

Основна перевага використання SIES полягає в її ієрархічній структурі та модульному підході. Це означає, що весь процес покращення зображення розділено на окремі модулі та підмодулі. Кожен модуль або підмодуль відповідає за конкретну задачу в рамках загального процесу обробки. Така структуризація дозволяє виконувати операції поступово, де кожен наступний етап базується на результатах попереднього, забезпечуючи оптимальний

вихідний результат.

Це не лише полегшує задачу ідентифікації та вирішення специфічних проблем якості зображення, але й забезпечує гнучкість у підході до оптимізації. Якщо один модуль виявляється менш ефективним для певного типу зображення, його можна легко модифікувати або замінити, не впливаючи на решту системи.

Крім того підхід SIES до обробки супутникових знімків спрямований на максимальне використання доступних даних, намагаючись вирішити проблеми, що спричинені атмосферними впливами, шумом та іншими факторами, які можуть знизити якість зображення.

Таким чином, унікальність моделі SIES полягає у використанні інтегрованого, багат шарового підходу до покращення зображень, який дозволяє ефективно вирішувати різні проблеми якості знімків, від боротьби з шумом до підвищення деталізації, і може бути адаптований до конкретних потреб користувачів і умов зйомки.

Отже, SIES є комплексним інструментом, розробленим для того, щоб забезпечити найвищу якість супутникових знімків, використовуючи комбінований підхід до їх обробки. Тому важливо розглянути модулі окремо.

#### 4.2.1 Модуль інтерфейсу

Модель SIES розробляється з метою оптимізації якості супутникових зображень, але без правильно розробленого інтерфейсу користувач може зіткнутися з труднощами у доступі до її можливостей. Модуль інтерфейсу спрямований на вирішення цієї проблеми.

Головна ціль цього модуля полягає у створенні інтуїтивно зрозумілого та ефективного середовища для користувача, що дозволить йому легко взаємодіяти з системою, обирати потрібні опції обробки та отримувати результати аналізу. Важливість зручного інтерфейсу не може бути недооцінена, адже він є мостом між користувачем та технологічними рішеннями, які пропонує SIES. Інтерфейс має бути не тільки зручним, але й

адаптивним, адже користувачі можуть працювати з різноманітним обладнанням, від настільних комп'ютерів до мобільних пристроїв. Це також передбачає наявність чітких інструкцій, графічних підказок та відгуків від системи на дії користувача, щоб забезпечити найкращий досвід взаємодії.

Графічний користувацький інтерфейс (GUI) буде забезпечувати користувача візуальним засобом взаємодії з основними функціями SIES. GUI має бути добре структурованим, приємним для ока та мати легко зрозумілі елементи керування. Також, модуль має містити панель інструментів для обробки зображень. Це буде центральною частиною інтерфейсу, яка містить кнопки та іконки для швидкого доступу до ключових функцій обробки: підвищення контрастності, корекція яскравості, застосування супер-роздільності тощо.

Не менш важливими є допоміжні віджети для налаштувань. Це додаткові елементи інтерфейсу, такі як повзунки, випадаючі меню та поля введення, що дозволяють користувачеві налаштовувати параметри обробки відповідно до своїх потреб.

Інтерфейс є воротами до всіх функцій SIES. Через нього користувач може обрати зображення для обробки, налаштувати параметри відповідних модулів, а також переглядати отримані результати. Тому, якщо говорити про пов'язаність з іншими модулями, то модуль інтерфейсу є об'єднуючим елементом для усього функціоналу. Загалом, модуль інтерфейсу є доволі потрібним та важливим для забезпечення зручності користування системою SIES та отримання максимальної користі від її можливостей.

#### 4.2.2 Модуль покращення зображень

Модуль покращення зображень є ключовою частиною моделі обробки супутникових знімків, відіграючи важливу роль у забезпеченні високої якості кінцевого продукту. Він забезпечує комплексне вирішення проблем якості зображення, що включає видалення шумів, покращення контрастності та яскравості, а також збільшення роздільної здатності. Цей модуль

інтегрований з трьома основними підмодулями, кожен із яких має свої специфічні функції:

- підмодулю видалення шуму за допомогою Wavelet-перетворення;
- підмодулю контрасту та яскравості;
- підмодулю супер-роздільності.

Спочатку отримується необроблене супутникове зображення. Потім проводиться аналіз наявності шуму на знімку. Якщо шум виявлено, то відбувається процедура очищення від шуму за допомогою Wavelet-перетворення.

Далі визначається, чи є гістограмна еквалізація підходящим методом для даного знімка. Якщо гістограмна еквалізація підходить, вона застосовується. Якщо гістограмна еквалізація непридатна, використовується лінійна корекція яскравості та контрасту.

Після усіх попередніх корекцій зображення проходить підвищення роздільної здатності за допомогою методу супер-роздільності.

Отримується покращене супутникове зображення з вищою роздільною здатністю, більш високим контрастом та меншою кількістю шумів.

Цей модуль має цілісний підхід, що охоплює ці три аспекти обробки зображення, забезпечує глибоке та всебічне покращення якості зображення. Він сприяє ефективнішому використанню супутникових зображень у широкому спектрі досліджень та практичних застосувань, від моніторингу змін клімату до планування містобудування. Важливість цього модуля в контексті сучасних вимог до точності та якості даних дистанційного зондування не може бути недооцінена.

У підсумку, модуль покращення зображень є вирішальним елементом у процесі обробки супутникових знімків, що вносить значний вклад у підвищення якості та точності кінцевого зображення, що, у свою чергу, відкриває нові горизонти для дослідницьких та прикладних можливостей у галузі дистанційного зондування Землі.

#### 4.2.2.1 Підмодуль видалення шуму

Підмодуль видалення шуму (ПВШ) – це важливий етап попередньої обробки у процесі покращення якості супутникових знімків, оскільки він готує зображення для подальших етапів обробки. Його основна мета полягає в тому, щоб попередньо оптимізувати якість зображення, видаливши всі можливі завади та забезпечивши стабільне середовище для наступних модулів. Підмодуль використовує Wavelet-перетворення [7], які необхідні для видалення шумів з зображення. Такий підхід розбиває зображення на частини з різним рівнем деталізації, дозволяючи ізолювати та видаляти шум на різних рівнях.

Також, важливо максимально позбутись туману, бо він може додавати атмосферний розсіювач, який знижує контрастність та яскравість об'єктів на зображенні. Для цього щоб прибрати туман, який також є складовою шуму, слід використовувати метод видалення туману на основі гістограми. Його основна ідея полягає в тому, що якщо гістограма зображення має великий пік у високому діапазоні яскравості, це може вказувати на наявність туману. Тому метод модифікує гістограму, зсуваючи її в більш темний діапазон для видалення впливу туману. Після завершення роботи підмодулю видалення шуму, зображення буде готове до подальшої обробки в наступних модулях та підмодулях.

Слід зазначити, що підмодуль контрасту та яскравості спрацює ефективніше, якщо перед ним відбудеться оптимальна попередня обробка. Зображення без шумів та з правильною гістограмою дозволить алгоритмам контрасту працювати набагато чіткіше.

Також, це стосується і підмодуля супер-роздільності. Якість вихідного зображення, отриманого на виході цього підмодулю, буде істотно вищою, якщо на його вхід подаватиметься зображення без шумів та інших атмосферних впливів. Це забезпечує точніше навчання моделі та менші ймовірність виникнення артефактів на вихідному зображенні.



#### 4.2.2.2 Підмодуль контрасту та яскравості

Зображення, отримане з супутника, може мати ряд обмежень, викликаних атмосферними умовами, хмарами, туманом або просто освітленістю місцевості. Все це може призвести до зниження контрасту та яскравості на зображенні, роблячи його менш інформативним та ускладнюючи аналіз.

Підмодуль контрасту та яскравості (ПКЯ) в SIES розробляється спеціально для вирішення цієї проблеми. Його основне призначення полягає в покращенні візуального сприйняття знімка шляхом оптимізації його яскравості та контрастності.

Цей підмодуль фокусується на покращенні якості відображення знімків, роблячи об'єкти на знімках більш видимими. В підмодулі контрасту та яскравості використовується два різних підходи в залежності від потреб знімку: гістограмна еквалізація та лінійна корекція яскравості.

Зображення з незадовільними параметрами контрасту та яскравості (рисунок 4.2 а) іноді навіть не підлягають опрацюванню.



а)



б)

Рисунок 4.2 – Супутникове зображення до та після посилення:

а) до посилення; б) після посилення

Як показано на рисунку 4.2 під час аналізу супутникових знімків може бути важко визначити окремі об'єкти, якщо контраст та яскравість

зображення не належним чином оптимізовані.

Методи корекції контрасту та яскравості мають різні застосування та підходи, залежно від характеру та властивостей вхідних супутникових зображень. При виборі між лінійною корекцією яскравості та гістограмною еквалізацією в рамках моделі SIES враховуються кілька факторів.

Алгоритм лінійної корекції яскравості в SIES масштабує та зміщує весь діапазон яскравості зображення так, щоб він розташовувався між заданими мінімальним та максимальним значеннями. До переваг лінійної корекції можна спокійно відносити простоту та швидкість. Вона використовується, коли розподіл яскравості зображення є досить рівномірним, але розташований у вузькому діапазоні, коли для знімка важливо зберегти відносні яскравості між областями та коли потрібно швидко та просте перетворення.

Гістограмна еквалізація використовується коли потрібен підхід, який спрямований на вирівнювання розподілу яскравості по всьому зображенню, роблячи його більш рівномірним. Гістограмна еквалізація фокусується на розташуванні пікселів таким чином, щоб вони рівномірно розподілялись по всьому доступному діапазону яскравості. Це допомагає збільшити видимість деталей на зображенні, особливо в темних та світлих областях. Він може значно покращити контраст на зображеннях з поганим розподілом яскравості, та є дуже ефективний для розширення діапазону яскравості на зображеннях з великою кількістю схожих значень яскравості.

Алгоритм гістограмної еквалізації використовується:

- для зображень з поганим контрастом або коли деякі області значно яскравіше або темніше інших;
- коли розподіл яскравості зосереджений у вузькому діапазоні та потрібно оптимізувати контраст по всьому зображенню;
- для зображень, де важливіше підвищення загального контрасту, ніж збереження відносних яскравостей між областями поточного зображення.

У контексті Satellite Image Enhancement Suite вибір між цими

алгоритмами буде залежати від вхідних зображень та їхніх характеристик. Цей вибір варто зробити автоматичним на основі аналізу характеристик вхідного зображення. Обираючи між двома алгоритмами підмодуль буде враховувати специфіку кожного конкретного знімка. Наприклад, якщо зображення має велику кількість темних або світлих областей, може бути вибрана гістограмна еквалізація.

Після корекції контрасту та яскравості зображення готове для наступних етапів обробки в SIES, зокрема, до роботи підмодуля супер-роздільності, який далі підвищує якість зображення, зосереджуючись на деталях та чіткості.

#### 4.2.2.3 Підмодуль супер-роздільності

У сучасному світі геоінформаційних систем та аналізу геоданих, здатність отримувати високоякісні зображення відіграє критичну роль. Однак, не завжди супутникові знімки виходять чіткими та деталізованими. Тут на допомогу приходить технологія супер-роздільності.

Супер-роздільність дозволяє підвищити роздільну здатність зображення без втрати деталей. Це найважливіше в аспекті супутникової зйомки, де кожен піксель може представляти важливу інформацію.

Підмодуль супер-роздільності в SIES використовує найновітніші алгоритми глибокого навчання для досягнення цієї мети. Основна перевага використання моделей на основі глибокого навчання полягає в їхній здатності «вчитися» на основі великих наборів даних, що дозволяє їм ефективно відтворювати деталі на зображеннях.

Взаємодія цього підмодуля з іншими складовими SIES, такими як підмодулі видалення шуму та корекції контрасту та яскравості, створює єдину інтегровану систему, яка гарантує відтворення знімків найвищої якості. Таким чином, завершальний етап заснований на використанні методу супер-роздільності не просто підвищує кількість пікселів, але й забезпечує, що кожен з цих пікселів має максимальну інформативність.

### 4.2.3 Модуль аналітики

Сучасні системи покращення якості знімків потребують не лише опрацювання та корекції зображення, але й глибокого аналізу результатів. Модуль аналітики у SIES створений саме для цього. Його головною метою та задачею є забезпечення користувача чітким, об'єктивним візуальним та статистичним зображенням результатів покращення. Це дає можливість користувачеві оцінити ефективність кожного з етапів опрацювання знімка, а також загальну ефективність використання моделі покращення зображень.

Загалом, цей модуль стає мостом між технічною частиною системи та її кінцевим користувачем, забезпечуючи зрозумілість, прозорість та зворотний зв'язок.

#### 4.2.3.1 Підмодуль зберігання та керування даними

У процесі опрацювання супутникових знімків виникає велика кількість даних – від вихідних зображень до проміжних результатів обробки та кінцевих файлів. Для ефективного управління цими даними та гарантування їх безпеки розробляється підмодуль зберігання та керування даними.

Цей підмодуль є фундаментальною частиною моделі SIES, яка забезпечує централізоване зберігання, доступ та управління всіма даними системи. Основна мета цього підмодулю – забезпечити надійне зберігання усіх типів даних, що генеруються системою SIES, а також надати інструменти для їх організації, пошуку та відновлення.

База даних (БД) буде використана для зберігання метаданих знімків, налаштувань, логів та інших структурованих даних. Використання систем управління базами даних (СУБД) дозволяє швидко знаходити необхідну інформацію, сортувати та фільтрувати записи за різними параметрами.

Щодо системи управління файлами, то для зберігання великих файлів, таких як вихідні та оброблені знімки, використовуються системи управління файлами. Це може бути як локальна файлова система, так і розподілені

системи зберігання.

Також, варто не забувати про автоматичний бекап. Щоб гарантувати безпеку даних від втрати або пошкодження, система регулярно створює резервні копії усіх важливих даних. Це може включати зберігання бекапів на віддалених серверах, в хмарних сховищах або на фізичних носіях.

Підмодуль зберігання та керування даними тісно взаємодіє з іншими складовими моделі SIES. Він забезпечує доступ до вихідних зображень для модулів обробки, зберігає результати їх роботи та забезпечує вивід даних для аналітичного модуля та інтерфейсу користувача.

У цілому, даний підмодуль відіграє ключову роль у роботі моделі SIES, гарантуючи надійне та ефективне управління великим обсягом даних.

#### 4.2.3.2 Підмодуль аналізу звітності

Підмодуль аналізу звітності надає користувачу три інструменти для виконання своєї мети:

- візуальні діаграми порівняння демонструють результати застосування методів поліпшення зображення «до» та «після», дозволяючи користувачеві яскраво побачити різницю в якості;

- статистичний аналіз якості зображення – це інструменти, які аналізують якість зображення за допомогою ключових метрик, таких як контраст, яскравість, роздільна здатність тощо;

- візуалізація покращень – це інструменти відображення (діаграми та графіки), які відображають рівень покращення зображення на різних етапах обробки.

Щодо пов'язаності з іншими складовими моделі SIES, то після того, як підмодуль контрасту та яскравості оптимізує параметри, а підмодуль супер-роздільності підвищить його роздільну здатність, модуль аналітики візьме ці опрацьовані зображення та проведе їх глибокий аналіз. Це допомагає користувачеві розуміти, наскільки ефективні були проведені операції та де є потенціал для подальших покращень.

### 4.3 Тестування моделі SIES

Тестування – це не просто технічний процес, але й стратегічний підхід до забезпечення якості продукту. Цей етап вимагає детального планування, систематичного виконання та глибокого аналізу отриманих результатів. Основна задача тестування полягає у виявленні розбіжностей між реальним функціонуванням системи та очікуваннями до її роботи.

У контексті SIES, коли мова йде про оптимізацію якості супутникових зображень, важливість правильного тестування дуже важко переоцінити. Враховуючи складність та цінність сучасних супутникових зображень та вимоги користувачів до їх якості, кожний етап обробки, від попередньої обробки до візуалізації, повинен бути ретельно протестований.

Метою тестування роботоспроможності моделі SIES є не тільки перевірка її коректної роботи з технічної точки зору, але й аналіз якості обробки зображень, визначення ефективності методів, що використовуються, та вдосконалення системи на основі зібраних даних. Важливо зрозуміти, наскільки добре SIES справляється з різними типами зображень, в різних умовах та при різних налаштуваннях. Це допоможе не тільки виявити слабкі місця, але й визначити напрямки її подальшого розвитку та вдосконалення методу або його важливих складових частин.

Основою ефективного тестування є глибоке розуміння цілей та потреб користувачів. Враховуючи динамічний характер супутникової індустрії, SIES має бути готовий до постійної адаптації та модифікації. Тому, наряду з традиційними методами тестування, важливо включати й інноваційні підходи, що відображають нові тенденції та виклики.

Ключем до успіху може бути залучення реальних користувачів у процес тестування. Їхній безпосередній досвід та відгуки можуть стати важливим джерелом інформації щодо функціональності, зручності користування та загальної ефективності SIES.

Також необхідно підібрати систему метрик для оцінки ефективності

SIES, які дозволять кількісно оцінювати результати тестування, порівняти вхідне (рисунок 4.3) та вихідне (рисунок 4.6) зображення, визначати ключові області для поліпшення та систематизувати отримані дані для подальшого використання.

В підсумку, правильний підхід до тестування роботи моделі SIES є вирішальним для забезпечення високоякісних послуг для користувачів та підтримання конкурентоспроможності в динамічному світі супутникових зображень. Це є великою відповідальністю, потрібно досягти найкращих результатів у цьому напрямку.

#### 4.3.1 Аналіз вхідного зображення

Зображення, яке обрано для тестування (рисунок 4.3), є характерним прикладом супутникового знімка, що потребує оптимізації.

Перше, що відразу кидається в очі, це наявність шуму на фотографії. Ці шуми можуть бути результатом різних факторів, таких як погодні умови під час зйомки, особливості сенсора супутника, алгоритми стиснення, або ж погана якість трансмісії даних.



Рисунок 4.3 – Вхідне супутникове зображення

Крім того, контраст зображення не є ідеальним. Відмінності між темними та світлими ділянками не настільки виражені, як це було б бажано, що може завадити проведенню детального аналізу або визначення

конкретних об'єктів на зображенні. Недостатній контраст також може вказувати на проблеми з освітленням під час зйомки або на особливості обладнання.

Такі проблеми з якістю зображення роблять актуальною потребу в його подальшій обробці та оптимізації, щоб забезпечити найкращі можливі результати для користувача.

#### 4.3.2 Результат роботи підмодулю видалення шуму

Як зазначалось раніше, підмодуль видалення шуму має на меті попередньо оптимізувати якість зображення, видаливши всі можливі недоліки та забезпечивши стабільне середовище для наступних модулів.

Зображення, наведене на рисунку 4.4 демонструє помітні покращення після попередньої обробки. Очевидно, що шуми, які були присутні на вхідному зображенні, були успішно видалені, що робить зображення більш чітким та детальним.



Рисунок 4.4 – Супутникове зображення після роботи підмодулю видалення шуму

Основна роль у видаленні шумів та покращенні якості зображення на цьому етапі належала Wavelet-перетворенню [7]. Про це перетворення вже зазначалось, що це математичний інструмент, який дозволяє розбити зображення на компоненти різного масштабу. Це особливо ефективно для



виділення деталей та видалення шумів.

Коли застосовується Wavelet-перетворення до зображення, то отримується набір Wavelet-коефіцієнтів. Шуми, як правило, відображаються у вигляді малих коефіцієнтів, тоді як основна інформація про зображення має більші коефіцієнти. Відсіявши або знижуючи значення цих малих коефіцієнтів, можна ефективно видалити шуми без втрати важливої інформації з зображення.

Після обробки Wavelet-коефіцієнтів, інверсне Wavelet-перетворення застосовується для відновлення зображення. Як результат, на виході отримується чітке зображення без шумів, де деталі стають більш розпізнаваними.

Додатковою перевагою Wavelet-перетворення є його здатність зберігати основну інформацію зображення при видаленні шуму. Це значить, що таким чином можна не тільки позбутись небажаних перешкод на зображенні, але й побачити, що важливі деталі та структури зображення залишаються незмінними.

У підсумку, за допомогою Wavelet-перетворення, підмодуль видалення шуму в Satellite Image Enhancement Suite, демонструє свою здатність ефективно обробляти супутникові зображення, видаляючи шуми та покращуючи якість без втрати критичної інформації.

#### 4.3.3 Результат роботи підмодулю контрасту та яскравості

Так як, для аналізу супутникових знімків дуже важливо визначати окремі об'єкти, то контраст та яскравість зображення мають бути належним чином оптимізовані. Наступне зображення (рисунок 4.5) відображає результати застосування підмодулю контрасту та яскравості на супутниковому знімку після попередньої обробки. Варто розглянути, що саме відбулося під час цього процесу і порівняти його з попереднім результатом.

На зображенні можна помітити, що різкість між різними об'єктами

стала більш вираженою, що дозволяє легше розрізнити окремі елементи. За це відповідає саме контраст зображення. Контраст – це різниця в яскравості між світлими та темними частинами зображення. Збільшення контрасту робить світлі ділянки світліше, а темні ділянки темніше. Підвищення контрасту допомагає виділити та відокремити об'єкти від їхнього оточення. Таким чином, контури будівель, доріг, водних об'єктів та інших структур стали набагато різкішими.



Рисунок 4.5 – Супутникове зображення після роботи підмодулю контрасту та яскравості

Загальна яскравість на цьому зображенні теж була збільшена, що робить всі деталі більш видимими. Так як яскравість впливає на загальний рівень світла на зображенні, то загальна картинка стала чіткіше та виразніше. Тобто, збільшення яскравості забезпечило загальне освітлення зображення, дозволяючи користувачу бачити деталі, які раніше могли бути приховані в тіні або були недостатньо освітлені.

Після застосування підмодулю контрасту та яскравості зображення стало більш чітким та виразним. Деталі, які могли бути приховані або не настільки видимі на вхідному зображенні та зображенні після попередньої обробки, тепер стали набагато більш виразними.

Додатково до цього, контраст та яскравість дозволяють акцентувати увагу на конкретних зонах інтересу. Наприклад, якщо метою аналізу є

визначення зони обробки землі, збільшення контрасту може зробити границі ділянок більш виразними, а збільшення яскравості – забезпечити деталізоване відображення текстури ґрунту.

Додаткове налаштування яскравості може також виявитись корисним у випадках, коли деякі ділянки супутникового знімку засліплені відблесками від водних об'єктів або металевих поверхонь. Зменшення яскравості цих ділянок може зробити їх більш читабельними.

Водночас, контраст та яскравість слід регулювати обережно, щоб не втратити деталі в дуже світлих або темних областях. Це може призвести до втрати важливої інформації, яка може бути корисною під час аналізу.

По візуальних змінах можна зробити висновок, що застосування підмодулю контрасту та яскравості здатне значно покращити якість та інтерпретацію супутникових знімків. Та це ще не останній етап покращення знімку.

#### 4.3.4 Результати роботи підмодулю супер-роздільності

Наступне зображення (рисунок 4.6) є результатом роботи моделі SIES. На зображенні спостерігається деяке покращення якості відтворення деталей. Це досягається завдяки роботі алгоритму супер-роздільності, які здатні відновлювати втрачені деталі, підвищуючи роздільну здатність зображення без втрати якості.

Будівлі, дороги, дерева та інші об'єкти стали набагато різкішими та чіткішими. Тіні та контури об'єктів виділені, що допомагає легше визначати їх форму та розміри. Кольорова гамма зображення також стала трішки насиченою, що покращує відтворення реальних кольорів об'єктів.

Сільськогосподарські ділянки, видимі на зображенні, набули додаткової різкості, дозволяючи розрізняти окремі ділянки або типи вирощуваних культур. Дорожня інфраструктура, така як дороги та перехрестя, виглядає більш виразною, що полегшує аналіз руху та планування.



Рисунок 4.6 – Фінальний результат супутникового зображення після роботи підмодулю супер-роздільності

Технологія супер-роздільності використовує складні алгоритми для аналізу низької роздільної здатності зображень і вгадує втрачені деталі, перетворюючи їх на зображення високої якості. Завдяки цьому, можна отримувати високоякісні зображення з супутників, навіть якщо вихідні дані не були ідеальними. Також важливо зауважити, що процес супер-роздільності дозволяє ефективніше використовувати супутникові знімки для різних дослідницьких та практичних цілей. Наприклад, для моніторингу довкілля, міського планування, агрономії та інших галузей.

На зображенні також помітно, що текстури поверхні стали більш відчутними. Це особливо корисно при аналізі природних ресурсів, таких як ліси, річки та гірські ландшафти, адже дозволяє отримати більш докладну інформацію про їх стан і характеристики.

Застосування модулю супер-роздільності є важливим інструментом у сфері обробки супутникових знімків. Воно дозволяє значно підвищити якість зображення, роблячи його більш інформативним і корисним для наукових, промислових та практичних цілей.

#### 4.4 Суб'єктивна перевірка результатів роботи моделі

Як можна помітити, то існує відчутна різниця між вхідним (рисунок 4.7 а) та фінальним (рисунок 4.7 б) зображенням після застосування

моделі Satellite Image Enhancement Suite для супутникових зображень.

Перше, що відразу кидається в очі, це значне покращення роздільної здатності на фінальному зображенні. Деталі, які на вхідному зображенні виглядали розмитими або нерозпізнаваними, тепер чітко видно. Фінальне зображення має більший контраст, завдяки чому кольори стали глибшими та насиченими. Це зокрема видно на будівлі з синім дахом. Він став яскравішим та виразнішим.

Щодо текстур, то на вхідному зображенні деякі області виглядали рівномірно, але після обробки видно більше деталей. Наприклад, різноманітність зелених областей стала більш розпізнаваною, що допомагає розрізнити різні види рослинності чи ландшафтів. А будівлі, дороги та інші споруди стали більш чіткими на фінальному зображенні. Це забезпечує можливість робити більш точний аналіз міської інфраструктури та інших об'єктів.



а)



б)

Рисунок 4.7 – Порівняння вхідного і вихідного зображення: а) вхідне зображення; б) вихідне зображення

Фінальне зображення виглядає менш шумним, з меншими дефектами та спотвореннями. Шум та пікселізація, які були помітні на вхідному зображенні, здебільшого виправлені на фінальному. А деякі дефекти або аномалії, що могли бути на вхідному зображенні, були усунені або мінімізовані після обробки. Це є результатом використання попередньої

обробки та корекції контрасту.

Деякі об'єкти, які були майже непомітні або злиті на вхідному зображенні, тепер видно чітко. Це може вказувати на те, що система здатна виводити додаткову інформацію з даних, яка раніше була прихована або недоступна. Незважаючи на всі покращення, здається, що оригінальні деталі зображення були збережені, і не відбулося додавання штучних деталей. Це важливо для забезпечення достовірності та автентичності зображення, особливо коли йдеться про супутникові знімки, які можуть використовуватися для наукових, географічних або стратегічних цілей.

#### 4.5 Об'єктивна перевірка результатів роботи моделі

Для об'єктивного порівняння варто врахувати MSE (Mean Squared Error) та PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) метрики, які часто використовуються для оцінки якості зображень, особливо при стисненні чи реконструкції.

MSE вимірює середньоквадратичну різницю між пікселями оригінального та покращеного зображень. Чим менше значення MSE, тим менше відмінностей між зображеннями, що свідчить про кращу якість покращеного зображення. Для його виміру застосовано скрипт, наведений у лістингу 4.1.

MSE між вхідним (рисунок 4.7 а) та вихідним (рисунок 4.7 б) зображеннями становить приблизно 558.59. Це квадратична міра відмінностей між пікселями двох зображень, де нижчі значення вказують на більшу схожість. Теоретично, MSE може варіюватися від 0 до нескінченності, де 0 означає ідеальну відповідність між зображеннями. Тому в контексті поліпшення якості зображення, отриманий результат є достатнім.

#### Лістинг коду 4.1 – Реалізація розрахунку метрики MSE

```
from skimage.metrics import mean_squared_error

# Load the images again
new_image = Image.open('/mnt/data/new.jpg')
```

```

old_image = Image.open('/mnt/data/old.png')

# Resize the new image to match the old image's dimensions
new_image_resized_rgb = new_image_rgb.resize(old_image_rgb.size)

# Convert the resized image to a numpy array
old_image_array_rgb = np.array(old_image_rgb)
new_image_resized_array_rgb = np.array(new_image_resized_rgb)

# Calculate MSE between the two images
mse_value = mean_squared_error(old_image_array_rgb,
new_image_resized_array_rgb)

mse_value}

```

PSNR є мірою відносної якості між двома зображеннями і часто використовується у сфері обробки зображень та відео. Вище значення PSNR зазвичай вказує на кращу якість зображення. Щоб виміряти PSNR, було підготовлено скрипт, який наведено у лістингу 4.2.

#### Лістинг коду 4.2 – Реалізація розрахунку метрики PSNR

```

# Load the newly provided images
new_image = Image.open('/mnt/data/new.jpg')
old_image = Image.open('/mnt/data/old.png')

# Convert images to numpy arrays
new_image_array = np.array(new_image)
old_image_array = np.array(old_image)

# Resize the new image to match the old image's dimensions if necessary
if new_image_array.shape != old_image_array.shape:
    new_image_resized = new_image.resize(old_image.size)
    new_image_array = np.array(new_image_resized)

# Calculate PSNR between the two images
psnr_value_new_old = peak_signal_noise_ratio(old_image_array,
new_image_array)

psnr_value_new_old

```

PSNR між двома зображеннями вхідним (рисунок 4.7 а) та вихідним (рисунок 4.7 б) становить приблизно 20.66 dB. Це вказує на помірну різницю між зображеннями, оскільки більш високий PSNR вказує на меншу різницю між зображеннями. Взагалі, значення PSNR більше 30 dB вважаються добрими для високоякісних зображень.

Додатково, було проведено експеримент на вибірці з 30 подібних за кліматом супутникових зображень. Основною метою було визначити, наскільки ефективно запропонована модель SIES може покращити якість

знімків, які часто погіршуються через шум, недостатню яскравість та контрастність.

Середнє значення PSNR для вибірки знімків склало 23.21 dB, що свідчить про задовільну якість покращених зображень. Хоча це значення є трохи нижчим за високі стандарти якості 30 dB, воно все ж вказує на значне зниження шуму та покращення чіткості зображень.

А середнє значення MSE склало 454.21. Воно відображає середню квадратичну помилку між пікселями зображень. Отримані дані демонструють, що запропонована модель SIES все ж забезпечила поліпшення якості відносно базових умов.

Ці результати підкреслюють потенціал моделі покращення супутникових знімків SIES. Та важливо розуміти, що хоча ці метрики можуть надати кількісну оцінку змін у якості зображення, вони не завжди повністю відображають якісні аспекти, такі як візуальна привабливість або корисність зображення для конкретних застосувань. Тому, гарною практикою є використання цих метрик разом із суб'єктивною оцінкою та врахуванням специфічних потреб використання зображень.

У підсумку, використання запропонованої моделі SIES відіграє гарну роль у трансформації та оптимізації супутникових зображень. Ця система, що інтегрує декілька модулів обробки, від простого коригування контрасту до використання супер-роздільності, дозволяє досконало збільшити чіткість, яскравість та деталізацію кожного пікселя на зображенні. Такий ретельний підхід до обробки не тільки забезпечує відмінний візуальний досвід, при розгляді таких знімків, але й збільшує їхню цінність для науковців, дослідників та аналітиків, які використовують ці дані для вивчення різних аспектів нашої планети.



## ВИСНОВКИ

В ході кваліфікаційної роботи було приділено значну увагу аспектам покращення якості супутникових знімків. Актуальність такого дослідження обумовлена важливістю супутникових знімків для сучасних наукових, екологічних та комерційних застосувань. Спостереження показали, що висока деталізація супутникових зображень відіграє вирішальну роль у таких напрямках, як екологічний моніторинг, агробізнес, міське планування, військова сфера та інші.

Використання комбінованого підходу для покращення якості знімків виявилось доволі ефективним. Цей підхід об'єднав в собі ряд технічних рішень. Це модулі попередньої обробки (видалення шумів), контрастної оптимізації та корекції кольорів, а також використання новітніх технологій супер-роздільності. Завдяки комбінації цих методів було досягнуто збільшення візуальної якості зображень, та забезпечено відтворення дрібних деталей місцевості із високою точністю. Це відкриває нові можливості для дослідників, спеціалістів та інших користувачів супутникових зображень, дозволяючи отримувати більше корисної інформації з кожного знімка.

Було проведено аналіз існуючих методів покращення якості знімків та прийнято рішення їх комплексного використання, що дає змогу впевнитись у ефективності та конкурентоспроможності запропонованої моделі. Також, враховуючи актуальність задач віддаленого зондування Землі, запропонована модель демонструє перспективи для широкого застосування її у різних галузях науки та промисловості.

Особлива увага була приділена інтеграції моделі із сучасними методами обробки супутникових знімків, що забезпечує не тільки її актуальність, а також її масштабованість. Потенційно, рішення може мати доступність для користувачів по всьому світу.

Пропозиція використовувати запропоновану модель показали, що супутникові зображення, оброблені за її допомогою, забезпечують високу

точність інформації, що робить їх потрібними у наукових дослідженнях, моніторингу та аналітиці.

Запропонована модель виконує поставлену задачу кваліфікаційної роботи з очікуваними результатами. Використовуючи сучасні технології та методи оптимізації, модель дозволяє отримати якісні супутникові знімки, які відповідають вимогам спеціалістів у різних сферах. Важливо зазначити, що завдяки цій моделі можливе вивчення дрібніших деталей місцевості в порівнянні з вхідним екземпляром зображення.

Завершуючи, можна стверджувати, що розроблена модель покращення якості супутникових знімків представляє деяке наукове та практичне значення. Ця модель посилює існуючі можливості для дослідників, спеціалістів та інших зацікавлених сторін у вивченні та взаємодії з нашою планетою. Завдяки таким поєднанням методів, які описані в ході роботи, можна краще розуміти, оцінювати та взаємодіяти з навколишнім середовищем, що, в свою чергу, сприяє прийняттю відповідальних рішень на різних рівнях – від локального до глобального.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Філімончук Т.В., Шевченко Б.С. Модель покращення супутникових знімків. Проблеми інформатизації: Тези доповідей одинадцятої міжнародної науково-технічної конференції. Т.3: секція 4. Баку: НУО АР; Харків: НТУ «ХПІ»; Харків: ХНУРЕ; Харків: НАУ «ХАІ»; Бельсько-Бяла: УТІГН. 2023. С. 64.
2. Прудіус І., Ткаченко В., Кондратов П. Фактори впливу на якість та роздільну здатність зображень систем дистанційного зондування. Львівська політехніка, 2015. С. 41-46.
3. Asokan A., Anitha J. Machine Learning based Image Processing Techniques for Satellite Image Analysis. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2019. P. 119-124.
4. Lorena A., Santos K., Santos R. Quality control and class noise reduction of satellite image time series. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2021. P. 75-88.
5. Прудіус І. Методологія реконструкції зображень в системах моніторингу на основі розв'язку прямих і обернених задач. Фізико-технологічні проблеми передавання, обробки та зберігання інформації в інфокомунікаційних системах. Матеріали V Міжнародної науково-практичної конференції. Чернівці: ВІЦ «Місто», 2016. С. 15-17.
6. Congalton R., Green K. Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and practices. NY, 2008. 183 p.
7. Prasad L., Iyengar S.S. Wavelet Analysis with Applications to Image Processing. CRC Press, 1st edition, 1997. 304 p.
8. Han Y., Byun Y. Automatic and accurate registration of VHR optical and SAR images using a quadtree structure. Taylor & Francis. International Journal of Remote Sensing, 2015. P. 2277-2295.
9. Prudyus I., Tkachenko V., Lazko L. Sub-pixel Based Forming of High-Resolution Images. Lviv Polytechnic, 2015. P. 45-48.

10. Conway D., White J. Machine Learning for Hackers: Case Studies and Algorithms to Get You Started. O'Reilly, First Edition, 2012. 320 p.
11. Buduma N., Lacascio N. Fundamentals of Deep Learning: Designing Next-Generation Machine Intelligence Algorithms. O'Reilly Media, 1st Edition, 2017. 296 p.
12. Ismail S., Mansour H., Allam M. Super Resolution: Reconstruction Of High-resolution Image From A Set Of Low-resolution Images. LAP LAMBERT Academic Publishing, 2014. 120 p.
13. Asokan A., Anitha J., Ciobanu M. Image Processing Techniques for Analysis of Satellite Images for Historical Maps Classification. MDPI, 2020. 21 p.
14. Самойленко В.М. Географічні інформаційні системи та технології. Підручник. К.: Ніка-Центр, 2010. 448 с.
15. Müller M., Ekhtiari N., Almeida R., Rieke C. Super-Resolution of Multispectral Satellite Images Using Convolutional Neural Networks. UP42, 2020. 8 p.