

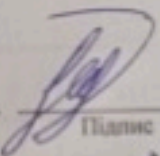
## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

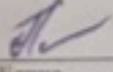
на тему Метод нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами

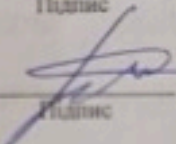
Галузь знань 12 – Інформаційні технології  
Шифр і назва галузі знань

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки  
Шифр і назва спеціальності

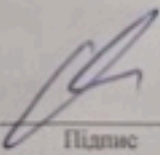
Освітня програма Комп'ютерні науки  
Назва освітньої програми

Виконав: студент 3 курсу, група КНс-20-1  І.В. Блажко  
Курс, група виконавця Підпис Ініціали, прізвище

Керівник: к.п.н., доцент кафедри КН  С.С. Петровський  
Науковий ступінь, посада Підпис Ініціали, прізвище

Нормоконтроль: к.т.н., доцент кафедри КН  Р.О. Багрій  
Науковий ступінь, посада Підпис Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КН, д.т.н., професор  О.В. Бармак  
Підпис Ініціали, прізвище

05 06 2023 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій

Кафедра комп'ютерних наук

Освітній ступінь бакалавр

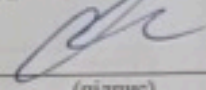
Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Освітня програма освітньо-професійна програма підготовки бакалавра

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук



(підпис)

д.т.н., професор О.В. Бармак

« 06 » 03 2023 року

**ЗАВДАННЯ  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами»

2. Завдання видано студентці Блажко Іван Вячеславович  
(прізвище, ім'я, по батькові)

3. Керівник роботи доцент кафедри КН Петровський Сергій Степанович  
(посада, прізвище, ім'я, по батькові)

4. Затверджено наказом університету від « 01 » 03 2023 р. № 5

5. Дата видачі завдання студенту: « 03 » 03 2023р.

6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

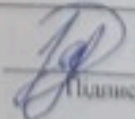
*Дослідження предметної області для задачі класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами; розробка методу для нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами; розробка архітектури нейронної мережі для класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами; проектування структури застосунку для класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами та структури відповідної бази даних; розробка інформаційної системи на базі методу для нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами; проведення тестування створеного програмного застосунку.*

## 7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи бакалавра з керівником	грудень 2022	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети та задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	січень 2023	виконано
3	Робота над розділом 1 – (Характеристика предметної області та постановка задачі)	січень 2023	виконано
4	Робота над розділом 2 – (Метод нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами)	березень 2023	виконано
5	Робота над розділом 3 – (Особливості програмної реалізації методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами)	квітень 2023	виконано
6	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	травень 2023	виконано
7	Попередній захист кваліфікаційної роботи бакалавра	травень 2023	виконано
8	Захист кваліфікаційної роботи бакалавра на засіданні Екзаменаційної комісії	червень 2023	виконано

Виконавець: студент 3 курсу, група КНс-20-1

Курс, група виконавця

  
Підпис

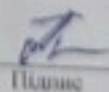
І.В. Блажко

Ініціали, прізвище

Керівник:

к.п.н., доцент кафедри КН

Науковий ступінь, посада

  
Підпис

С.С. Петровський

Ініціали, прізвище

## Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: Метод нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КНс-20-1 Блажко Іван Вячеславович

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: к.п.н., доцент кафедри КН Петровський Сергій Степанович

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
66	31	15	25	4

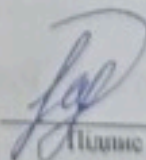
Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є розробка методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами.

Результатом виконання кваліфікаційної роботи бакалавра є створене програмне забезпечення для класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами, що може використовуватися у задачах виявлення невідповідного використання земельних ресурсів. Для написання нейромережевої частини застосування було використано бібліотеки sklearn, torch та pandas. Для написання інтерфейсу користувача було використано бібліотеку PySide2. Для навчання нейромережі було використано датасет із супутниковими світлинами «Land-Use Scene Classification».

Ключові слова: супутникові фотосвітлини, нейромережева класифікація, ділянки землекористування

Виконавець: студент 3 курсу, група КНс-20-1

Курс, група виконавця

  
Підпис

І.В. Блажко

Ініціали, прізвище

## Зміст

Перелік скорочень .....	4
Вступ.....	5
Розділ 1 Характеристика предметної області та постановка задачі .....	7
1.1 Підходи до класифікації ділянок землекористування.....	7
1.2 Способи класифікації ділянок землекористування за фотосвітлинами .....	9
1.3 Аналіз існуючих рішень для задач класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами .....	11
1.4 Бібліотеки для нейромережевої класифікації ділянок землекористування .	14
1.5 Постановка задачі.....	16
Висновки до першого розділу.....	16
Розділ 2 Метод нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами .....	18
2.1 Схема та етапи методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами .....	18
2.2 Структура інформаційної системи класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами .....	21
2.3 Датасет супутникових світлин ділянок землекористування .....	22
2.4 База даних для методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами .....	25
2.5 Архітектура нейромережевого класифікатора ділянок землекористування за супутниковими світлинами.....	32
Висновки до другого розділу .....	35
Розділ 3 Особливості програмної реалізації методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами .....	37
3.1 Архітектура інформаційної системи нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами .....	37
3.2 Елементи програмної реалізації інформаційної системи нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами.....	39

3.3 Тестування інформаційної системи класифікації ділянок землекористування.....	43
3.4 Інструкція користувача.....	51
3.5 Дослідження ефективності методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами .....	59
Висновки до третього розділу .....	61
Висновки .....	62
Перелік посилань.....	64
Додатки	

**Перелік скорочень**

<b>Скорочення, термін, позначення</b>	<b>Пояснення</b>
ШІ	Штучний інтелект
CNN	Convolution neural network
КРБ	Кваліфікаційна робота бакалавра
КН	Комп'ютерні науки
ДЗ	Ділянки землекористування
ШНМ	Штучна нейронна мережа
RF	Random Forest

## Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра присвячена розробці методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами.

**Актуальність.** Розвиток технологій супутникового зондування землі наразі дозволяє отримувати значну кількість даних про земельні ресурси високої якості та роздільної здатності. Отримані дані можуть бути використані для покращення процесів управління землекористуванням, планування територій, оцінки природних ризиків, запобігання несанкціонованого використання земельних активів, класифікації ділянок землекористування тощо.

Нейромережева класифікація є потужним інструментом машинного навчання, що може автоматизувати процес аналізу та класифікації ресурсів землі. Нейромережі здатні швидко та ефективно обробляти великі обсяги даних, виявляти складні залежності між різними змінними та давати доволі точні прогнози. Тому, безперечно, застосування нейромережевої класифікації може значно підвищити ефективність та точність оцінки класифікації ділянок землекористування.

Отже, метод нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами є актуальним та має значний потенціал для покращення процесів управління землекористуванням, оцінки природних ризиків та інших цілей.

**Об'єкт дослідження** – процес класифікації ділянок землекористування з використанням методів машинного навчання на основі супутникових знімків.

**Предмет дослідження** – моделі, методи, алгоритми та засоби машинного навчання, що використовуються для класифікації ділянок землекористування.

**Мета кваліфікаційної роботи бакалавра** – розробка методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами.

**Завданням кваліфікаційної роботи бакалавра** є дослідження предметної області для задачі класифікації ділянок землекористування за

супутниковими світлинами; розробка методу для нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами; розробка архітектури нейронної мережі для класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами; проектування структури застосунку для класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами та структури відповідної бази даних; розробка інформаційної системи на базі методу для нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами; проведення тестування створеного програмного застосунку.

## **Розділ 1 Характеристика предметної області та постановка задачі**

### **1.1 Підходи до класифікації ділянок землекористування**

У класифікації ділянок землекористування застосовуються різні методи, такі як ієрархічний та фасетний [1]. Ієрархічний метод передбачає поділ безлічі ділянок землекористування на супідрядні групи за кількома ступенями класифікації, на кожному з яких формуються різнорідні групи предметів. Глибина класифікації може бути різною і включати кілька ступенів деталізації.

Фасетний метод передбачає рівнобіжний поділ безлічі ділянок землекористування на незалежні групи за різними ознаками [2]. Цей метод має тільки один ступінь класифікації, що забезпечує його високу інформаційну насиченість. При класифікації ділянок землекористування ступінь дроблення може бути обмеженим з метою забезпечення розумної доцільності для заглибленого аналізу стану об'єктів і їхньої ринкової оцінки.

Ділянки землекористування розглядаються як об'єкт угод і мають визначені якісні та кількісні характеристики [3]. Кожна категорія ділянок землекористування має свої споживчі властивості та потенційні потреби. Ділянки землі включають як благо, необхідне споживачам, так і витрати чи інвестиції, без яких володіння та користування ними практично неможливе. Ці якості проявляються у вигляді корисності, рідкості, обмеженості та капіталоємності. Загальну споживчу цінність землі складає її корисність, тобто можливість використання для здійснення визначеної економічної функції.

Класифікація ділянок землекористування зображена на рисунку 1.1, а на рисунку 1.2 наведено класифікацію ділянок землекористування за призначенням використання.

Важливо зазначити, що земельні, водні ресурси і надра є обмеженими, тому їх використання повинно бути обмеженим та контрольованим [5]. Це може бути досягнуто через встановлення правильної класифікації ділянок землекористування і прийняття ефективних стратегій їх використання.

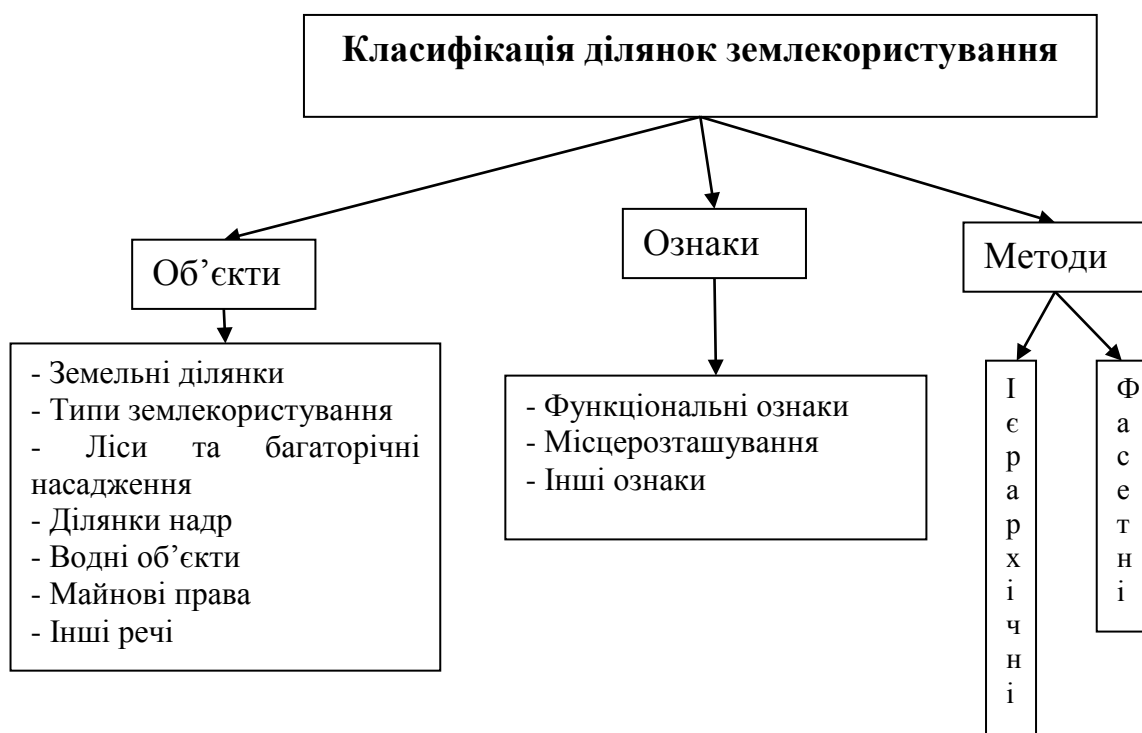


Рисунок 1.1 – Загальна класифікація ділянок землекористування [1]

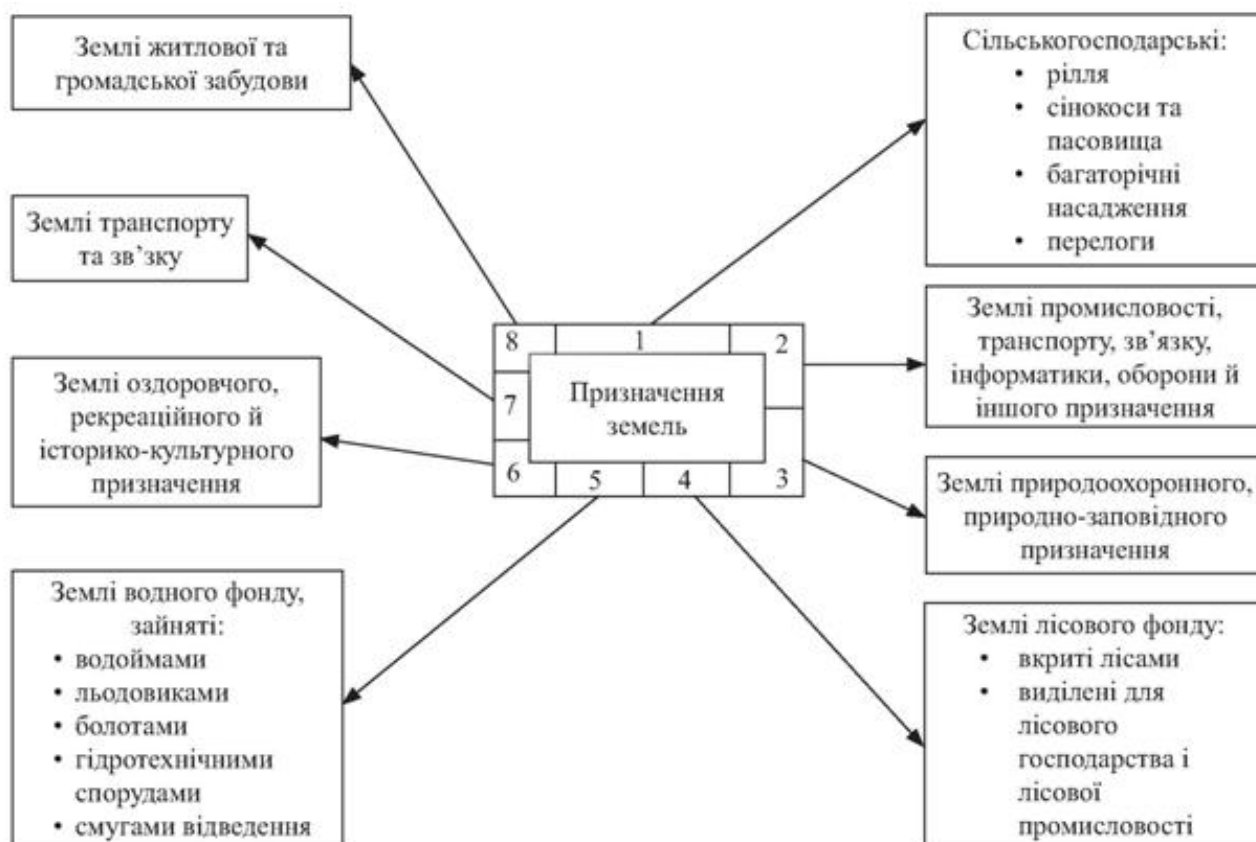


Рисунок 1.2 – Класифікація ділянок землекористування за призначенням [1]

Окрім того, ділянки землекористування можуть мати різний ступінь капіталоємності, що визначається витратами на їх підготовку для використання для певних цілей. Наприклад, ділянки землекористування, що є придатними для вирощування врожаю, можуть вимагати значних витрат на підготовку ґрунту і придбання необхідного обладнання, тоді як земельні ділянки для відпочинку можуть вимагати менших витрат на їхню підготовку. Тому автоматизований контроль за правильним використанням ділянок землекористування є важливою задачею інформаційних технологій.

Отже, ефективна класифікація ділянок землекористування може бути корисним інструментом для забезпечення сталого використання важливих ресурсів та підтримки економічного розвитку.

## **1.2 Способи класифікації ділянок землекористування за фотосвітлинами**

Класифікація ділянок землекористування за фотосвітлинами є процесом розподілу зображень землі на різні класи відповідно до їхньої властивості або використання. Цей процес включає в себе використання різноманітних методів та алгоритмів обробки зображень, таких як класифікація на основі статистичного аналізу, використання штучних нейронних мереж, дерев класифікації, методів байєсівського розподілу, а також методів геоінформатики.

Класифікація ділянок землекористування на основі статистичного аналізу фотосвітлин є методом, що використовує статистичні показники пікселів на фотосвітлинах для класифікації різних типів ділянок землекористування [6].

Перш за все, виконується підготовка фотосвітлин для аналізу, включаючи їх обробку та зменшення розміру, якщо у цьому є потреба. Далі виконується статистичний аналіз пікселів, який може включати підрахунок середніх значень, стандартних відхилень, медіани та інших параметрів.

На основі статистичного аналізу пікселів виконується класифікація ділянок землекористування на основі певних порогових значень.

Даний метод є досить простим та швидким у використанні, проте може бути обмежений у точності класифікації, оскільки він не враховує просторової інформації та не дозволяє використовувати складніші алгоритми класифікації. Такі методи тим чи іншим чином спираються на зіставлення статистичного досвіду з результатами моніторингу поточної ситуації [7]. Також цей метод може бути чутливим до різних типів землекористування та умов освітлення при отриманні фотосвітлин.

На відміну від інших методів сегментації, використання штучних нейронних мереж для вирішення подібних задач демонструє помітно меншу чутливість до спотворень вхідних даних, що в свою чергу значно спрощує роботу з супутниковими фотосвітлинами. Класичні нейромережі на кшталт багат шарового перцептрону дуже часто використовуються в задачах класифікації та сегментації, проте для задачі класифікації супутникових фотосвітлин такий спосіб має ряд недоліків: супутникові фотографії мають доволі велику роздільну здатність, що в свою чергу приведе до зростання кількості нейронів у нейромережі; збільшення кількості нейронів та параметрів для розв'язання задачі призводить до збільшення обсягу тренувальних даних для налаштування нейронної мережі, а це значно ускладнить процес навчання; перцептрон чутливий до зміни масштабу та ракурсу зйомки.

Проте згорткові нейронні мережі забезпечують стійкість по відношенню до зміщень, поворотів, масштабування та подібних видів спотворень. Також у згорткових нейромережах використовується менша кількість нейронів та вхідних даних для тренування [8].

Дана класифікація є важливим інструментом для багатьох досліджень, пов'язаних з вивченням земельних ресурсів та їхнього використання. Вона може бути використана для картографування різних землекористувань, встановлення тенденцій використання землі, здійснення моніторингу змін в

землекористуванні, оцінки підготовленості ділянок землі до різних видів використання та багато інших задач.

На основі проаналізованих способів для методу класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами буде використано згорткову нейронну мережу.

### **1.3 Аналіз існуючих рішень для задач класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами**

Моніторинг різних оброблюваних ділянок та типів поверхні (голі ґрунти тощо) є найважливішим економічним та екологічним питанням для управління ресурсами та діяльністю людини [9]. Зростання попиту на точну та відтворювану інформацію про земному покриві та зміни земного покриву викликає швидку розробку передових алгоритмів машинного навчання, призначених для картографування земного покриву з використанням супутникових зображень [10]. Безкоштовний та відкритий доступ до даних Sentinel-2, що характеризується високою просторовою та тимчасовою роздільною здатністю, розширив можливості картографування та моніторингу земної поверхні з високою точністю та частотою. Незважаючи на значну кількість підходів до класифікації земного покриву на основі супутникових даних, як і раніше, існує проблема чіткого поділу складних класів земного покриву, наприклад лугів, орних земель і водно-болотних угідь.

Авторами [9] була поставлена мета дослідження оцінити внесок багатоспектральних супутникових зображень у землекористування та класифікацію земного покриву. Автори використали об'єктно-орієнтовані контрольовані методи класифікації, що ґрунтуються на алгоритмі випадкового лісу, та постобробку мажоритарного зонування. Було проведено спостереження за 211 ділянками з контрастними характеристиками (різні схили, типи ґрунту, зовнішній вигляд, методи ведення сільського господарства, форма та площа поверхні), щоб уявити мінливість території, що вивчається. Результати

показують, що об'єднання зображень, отриманих у L-діапазоні (Alos) та оптичному діапазоні (Formosat-2), підвищує ефективність класифікації (загальна точність = 0,85, каппа = 0,81) порівняно з використанням лише радіолокаційних або оптичних даних. Таким чином, результати показують, що якість класифікації часто підвищується зі збільшенням довжини хвилі зображень, що використовуються.

Авторами [11] було запропоновано метод дистанційного зондування, за допомогою якого проаналізовано ділянки вивчення рослин та лісів Ферганської долини за 2000 та 2018 роки. Для дослідження використовувалися архівні знімки супутника Landsat, кадастрова карта та план міста, супутникові дані вищої роздільної здатності Canopus та Rapid Eye. Отримані дані свідчать про те, що за останні 18 років на досліджуваній території відбулося збільшення фрагментації міських лісових масивів та значне скорочення класу листяних та змішаних насаджень із 28108,40 га до 27906,46 га. Достовірність даних підтверджується сучасними критеріями геоінформаційної статистики. Пропонований метод тематичного картування та оцінки міських лісів з використанням дистанційних методів за ландшафтними показниками дозволить знизити вартість робіт порівняно з наземними дослідженнями та підвищити їхню точність.

Метою дослідження, проведеного авторами [12] є вивчення того, чи може ієрархічна класифікація даних Sentinel-2 підвищити точність картографування земного покриву та розмежування складних класів земного покриву. Дослідження проводиться у Лодзинському воєводстві, у центральній Польщі. Класифікація земного покриву з урахуванням пікселів виконується з допомогою алгоритму машинного навчання Random Forest (RF) з урахуванням тимчасових рядів зображень Sentinel-2, отриманих 2020 року. На карту наносять наступні дев'ять класів земного покриву: закриті поверхні, широколистяні ліси, рідкісні хвойні, чагарникові, постійно трав'янисті (трав'яний покрив), періодично трав'янисті (тобто рілля), мохові, без рослинності (оголений ґрунт) і водойми.

Класифікація земного покриву проводиться з використанням двох підходів: плоский, коли всі класи земного покриву класифікуються разом, і

ієрархічний, де стратифікація застосовується для того, щоб спочатку відокремити найстійкіші класи земного покриву, а потім класифікувати найбільш проблемні ділянки. Результати проведені авторами дослідження підтвердили, що ієрархічний підхід дає більш точні результати в порівнянні з плоским підходом, що зазвичай використовується. Медіана загальної точності ієрархічної класифікації була вищою на 3–9 відсоткових пунктів порівняно з плоскою. Цікаво, що медіана загальної точності ієрархічної класифікації сягала 0,93–0,99, тоді як плоский підхід становив 0,90.

Також існують програмні продукти для автоматизованої класифікації ділянок землекористування, серед яких є «Trimble eCognition». Застосунок дозволяє прискорити та автоматизувати інтерпретацію продуктів з геопросторовими даними, дозволяючи розробляти власні рішення для отримання ознак та виявлення змін [13]. Інтерфейс застосунку зображено на рисунку 1.3 [14].

Основний вигляд відображає файл зображення. Можна відобразити до чотирьох вікон, вибравши «Вікно» > «Розділити» у головному меню, або два вікна для «Розділити по вертикалі» або «Розділити по горизонталі». Для кожного з вікон можна призначити різні параметри для перегляду зображення. Зображення можна збільшити чи зменшити за допомогою функцій масштабування на головній панелі інструментів.

Налаштування перегляду. У даному діалоговому вікні можна додавати шари зображень, векторів та масивів точок за допомогою перетягування та редагувати відповідні налаштування для перегляду.

Дерево процесів. «eCognition Developer» використовує мову пізнання для створення програмного забезпечення правил. Ці функції створюються шляхом написання наборів правил у відповідному вікні процесів дерева.

Вкладка «Ієрархія класів». Об'єкти зображення можуть бути призначені користувачем класів, які відображаються у вікні «Ієрархія класів». Класи можуть бути згруповані в структуру ієрархії, що дозволяє дочірнім класам успадковувати відповідні атрибути батьківських класів.

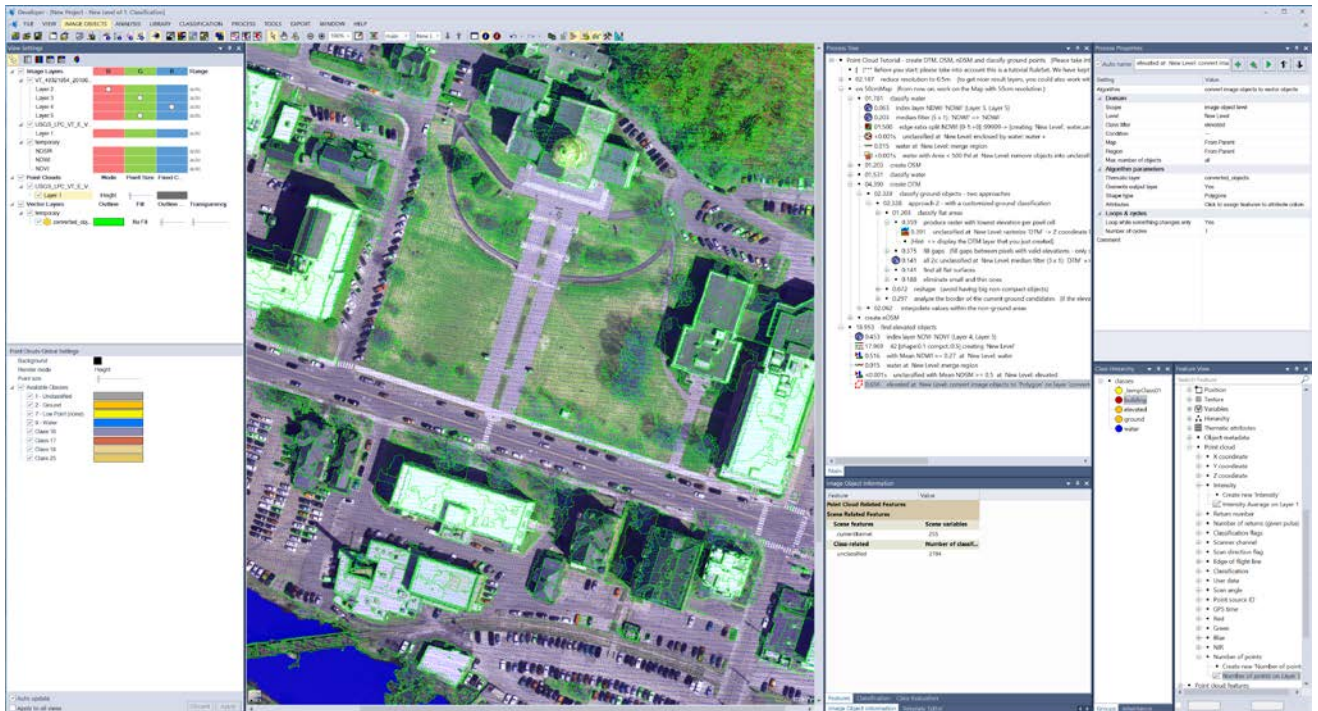


Рисунок 1.3 – Інтерфейс програми «Trimble eCognition» [14]

Вкладка «Інформація про об'єкт зображення». У цьому вікні наведена інформація про характеристики об'єктів зображення.

Вкладка «Feature View». У програмному забезпеченні «eCognition» функція надає інформацію про вимірювання, прикріплені дані або значення. Функції можуть належати до конкретних об'єктів або застосовуватися глобально, а доступні функції наведені у вікні перегляду функцій.

Отже, проаналізовані публікації та існуючі програмні рішення підтверджують актуальність напряму класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами.

## 1.4 Бібліотеки для нейромережевої класифікації ділянок землекористування

На сьогоднішній день існує досить велика кількість бібліотек для нейромережевої класифікації фотозображень, що може бути використана у

задачі класифікації ділянок землекористування за фото. Нижче будуть розглянуті самі популярні з них.

TensorFlow – це відкрите програмне забезпечення для машинного навчання, що надає засоби для розробки і розгортання моделей нейромереж на різних платформах [15]. TensorFlow має вбудовані функції для обробки зображень та розпізнавання образів, що робить його ідеальним вибором для класифікації ділянок землекористування за фото.

Keras – це інтерфейс-надбудова для TensorFlow, що дозволяє швидко створювати, навчати та оцінювати моделі машинного навчання, в тому числі нейромережі для обробки зображень [16].

PyTorch – це інший відкритий фреймворк для машинного навчання, який дозволяє створювати та навчати нейромережі [17]. PyTorch має широкі можливості для роботи з обробкою зображень та навчанням на наборах даних для класифікації зображень, що робить його також придатним для класифікації ділянок землекористування.

Scikit-learn, бібліотека машинного навчання для Python, яка містить багато алгоритмів класифікації, включаючи нейромережі [18]. Scikit-learn також може бути використаним для обробки зображень та класифікації ділянок землекористування за фото.

Caffe є фреймворком для глибокого навчання, що призначений для обробки зображень [19]. Caffe дозволяє створювати та навчати нейромережі для класифікації зображень та може бути використаний для класифікації ділянок землекористування за фото.

Вищеописані бібліотеки можуть бути використані для створення та навчання нейромереж для розв'язання задачі класифікації ділянок землекористування.

## 1.5 Постановка задачі

Метою роботи є розробка методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами та відповідного програмного застосунку, що використовує розроблений метод. Для досягнення поставленої мети в рамках роботи ставляться наступні задачі:

- дослідити предметну область для задачі класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами;
- розробити метод для нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами;
- розробити архітектуру нейронної мережі для класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами;
- спроектувати структуру застосунку для класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами та структуру відповідної бази даних;
- розробити інформаційну систему на базі методу для нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами;
- провести тестування створеного програмного застосунку;
- провести дослідження ефективності розробленого методу.

## Висновки до першого розділу

В межах першого розділу було проведено характеристику предметної області, розглянуті основні підходи до класифікації ділянок землекористування, де було показано, що ефективна класифікація ділянок землекористування є корисним інструментом для забезпечення сталого використання важливих ресурсів та підтримки економічного розвитку, а також для запобігання несанкціонованого використання земельних активів.

Також були розглянуті основні підходи до класифікації ділянок землекористування за фотосвітлинами, де було визначено доцільним використовувати згорткову нейронну мережу.

Проведено аналіз існуючих рішень для задач класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами, де були проаналізовані публікації та існуючі програмні рішення, що підтверджують актуальність напряму класифікації ділянок землекористування.

Також були розглянуті основні бібліотеки для нейромережевої класифікації ділянок землекористування, які можуть бути використані для створення та навчання нейромереж за обраною тематикою.

В рамках дослідженої предметної області було визначено основні завдання кваліфікаційної роботи бакалавра, та мету, що полягає в розробці методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами та відповідного програмного застосунку, що використовує розроблений метод.

## Розділ 2 Метод нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами

### 2.1 Схеми та етапи методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами

Схеми методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами зображена на рисунку 2.1. Метод нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами призначений для перетворення вхідних даних у вигляді набору зображень для навчання нейромережі й цифрового зображення для класифікації ділянок землекористування у вихідні дані у вигляді відсоткового значення відповідності зображення визначеному класу ділянок землекористування.

Метод представлений двома основними етапами, першим з яких є навчання нейромережі, а другим є використання навчених моделей нейромереж для класифікації зразків світлин.

Вхідними даними методу є набір зображень для навчання нейромережі, які поділяються на класи. У рамках роботи будуть використовуватись класи з множини  $A$ , перераховані нижче:

$$A \in \{ 'agricultural', 'airplane', 'baseballdiamond', 'beach', 'buildings', 'chaparral', 'denseresidential', 'forest', 'freeway', 'golfcourse', 'intersection', 'mediumresidential', 'mobilehomepark', 'overpass', 'parkinglot', 'river', 'runway', 'sparseresidential', 'storagetanks', 'tenniscourt', 'harbor' \}$$

На етапі 1 здійснюється поділ датасету для навчання нейромережі, на три категорії:

- навчальна вибірка;
- тренувальна вибірка;
- вибірка для валідації.

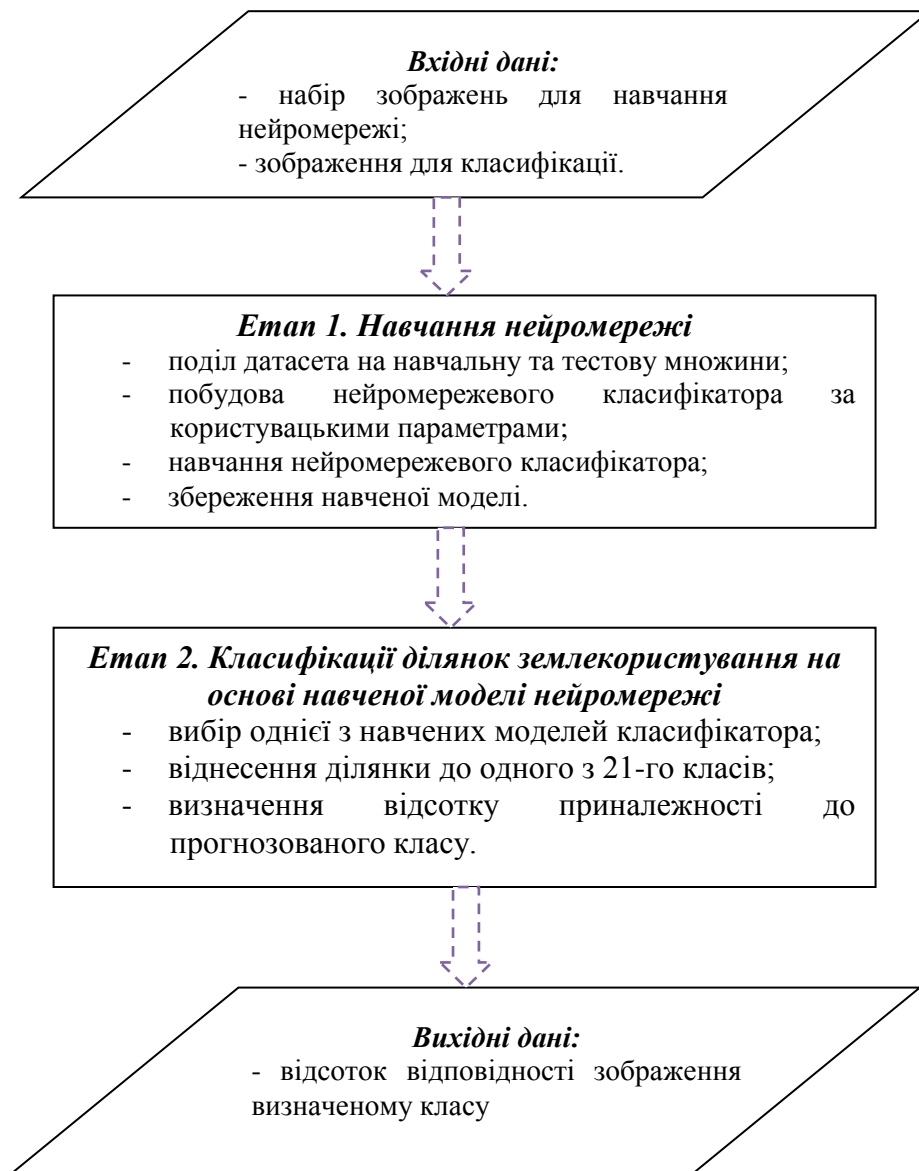


Рисунок 2.1 – Схема методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами

У кожній категорії містяться файли зображень ділянок землекористування, розділені на класи з множини  $A$ , які зможе розпізнавати нейромережа.

Після підготовки вибірок даних відбувається побудова нейромережевого класифікатора за користувацькими параметрами. У якості параметрів для навчання нейромережі використовуються параметри множини  $P$ :

$$P \in \{ \text{'TRAIN\_DIR'}, \text{'TEST\_DIR'}, \text{'VAL\_DIR'}, \text{'BATCH\_SIZE'}, \text{'EPOCHS'}, \text{'LEARNING\_RATE'} \},$$

де:

- TRAIN\_DIR – шлях до тренувальної вибірки;
- TEST\_DIR – шлях до тестової вибірки;
- VAL\_DIR – шлях до валідаційної вибірки;
- BATCH\_SIZE – параметр, що визначає кількість зразків даних, які оброблюються моделлю машинного навчання за один прохід через неї під час навчання;

- EPOCHS – кількість епох навчання нейромережі;
- LEARNING\_RATE – відповідає за швидкість навчання в моделі машинного навчання. Визначає, наскільки значущими будуть зміни, які модель буде робити на кожному кроці оптимізації параметрів під час навчання.

За обраними користувацькими параметрами відбувається навчання нейромережі, після чого навчена модель зберігається.

На другому етапі відбувається класифікація ділянок землекористування на основі навченої моделі нейромережі. Спершу користувач обирає з переліку навчених моделей ту, за якою буде здійснюватись класифікація, та подає на вхід фотографічне зображення ділянки землекористування, яка повинна бути віднесена до одного з 21-го класів множини *A*. Далі за обраною моделлю та зображенням буде визначено відсоток приналежності до прогнозованого класу.

Вихідними даними методу є відсоток відповідності тестового зображення визначеному нейромережевим способом класу.

Таким чином було описано схему та етапи методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими фотосвітлинами. Розроблений метод нейромережевої класифікації ділянок землекористування дозволяє за супутниковими світлинами здійснювати перетворення вхідних даних у вигляді набору зображень для навчання нейромережі й цифрового зображення для класифікації ділянок землекористування у вихідні дані у вигляді відсоткового значення відповідності зображення визначеному класу ділянок землекористування.

## 2.2 Структура інформаційної системи класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами

Інформаційна система класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами використовує метод нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами, що призначений для перетворення вхідних даних у вигляді набору зображень для навчання нейромережі й цифрового зображення для класифікації ділянок землекористування одержувати вихідні дані у вигляді відсоткового значення відповідності зображення визначеному класу ділянок землекористування.

Структура інформаційної системи класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами проілюстрована на рисунку 2.2.

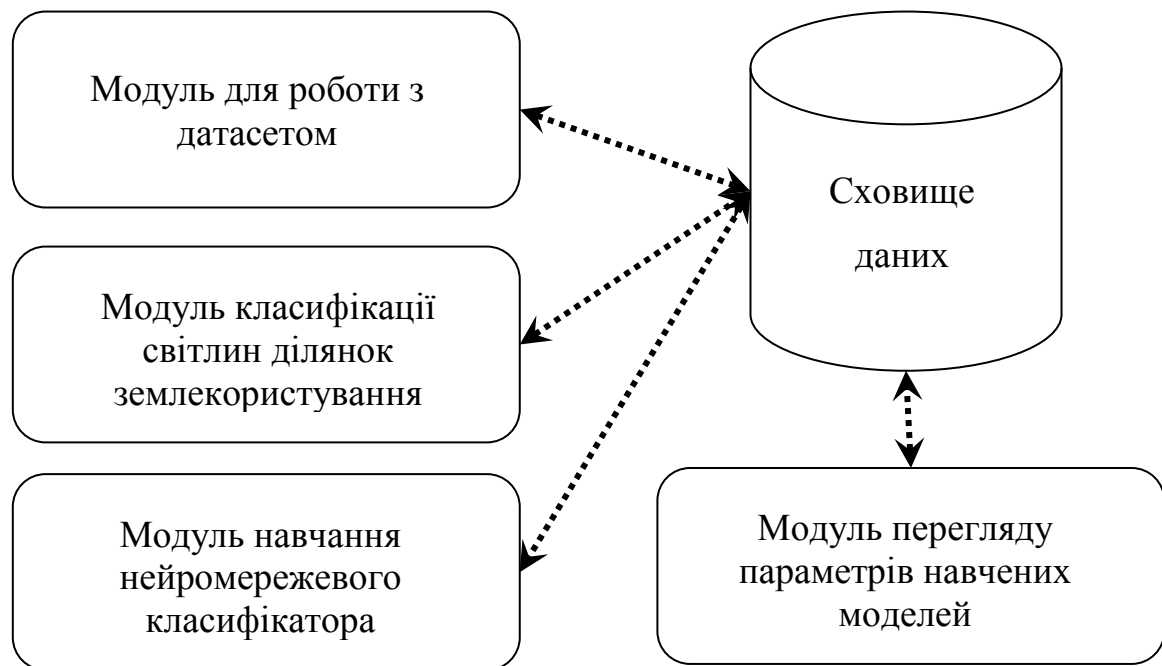


Рисунок 2.2 – Структура інформаційної системи класифікації ділянок землекористування

Модуль для роботи з датасетом містить засоби для перегляду, видалення та додавання нових зображень в датасет.

Модуль класифікації світлин ділянок землекористування призначений для класифікації супутникового знімку на 1 із 21-го класів зображень за обраною навченою заздалегідь моделлю.

Модуль навчання нейромережевого класифікатора призначений для проведення процесу навчання та збереження навченої моделі після завершення процесу навчання.

Модуль перегляду параметрів навчених моделей призначений для можливості перегляду моделей та їх результатів навчання згідно метрик.

Таким чином було створено структуру для інформаційної системи класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами, яка використовує метод нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами для перетворення вхідних даних у вигляді набору зображень для навчання нейромережі й цифрового зображення для класифікації ділянок землекористування в вихідні дані у вигляді відсоткового значення відповідності зображення визначеному класу ділянок землекористування.

### **2.3 Датасет супутникових світлин ділянок землекористування**

Для прикладної реалізації методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами був використаний набір даних «Land-Use Scene Classification» [20].

Датасет «Land-Use Scene Classification» містить набір даних, що містить супутникові зображення, розподілені за 21-м класом. Такими класами є: світлини будівель, бейсбольних полів, автомагістралей тощо. Початковий розмір зображень становить 256x256 пікселів. Спочатку було близько 100 зображень на клас. Після збільшення кожного зображення в 4 рази розмір кожного класу було доведено до 500 зображень. Це дозволяє зробити більш міцну модель для навчання нейронних мереж.

Основною метою проекту є маскування регіонів, де використовується земля на супутникових знімках, отриманих за допомогою Landsat, які мають низьку просторову роздільну здатність. Приклад зображень датасету Landsat проілюстровано на рисунку 2.3.

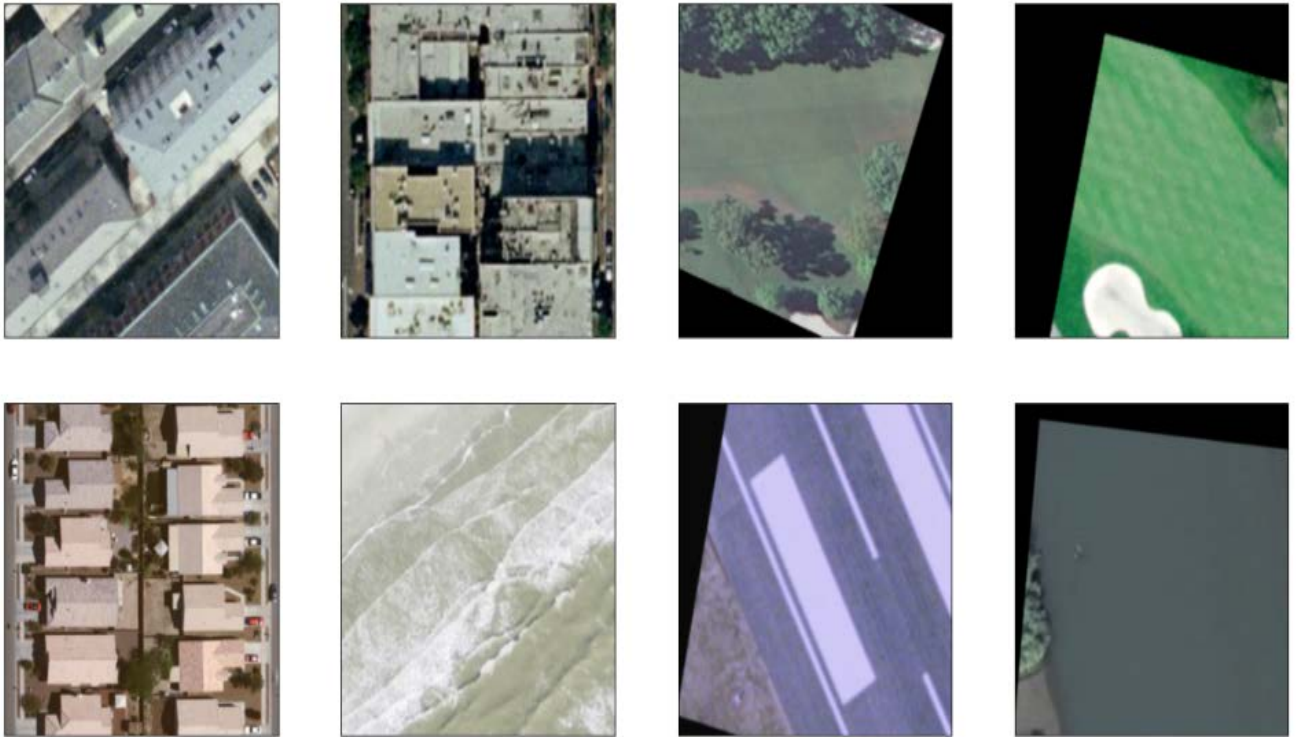


Рисунок 2.3 – Приклади фотосвітлин з датасету

Даний датасет має файли з розміткою по яким буде відбуватись процес навчання. Запропонований варіант розмітки за назвою файлу, міткою та іменем класу наведено на рисунку 2.4.

1	Filename,Label,ClassName			
2	5818,runway/runway_000259.png,16,runway			
3	1327,intersection/intersection_000348.png,10,intersection			
4	2529,agricultural/agricultural_000025.png,0,agricultural			
5	3865,chaparral/chaparral_000195.png,5,chaparral			
6	2024,airplane/airplane_000260.png,1,airplane			
7	4594,storagetanks/storagetanks_000305.png,18,storagetanks			
8	3062,tenniscourt/tenniscourt_000126.png,19,tenniscourt			
9	3754,overpass/overpass_000322.png,13,overpass			
10	3317,harbor/harbor_000221.png,20,harbor			
11	3567,overpass/overpass_000479.png,13,overpass			
12	635,buildings/buildings_000286.png,4,buildings			
13	6789,mediumresidential/mediumresidential_000462.png,11,mediumresidential			
14	3086,tenniscourt/tenniscourt_000102.png,19,tenniscourt			
15	2594,agricultural/agricultural_000066.png,0,agricultural			
16	1804,airplane/airplane_000259.png,1,airplane			
17	5360,baseballdiamond/baseballdiamond_000125.png,2,baseballdiamond			
18	5359,baseballdiamond/baseballdiamond_000209.png,2,baseballdiamond			
19	4517,golfcourse/golfcourse_000284.png,9,golfcourse			
20	402,buildings/buildings_000306.png,4,buildings			
21	4493,golfcourse/golfcourse_000017.png,9,golfcourse			
22	1203,intersection/intersection_000461.png,10,intersection			
23	1412,freeway/freeway_000410.png,8,freeway			
24	2589,agricultural/agricultural_000377.png,0,agricultural			
25	4040,chaparral/chaparral_000206.png,5,chaparral			
26	4836,storagetanks/storagetanks_000481.png,18,storagetanks			
27	4939,sparseresidential/sparseresidential_000161.png,17,sparseresidential			
28	3798,overpass/overpass_000224.png,13,overpass			

Рисунок 2.4 – Розмітка файлів для навчання

Даний датасет має три каталога: test, train та validation для організації процесу навчання, та відповідні до кожної файли розмітки (рисунок 2.4). Також кожен з цих каталогів має в собі набір каталогів із зображеннями по класам (рисунок 2.5).

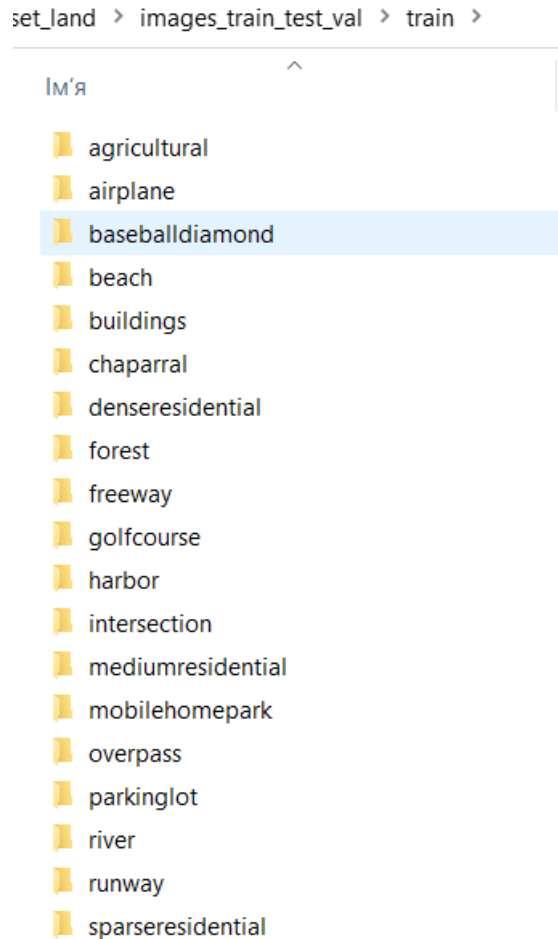


Рисунок 2.5 – Розподіл світлин ділянок землекористування по класам розпізнавання

Отже, вищеописаний датасет буде використано при реалізації методу неймережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами в якості джерела світлин ділянок землекористування.

#### **2.4 База даних для методу неймережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами**

Для реалізації методу неймережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами та програмного застосунку на його основі, необхідно описати структуру відповідної бази даних. Для реалізації бази даних було обрано SQLite, оскільки Python за промовчуванням підтримує

роботу з нею. Для цього застосовується вбудована бібліотека sqlite3, яка в python доступна у вигляді однойменного модуля [21].

Таблиці та реалізовані між ними зв'язки забезпечуватимуть надійну та правильну передачу даних. На рисунку 2.6 наведено структуру бази даних методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами.

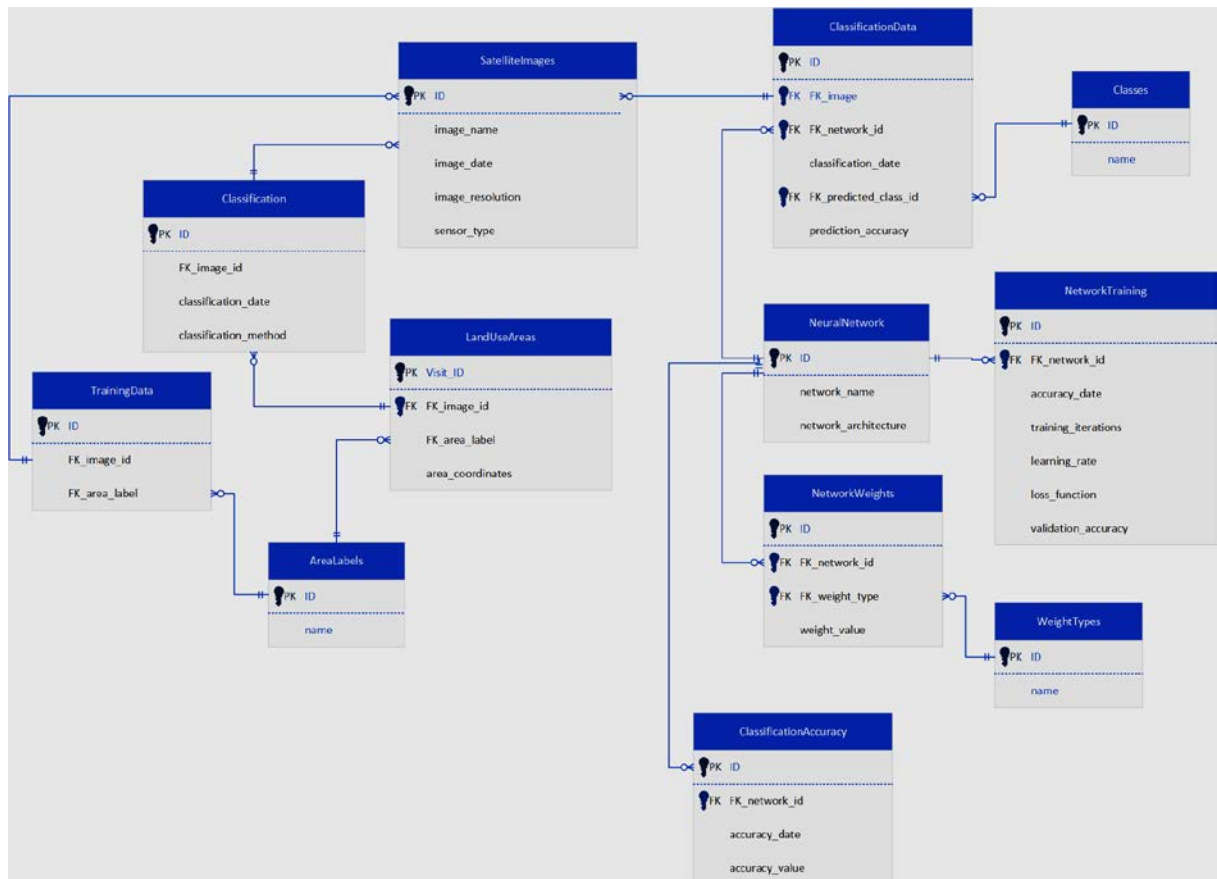


Рисунок 2.6 – Структура бази даних методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами

Таблиця «SatelliteImages» (таблиця 2.1) містить інформацію про супутникові зображення. Таблиця зберігатиме ім'я зображення, дату й час зйомки, роздільну здатність зображення та номер сенсору, що був використаний для зйомки.

Таблиця 2.1 – Атрибути таблиці «SatelliteImages»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	image_name	varchar(50)	Назва зображення
3.	image_date	datetime	Дата й час створення зображення
4.	image_resolution	int	Роздільна здатність зображення
5.	sensor_type	int	Номре сенсору, що використовувався для зйомки

Таблиця «Classification» (таблиця 2.2) міститиме інформацію про класифікацію зображень на ділянки землекористування, зокрема, наступні поля

Таблиця 2.2 – Атрибути таблиці «Classification»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	FK_image_id	int	Вторинний ключ, посилання на ідентифікатор зображення, що було класифіковано
3.	classification_date	datetime	Дата й час класифікації зображення
4.	classification_method	int	Метод класифікації, що був використаний

Таблиця «LandUseAreas» (таблиця 2.3) міститиме інформацію про інформацію про ділянки землекористування, що були визначені на зображеннях.

Таблиця «AreaLabels» (таблиця 2.4) міститиме інформацію про назви типів земельних ділянок.

Таблиця 2.3 – Атрибути таблиці «LandUseAreas»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	FK_image_id	int	Вторинний ключ, посилання на ідентифікатор зображення, що було класифіковано
3.	FK_area_label	datetime	Вторинний ключ, посилання на назву типу області із відповідної таблиці
4.	area_coordinates	varchar(50)	Координати земельної ділянки

Таблиця 2.4 – Атрибути таблиці «AreaLabels»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	name	varchar(50)	Назва типу земельної ділянки

Таблиця «TrainingData» (таблиця 2.5) містить інформацію про навчальні дані для нейромережевої класифікації ділянок землекористування.

Таблиця 2.5 – Атрибути таблиці «TrainingData»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	FK_image_id	int	Вторинний ключ, посилання на ідентифікатор зображення, що було класифіковано
3.	FK_area_label	int	Вторинний ключ, посилання на тип зображення земельної ділянки.

Таблиця «NeuralNetwork» (таблиця 2.6) містить інформацію про нейромережу, що використовується для класифікації ділянок землекористування.

Таблиця 2.6 – Атрибути таблиці «NeuralNetwork»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	network_name	varchar(50)	Назва нейронної мережі
3.	network_architecture	varchar(50)	Назва типу нейронної мережі

Таблиця «NetworkWeights» (таблиця 2.7) містить інформацію про ваги нейромережі.

Таблиця 2.7 – Атрибути таблиці «NetworkWeights»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	FK_network_id	int	Вторинний ключ, посилання на ідентифікатор нейронної мережі, що використовується
3.	weight_value	double	Отримане значення ваги
4.	FK_weight_type	int	Вторинний ключ, посилання на тип отриманого значення ваги

Таблиця «WeightTypes» (таблиця 2.8) містить інформацію про ваги нейромережі.

Таблиця 2.8 – Атрибути таблиці «WeightTypes»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	name	varchar(50)	Назва типу параметру.

Таблиця «ClassificationAccuracy» (таблиця 2.9) містить інформацію про точність класифікації нейромережі.

Таблиця 2.9 – Атрибути таблиці «ClassificationAccuracy»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	FK_network_id	int	Вторинний ключ, посилання на ідентифікатор нейронної мережі, що використовується
3.	accuracy_date	datetime	Дата й час одержання результатів точності.
4.	accuracy_value	double	Отримані результати точності.

Таблиця «NetworkTraining» (таблиця 2.10) містить дані про процес навчання нейромережі для класифікації ділянок землекористування.

Таблиця 2.10 – Атрибути таблиці «NetworkTraining»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	FK_network_id	int	Вторинний ключ, посилання на ідентифікатор нейронної мережі, що використовується
3.	accuracy_date	datetime	Дата й час проведення навчання.
4.	training_iterations	int	Кількість ітерацій.
5.	learning_rate	double	Коефіцієнт навчання
6.	loss_function	double	Значення функції втрат, яка використовувалась під час навчання
7.	validation_accuracy	double	Значення точності класифікації на валідаційному наборі даних.

Таблиця «ClassificationData» (таблиця 2.11) містить інформацію про набір даних, що використовується для класифікації ділянок землекористування.

Таблиця 2.11 – Атрибути таблиці «ClassificationData»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	FK_network_id	int	Вторинний ключ, посилання на ідентифікатор нейронної мережі, що використовується
3.	classification_date	datetime	Дата й час проведення класифікації.
4.	FK_predicted_class_id	int	Вторинний ключ, посилання на ідентифікатор класу, який було передбачено нейромережею
5.	prediction_accuracy	double	значення точності класифікації

Таблиця «Classes» (таблиця 2.12) містить інформацію про назви класів, до яких належить знімок.

Таблиця 2.12 – Атрибути таблиці «Classes»

№ п/п	Назва атрибуту	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ, числовий ідентифікатор для однозначного визначення запису таблиці.
2.	name	varchar(50)	Назва класу, до якого належить знімок.

Таким чином було спроектовано базу даних інформаційної системи нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами, створено відповідні таблиці та налагоджено зв'язки між ними.

## **2.5 Архітектура нейромережевого класифікатора ділянок землекористування за супутниковими світлинами**

Для нейромережі класифікації ділянок землекористування було обрано згорткову архітектуру, яка буде проходити навчання на основі попередньо навченої моделі «ResNet-50», модифікована до 21-го загорткового шару і використовує підхід з глибоким навчанням. Вона має особливу архітектуру, яка дозволяє досягти високої точності класифікації зображень. Архітектура нейромережевого класифікатора зображена на рисунку 2.7.

Архітектура моделі нейронної мережі, проілюстрована на рисунку 2.7 представлена у вигляді деревоподібної структури з використанням індексів глибини. Використовується переднавчена модель ResNet з 21 шаром, що означає, що вона має 21 згортковий шар.

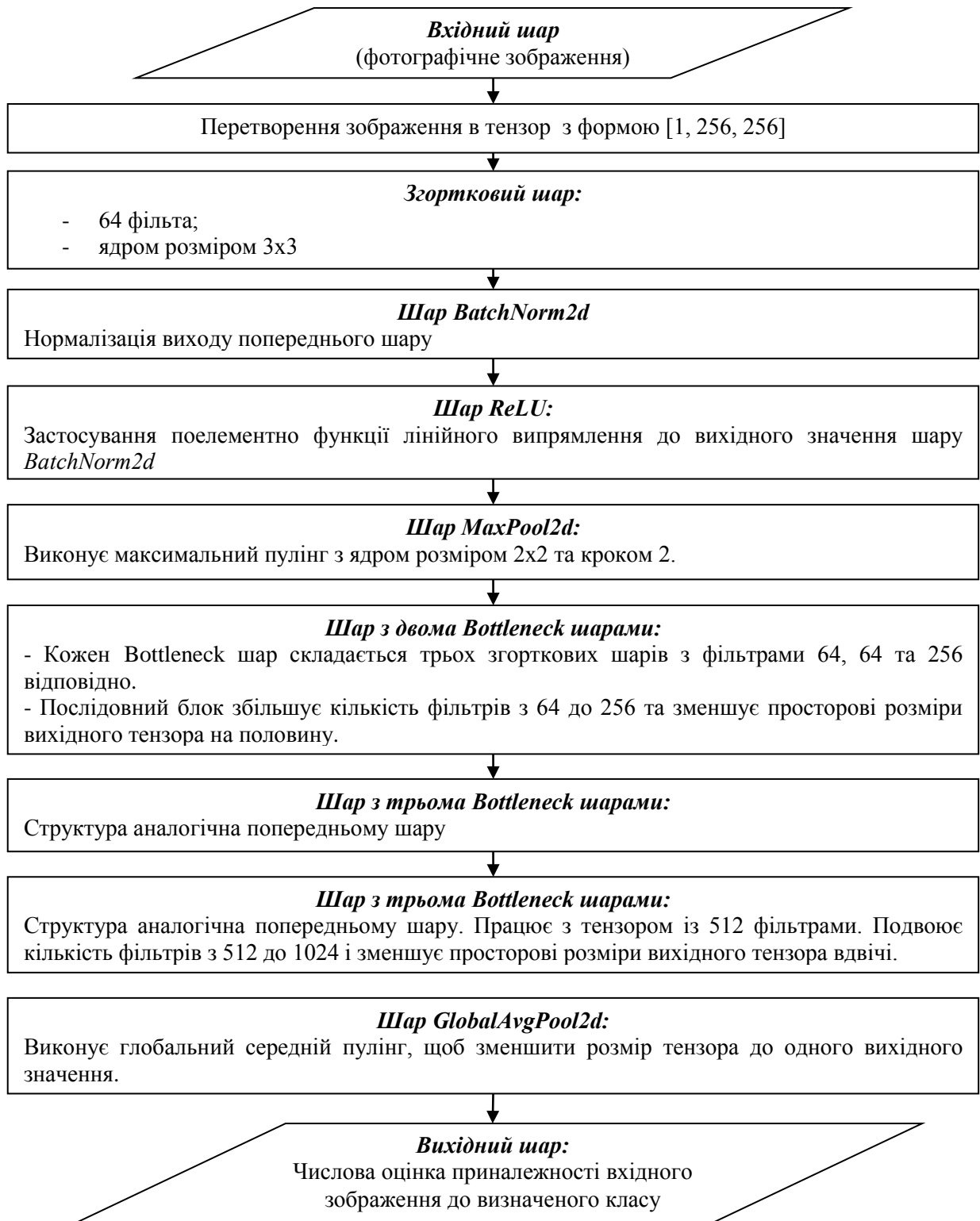


Рисунок 2.7 – Архітектура неймережевого класифікатора ділянок землекористування за супутниковими світлинами

Першим шаром є згортковий Conv2d шар із 64-а фільтрами та ядром розміром 3x3. Вхідним параметром до цього шару є тензор з формою

[1, 256, 256], що означає, що вхідне зображення має висоту та ширину 256 пікселів.

Наступним шаром є `BatchNorm2d`, що нормалізує вихід попереднього згорткового шару.

Третій шар представлений у вигляді функції активації `ReLU`, яка застосовує поелементно функцію лінійного випрямлення до вихідного значення шару `BatchNorm2d`.

Наступним шаром є `MaxPool2d`, що виконує максимальний пулінг з ядром розміром  $2 \times 2$  та кроком 2. Цей шар зменшує просторові розміри вихідного тензора вдвічі.

Наступний шар буде послідовним блоком із двома `Bottleneck` шарами. Кожен `Bottleneck` шар складається у свою чергу з трьох згорткових шарів з фільтрами 64, 64 та 256 відповідно. Перший згортковий шар має ядро розміром  $1 \times 1$ , а інші два згорткових шари – ядро розміром  $3 \times 3$ . Послідовний блок збільшує кількість фільтрів з 64 до 256 та зменшує просторові розміри вихідного тензора вдвічі.

Наступний шар це ще один послідовний блок із трьома `Bottleneck` шарами. Кожен `Bottleneck` шар має таку ж структуру, як і попередній. Як і наступний шар, що є ще одним послідовним блоком з трьома `Bottleneck`-шарами аналогічної структури до попереднього блоку, проте працюють з тензором із 512 фільтрами. Цей блок подвоює кількість фільтрів з 512 до 1024 і зменшує просторові розміри вихідного тензора вдвічі.

Наступними будуть ще чотири таких же послідовних блоки, кожен з трьома `Bottleneck`-шарами, що зменшують просторові розміри вихідного тензора вдвічі і збільшують кількість фільтрів на двійкові степені.

Останнім шаром є `GlobalAvgPool2d`, який виконує глобальний середній пулінг, щоб зменшити розмір тензора до одного вихідного значення. Це вихідне значення є оцінкою ймовірності приналежності вхідного зображення до певного класу.

Таким чином була створена архітектура нейромережевого класифікатора ділянок землекористування за супутниковими світлинами, що використовується в розробленому методі нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами, який призначений для перетворення набору зображень для навчання нейромережі й цифрового зображення для класифікації ділянок землекористування у відсоткове значення відповідності зображення визначеному класу ділянок землекористування.

### **Висновки до другого розділу**

У ході виконання другого розділу кваліфікаційної роботи бакалавра було розроблено метод нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами, що призначений для перетворення вхідних даних у вигляді набору зображень для навчання нейромережі й цифрового зображення для класифікації ділянок землекористування у вихідні дані у вигляді відсоткового значення відповідності зображення визначеному класу ділянок землекористування.

На базі запропонованого методу та описаних етапів його роботи було розроблено архітектуру інформаційної системи класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами.

Для прикладної реалізації методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами було обрано для використання набір даних «Land-Use Scene Classification» у якості джерела світлин ділянок землекористування.

Також для реалізації методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами було спроектовано базу даних інформаційної системи, створено відповідні таблиці та налагоджено зв'язки між ними.

Для нейромережі класифікації ділянок землекористування було обрано згорткову архітектуру, що буде проходити навчання на основі попередньо

навченої моделі «ResNet-50», у подальшому модифікована до 21-го загорткового шару і використано підхід з глибоким навчанням. Запропонована нейромережа має особливу архітектуру, яка дозволяє досягти високої точності класифікації світлин ділянок землекористування.

## Розділ 3 Особливості програмної реалізації методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами

### 3.1 Архітектура інформаційної системи нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами

Архітектура інформаційної системи класифікації ділянок землекористування на основі розробленого методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами, що призначений для перетворення вхідних даних у вигляді набору зображень для навчання нейромережі й цифрового зображення для класифікації ділянок землекористування у вихідні дані у вигляді числового значення відповідності зображення визначеному класу ділянок землекористування проілюстрована на рисунку 3.1.

Клас *LandSatDataset* описує набір даних, який містить зображення та відповідні мітки класів. Конструктор приймає *DataFrame* з даними, шлях до каталогу з зображеннями та об'єкт з функціями трансформації зображень. Метод `__len__` поверне кількість елементів у наборі даних, а метод `__getitem__` поверне зображення та мітку класу для заданого індексу. Параметри *train\_transform* та *val\_transform* описують набір функцій трансформації, які будуть застосовуватися до зображень під час навчання та проведення валідації моделі.

На основі набору даних *train\_data* створюється об'єкт *train\_dataset* класу *LandSatDataset*, який містить зображення та мітки класів, а також об'єкт трансформації *train\_transform*. Параметр *train\_data\_loader* є ітератором для пакетного навчання, який приймає *train\_dataset*, розмір пакету *BATCH\_SIZE* та параметр *shuffle* для перемішування даних.

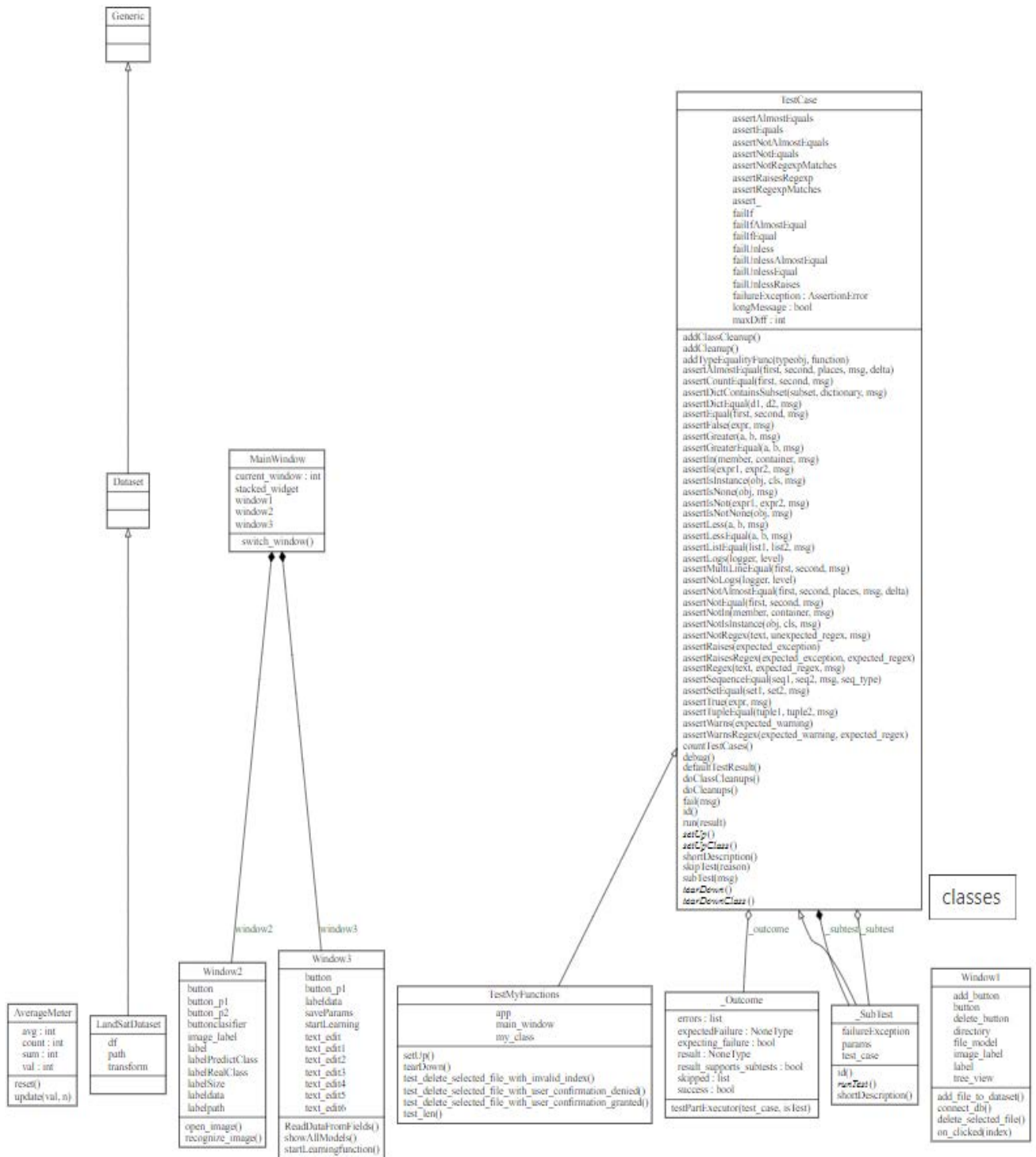


Рисунок 3.1 – Діаграма класів інформаційної системи нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами

Клас *AverageMeter* призначений для обчислення та збереження середнього значення і поточних значень метрики під час тренування нейронної мережі. У конструкторі класу `__init__(self)`, виконується ініціалізація змінних

*avg*, *val*, *sum* та *count* за допомогою метода *reset()*, який також викликається через конструктор.

Класи з назвами *Window1*, *Window2* і *Window3* є класами для взаємодії інтерфейсу користувача та вищеописаних класів нейромережі. *Window1* відповідає за реалізацію підсистеми роботи з датасетом. Клас *Window2* відповідає за класифікацію світлин, а *Window3* – за старт процесу навчання та перегляд збережених вже навчених моделей.

Також є клас для програмного тестування інформаційної системи – *TestMyFunctions*. У ньому містяться функції для тестування основного функціоналу.

Таким чином було створено та описано архітектуру інформаційної системи класифікації ділянок землекористування на основі розробленого методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами.

### **3.2 Елементи програмної реалізації інформаційної системи нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами**

За створеною та описаною вище архітектурою інформаційної системи класифікації ділянок землекористування на основі розробленого методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами було здійснено її програмну реалізацію.

Фрагмент програмного коду для реалізації навчання нейромережі *ResNet50* для класифікації зображень і зберігання найкращої моделі під час навчання створюється екземпляр моделі *ResNet50*, яка попередньо була навчена на великому наборі даних, так як параметр *pretrained=True*. Останній повний з'єднувальний шар моделі (*fc*) замінюється на новий повний з'єднувальний шар з кількістю вихідних класів 21. Далі у програмному коді створюється оптимізатор (*AdamW*) із заданою швидкістю навчання (параметр *LEARNING\_RATE*) та

іншими заданими параметрами моделі (`model.parameters()`). Фрагмент архітектури нейромережі з параметрами проілюстровано на рисунку 3.2.

Layer (type:depth-idx)	Output Shape	Param #
ResNet	[1, 21]	--
├─Conv2d: 1-1	[1, 64, 256, 256]	9,408
├─BatchNorm2d: 1-2	[1, 64, 256, 256]	128
├─ReLU: 1-3	[1, 64, 256, 256]	--
├─MaxPool2d: 1-4	[1, 64, 128, 128]	--
├─Sequential: 1-5	[1, 256, 128, 128]	--
│   ├─Bottleneck: 2-1	[1, 256, 128, 128]	--
│   │   ├─Conv2d: 3-1	[1, 64, 128, 128]	4,096
│   │   ├─BatchNorm2d: 3-2	[1, 64, 128, 128]	128
│   │   ├─ReLU: 3-3	[1, 64, 128, 128]	--
│   │   ├─Conv2d: 3-4	[1, 64, 128, 128]	36,864
│   │   ├─BatchNorm2d: 3-5	[1, 64, 128, 128]	128
│   │   ├─ReLU: 3-6	[1, 64, 128, 128]	--
│   │   ├─Conv2d: 3-7	[1, 256, 128, 128]	16,384
│   │   ├─BatchNorm2d: 3-8	[1, 256, 128, 128]	512
│   │   ├─Sequential: 3-9	[1, 256, 128, 128]	16,896
│   │   ├─ReLU: 3-10	[1, 256, 128, 128]	--
│   └─Bottleneck: 2-2	[1, 256, 128, 128]	--

Рисунок 3.2 – Архітектура моделі ResNet50 з параметрами

Після зчитування всіх параметрів модель тренується впродовж заданої кількості епох (параметр *EPOCHS*). У кожній епісі модель тренується на тренувальних даних, де обчислюються втрати та точність (*train\_loss*, *train\_acc*) та валідаційних даних, де також обчислюються втрати та точність (*valid\_loss*, *valid\_acc*).

Якщо поточна втрата на валідаційних даних (*valid\_loss.avg*) буде меншою за найкращу втрату (*best\_loss*), то зберігається найкраща модель у файл *resnet\_best.pth*. Після старту процесу навчання користувач буде бачити прогрес, проілюстрований на рисунку 3.3

```
{0: 'agricultural', 1: 'airplane', 2: 'baseballdiamond', 3: 'beach', 4: 'buildings', 5: 'chaparral', 6: 'denseresidenti
{'agricultural': 0, 'airplane': 1, 'baseballdiamond': 2, 'beach': 3, 'buildings': 4, 'chaparral': 5, 'denseresidential'
20%|█| 365/1838 [55:20<3:32:13, 8.64s/it, acc=0.838, loss=0.543]
```

Рисунок 3.3 – Процес навчання нейромережі

Функція *eval\_fn()* призначена для валідації моделі під час навчання. Отримує на вхід даталоадер з даними для валідації (*data\_loader*), модель (*model*), функцію втрат (*criterion*) та пристрій (*device*), на якому відбуватимуться обчислення.

З використанням контекстного менеджера *torch.no\_grad()*, відбувається оцінка даних для валідації, тобто по зображеннях та мітках класів, із якими модель працює під час валідації. Після цього модель застосовується до зображення і отримується передбачення.

Функція втрат *criterion* обчислює значення втрати між передбаченнями моделі та мітками класів, що є правильними для кожного поданого зображення.

Точність передбачень моделі обчислюється з використанням функції *accuracy\_score* з бібліотеки *sklearn*. За допомогою *summary\_loss* та *summary\_acc* обчислюються середні показники значення втрати та точності по всій вибірці для валідації.

Для реалізації відображення обраного зображення з каталогу датасету використовується функція *on\_clicked()* результат роботи якої наведено на рисунку 3.4.

Реалізація видалення вказаного файлу з датасету здійснюється з використанням функції *delete\_selected\_file()*, яка викличе діалогове вікно для підтвердження результату, який буде містити запитання «Ви впевнені, що хочете видалити файл *назва\_файлу* ?». Якщо натиснути «Yes», файл буде видалено, якщо натиснути «No», файл видалено не буде. На рисунку 3.5 зображено виведення діалогового вікна.

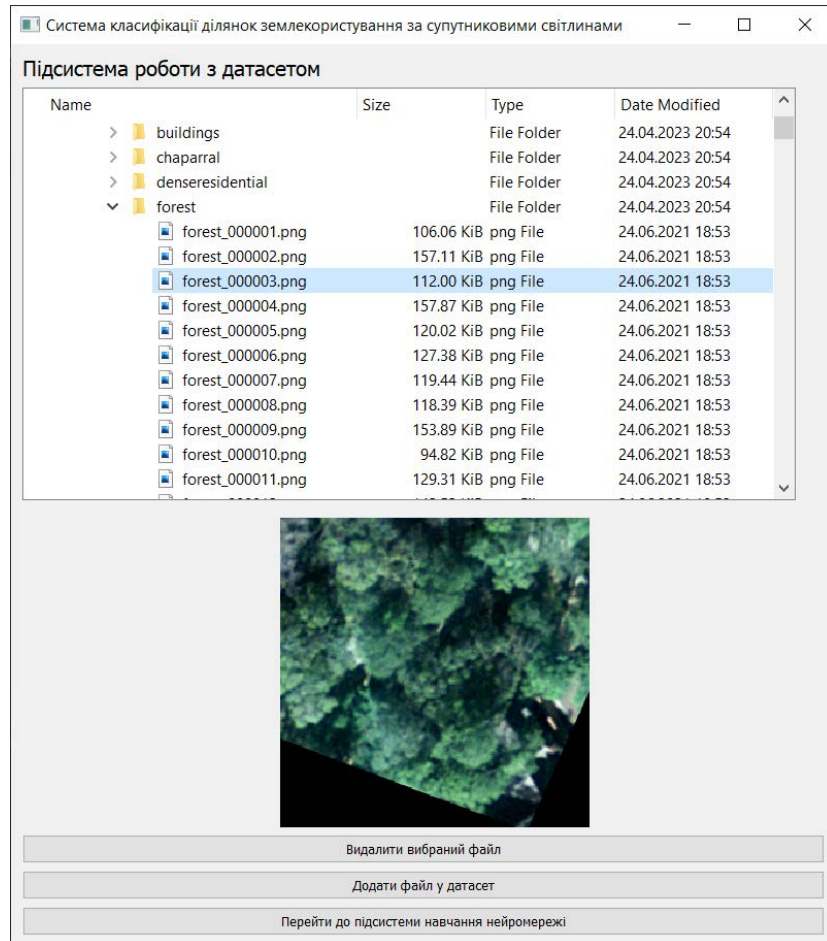


Рисунок 3.4 – Відображення обраного файлу з дерева файлів датасету

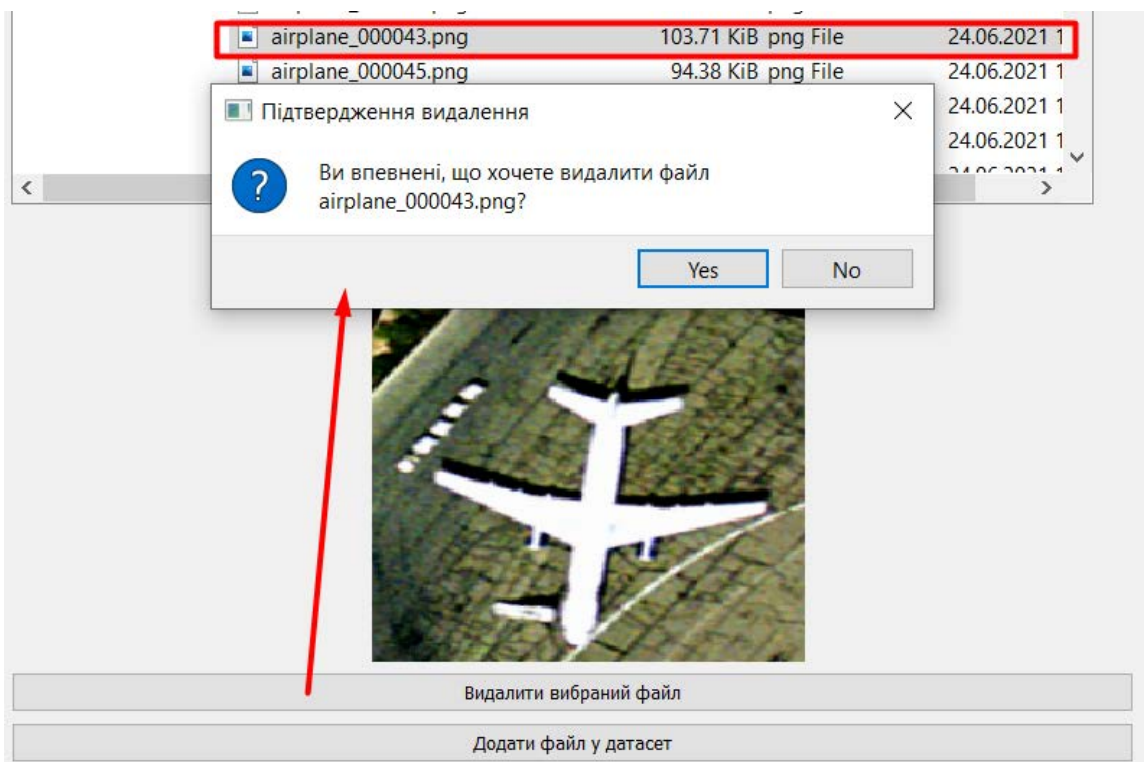


Рисунок 3.5 – Підтвердження видалення обраного файлу

Отже, таким чином було здійснено реалізацію методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами, призначеного для перетворення вхідних даних у вигляді набору зображень для навчання нейромережі й цифрового зображення для класифікації ділянок землекористування у вихідні дані у вигляді відсоткового значення відповідності зображення визначеному класу ділянок землекористування.

### **3.3 Тестування інформаційної системи класифікації ділянок землекористування**

Для перевірки коректності роботи інформаційної системи нейромережевої класифікації ділянок землекористування були створені відповідні тести для програмних складових.

*Unit-тести.* Для тестування модуля для роботи з датасетом, було створено два тестових випадка, які тестують функціонал видалення файлів в графічному інтерфейсі застосунку, що був написаний з використанням PyQt5.

*PyQt5* є набором засобів для розробки програмного забезпечення з використанням мови програмування *Python* та бібліотеки *Qt* [22]. *Qt* є потужною кросплатформовою бібліотекою, яка надає набір інструментів для створення графічного інтерфейсу користувача (*GUI*) і взаємодії з ним.

*PyQt5* надає *Python*-інтерфейс до функціональності *Qt*, що дозволяє розробникам створювати динамічні та інтерактивні програми з використанням графічного інтерфейсу [23]. Він містить багато модулів і класів, які дозволяють створювати вікна, кнопки, меню, таблиці, діалогові вікна та інші елементи *GUI*. Завдяки *PyQt5* можна реалізувати функціональність, таку як обробка подій, маніпулювання графічними елементами, збереження та завантаження даних, робота з мультимедіа та багато іншого, що було використано для програмної реалізації інформаційної системи класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами.

Unit-тести були створені на базі бібліотеки *unittest*, що є стандартною бібліотекою мови програмування *Python* і надає фреймворк для написання і виконання тестів [24, 25]. Дозволяє розробникам створювати тестові набори (*test cases*), які перевіряють коректність роботи окремих частин програмного коду або всієї програми в цілому. Бібліотека *unittest* забезпечує можливість виконання тестів у вигляді незалежних методів, що дозволяє легко організувати тестовий код і виявляти помилки.

Також було використано стандартну бібліотеку *unittest.mock*, яка є модулем бібліотеки *unittest*, та надає інструменти для мокування (*mocking*) та підробки об'єктів у тестовому середовищі. Дозволяє створювати тестові двійники (*test doubles*), які можуть імітувати поведінку реальних об'єктів і контролювати їх взаємодію з тестовим кодом. Мокування корисне для тестування коду, який взаємодіє з залежностями, такими як бази даних, мережеві сервіси або зовнішні API, де реальна взаємодія може бути недоступна або небажаною в контексті тестування.

В методі *setUp()* створюється екземпляр класу *QApplication*, головне вікно застосунку, а також екземпляр класу *Window1*, який містить відповідний метод для тестування.

При запуску тесту користувач побачить що тест було пройдено успішно (рисунок 3.6).

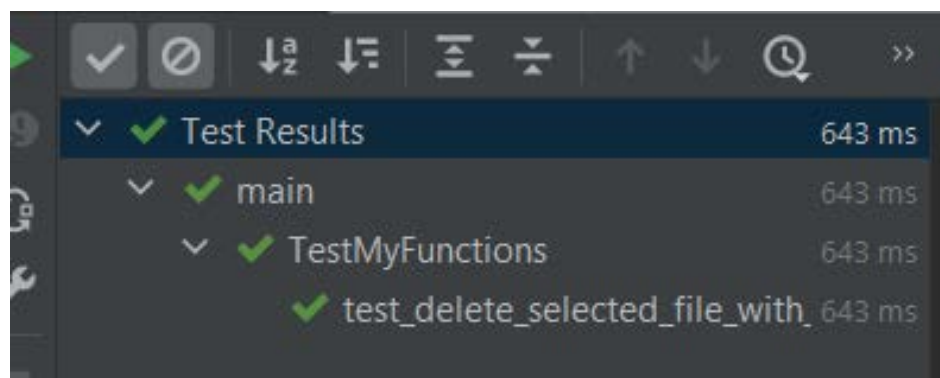


Рисунок 3.6 – Результат виконання першого Unit-тесту

Метод `test_delete_selected_file_with_invalid_index()` перевіряє коректність роботи методу `delete_selected_file()` класу `Window1` при недійсному індексі файлу. Відбувається встановлення недійсного індексу в графічному елементі, виклик методу `delete_selected_file` і перевірка на те, що в папці лишається 1 файл.

Метод `test_delete_selected_file_with_user_confirmation_denied()` перевіряє коректність роботи методу `delete_selected_file()` при відмові користувача від підтвердження видалення файлу. Відбувається встановлення індексу першого файлу в графічному елементі, щоб повернути "Ні", виклик методу `delete_selected_file()` і здійснюється перевірка на те, що файл залишається у вказаній папці.

При запуску даного тесту користувач побачить що його було пройдено успішно (рисунок 3.7).

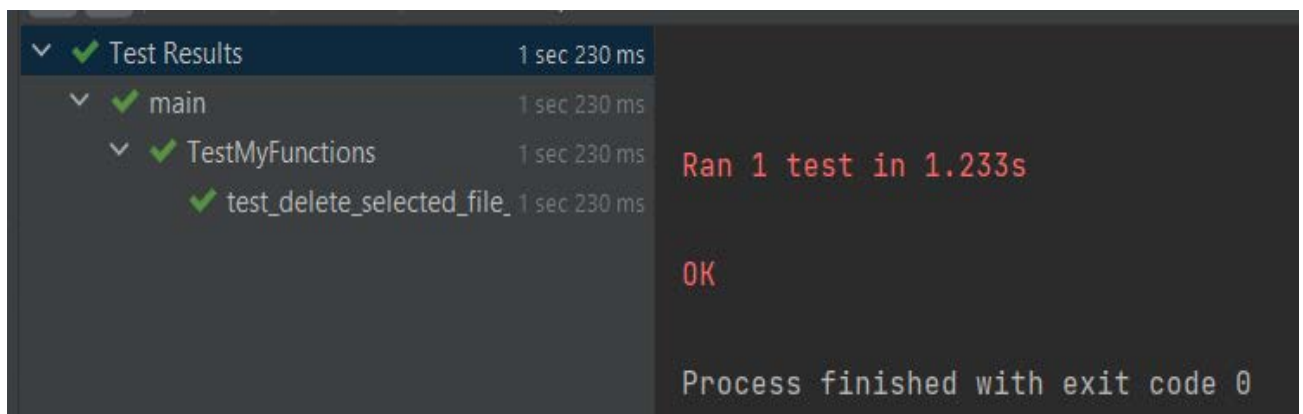


Рисунок 3.7 – Результат виконання другого Unit-тесту

Також для розробленого застосування було створено ряд тест-кейсів, для перевірки виконання базових заявлених застосуванням функцій. Першим тестовим випадком буде відображення світлин для класифікації підсистеми класифікації фотосвітлин на екрані користувача.

Таблиця 3.1 – Тест-кейс VR0001

<b>Тест-кейс</b> VR0001	<b>ID:</b>	<b>Приоритет:</b> 1	<b>Створено:</b> 1.05.2023, Блажко І.В.
<b>Назва:</b> Перевірка відображення світлини для класифікації підсистеми класифікації фотосвітлин на екрані користувача			
<b>Кроки</b>		<b>Очікуваний результат</b>	
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Запустити програму</li> <li>2. Натиснути кнопку «Перейти до підсистеми класифікації світлин ділянок землекористування»</li> <li>3. Натиснути кнопку «Відкрити зображення для класифікації»</li> <li>4. Перевірити відображення світлини для класифікації та даних про неї на екрані користувача</li> </ol>		<p>Відбувся перехід на підсистему класифікації світлин ділянок землекористування</p> <p>Відкривається діалогове вікно для вибору зображення</p> <p>Обране зображення і інформація про нього відображена на екрані користувача.</p>	
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> перевірку пройдено успішно.			

Після користувацького завантаження програм та виконання кроків з таблиці 3.1, користувач буде бачити результат проілюстрований на рисунку 3.8.

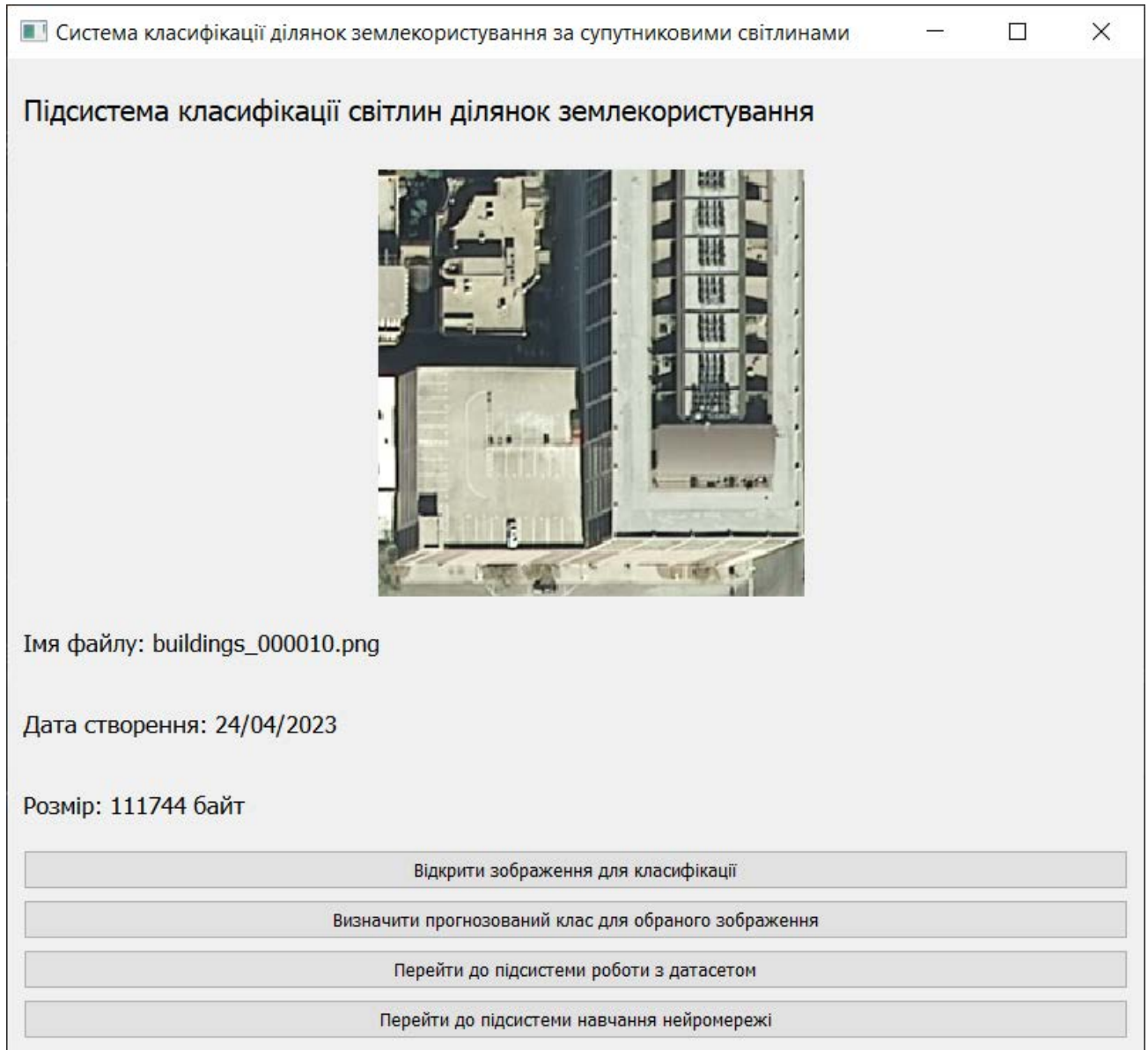


Рисунок 3.8 – Відображення світлини для класифікації

Наступним тестовим випадком буде перевірка коректності ідентифікації світлини для класифікації підсистеми класифікації фотосвітлин на екрані користувача. Послідовність кроків описана у таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Тест-кейс VR0002

<b>Тест-кейс ID:</b> VR0002	<b>Пріоритет:</b> 1	<b>Створено:</b> 2.05.2023, Блажко І.В.
<b>Назва:</b> Перевірка коректної ідентифікації світлини підсистеми класифікації фотосвітлин на екрані користувача		
<b>Кроки</b>		<b>Очікуваний результат</b>
1. Запустити програму		
2. Натиснути кнопку «Перейти до підсистеми класифікації світлин ділянок землекористування»		Відбувся перехід на підсистему класифікації світлин ділянок землекористування
3. Натиснути кнопку «Відкрити зображення для класифікації»		Відкривається діалогове вікно для вибору зображення, та обрати з каталогу «images» зображення «river_00005.png»
4. Перевірити відображення світлини для класифікації та даних про неї на екрані користувача		Обране зображення і інформація про нього відображена на екрані користувача.
5. Натиснути кнопку «Визначити прогнозований клас для обраного зображення»		Користувач побачить прогнозований клас «river» та числову оцінку відповідності зображення даному класу.
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> перевірку пройдено успішно.		

Після виконання кроків, що описані в таблиці 3.2, користувач буде бачити результат проілюстрований на рисунку 3.9. Перевірка пройдена успішно, показано прогнозований клас «river» та здійснено оцінку приналежності до визначеного класу на рівні 0.87.

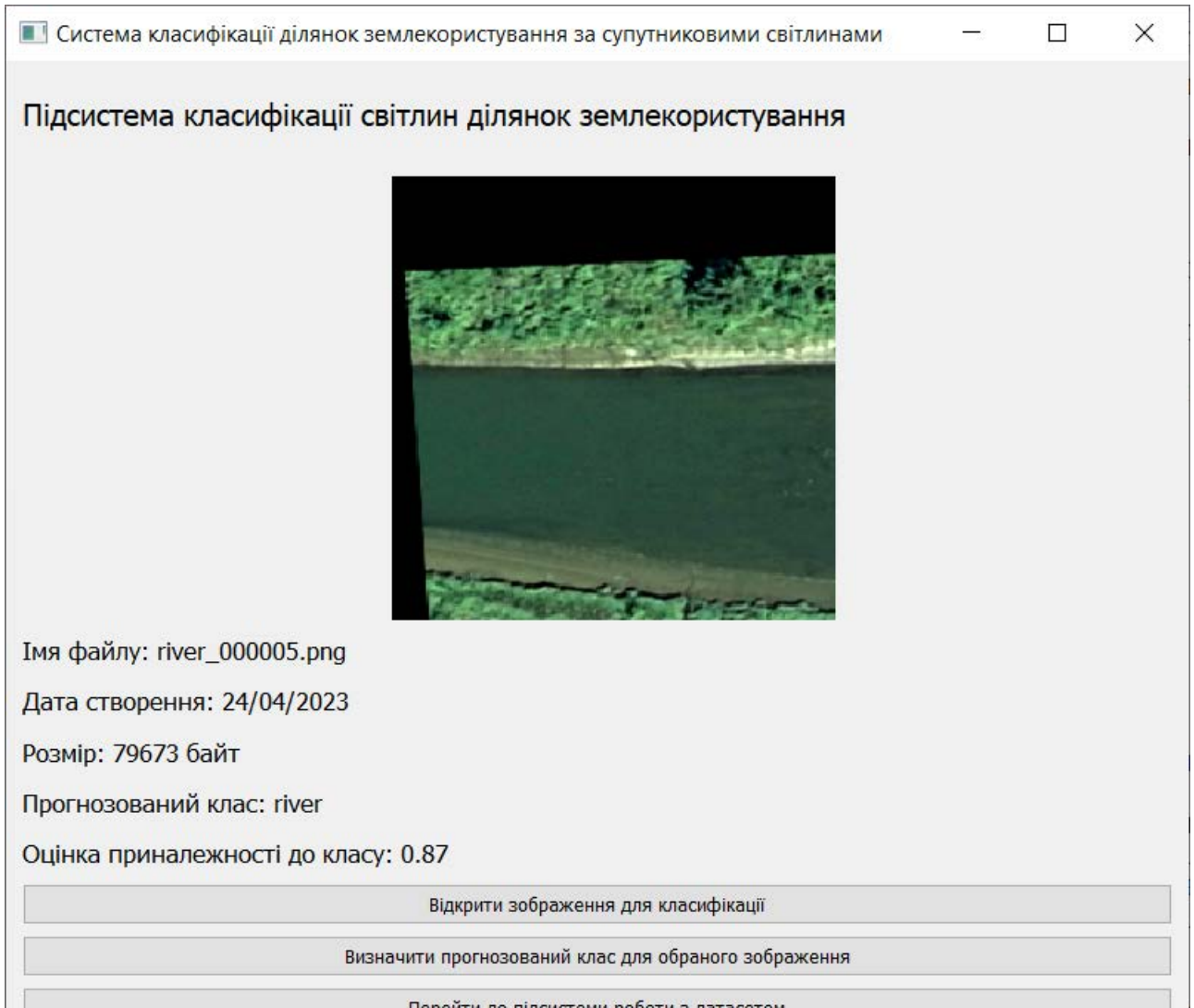


Рисунок 3.9 – Відображення світлини для класифікації

Наступним тестовим випадком буде перевірка коректності відображення інформації про параметри обраної навченої моделі нейромережі для «Підсистеми навчання нейромережі», яка містить у випадяючому списку перелік вже навчених варіантів. Послідовність виконання кроків описана у таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Тест-кейс VR0003

<b>Тест-кейс</b> VR0003	<b>ID:</b>	<b>Приоритет:</b> 1	<b>Створено:</b> 2.05.2023, Блажко І.В.
<b>Назва:</b> Перевірка коректності відображення інформації про параметри обраної навченої моделі нейромережі			
<b>Кроки</b>		<b>Очікуваний результат</b>	
1. Запустити програму 2. Натиснути кнопку «Перейти до підсистеми навчання нейромережі» 3. Обрати в випадаючому списку «Обрати навчену модель нейромережі для перегляду інформації» модель ResNetModelV1ParamEpoch12Batch32 4. Натиснути кнопку «Переглянути параметри обраної збереженої моделі»		Відбувся перехід на підсистему навчання нейромережі Відкривається випадаючий список, обрано модель ResNetModelV1ParamEpoch12Batch32 Користувач побачить інформацію про параметри навчання моделі нейромережі.	
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> перевірку пройдено успішно.			

Після виконання кроків, які були описані в таблиці 3.3, користувач буде бачити результат проілюстрований на рисунку 3.10, а саме відображення параметрів, на яких була навчена обрана модель нейромережі. Перевірка пройдена успішно та створений функціонал у повній мірі відповідає очікуванням.

Batch Size:

64

LEARNING\_RATE:

0.0001

Обрати навчену модель нейромережі для перегляду інформації:

ResNetModelV1ParamEpoch12Batch32

Параметри обраної навченої моделі нейромережі:

Batch Size: 32  
 LEARNING\_RATE: 0.00001  
 Ttraining time: 95 678 сек  
 VALID\_LOSS 0.253984575092  
 VALID\_ACC 0.9308143439793

Запуск процесу навчання

Переглянути параметри обраної збереженої моделі

Перейти до підсистеми класифікації світлин ділянок землекористування

Перейти до підсистеми роботи з датасетом

Рисунок 3.10 – Виведення параметрів обраної навченої моделі

Отже, коректність роботи інформаційної системи нейромережевої класифікації ділянок землекористування було перевірено з використанням юніт-тестів та тест-кейсів. Некоректно працюючих функцій не виявлено.

### 3.4 Інструкція користувача

Для зручності використання програмного застосунку, що працює на основі розробленого методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами було створено інструкцію користувача. При запуску застосування користувач буде бачити стартовий екран підсистеми роботи з датасетом (рисунок 3.11).

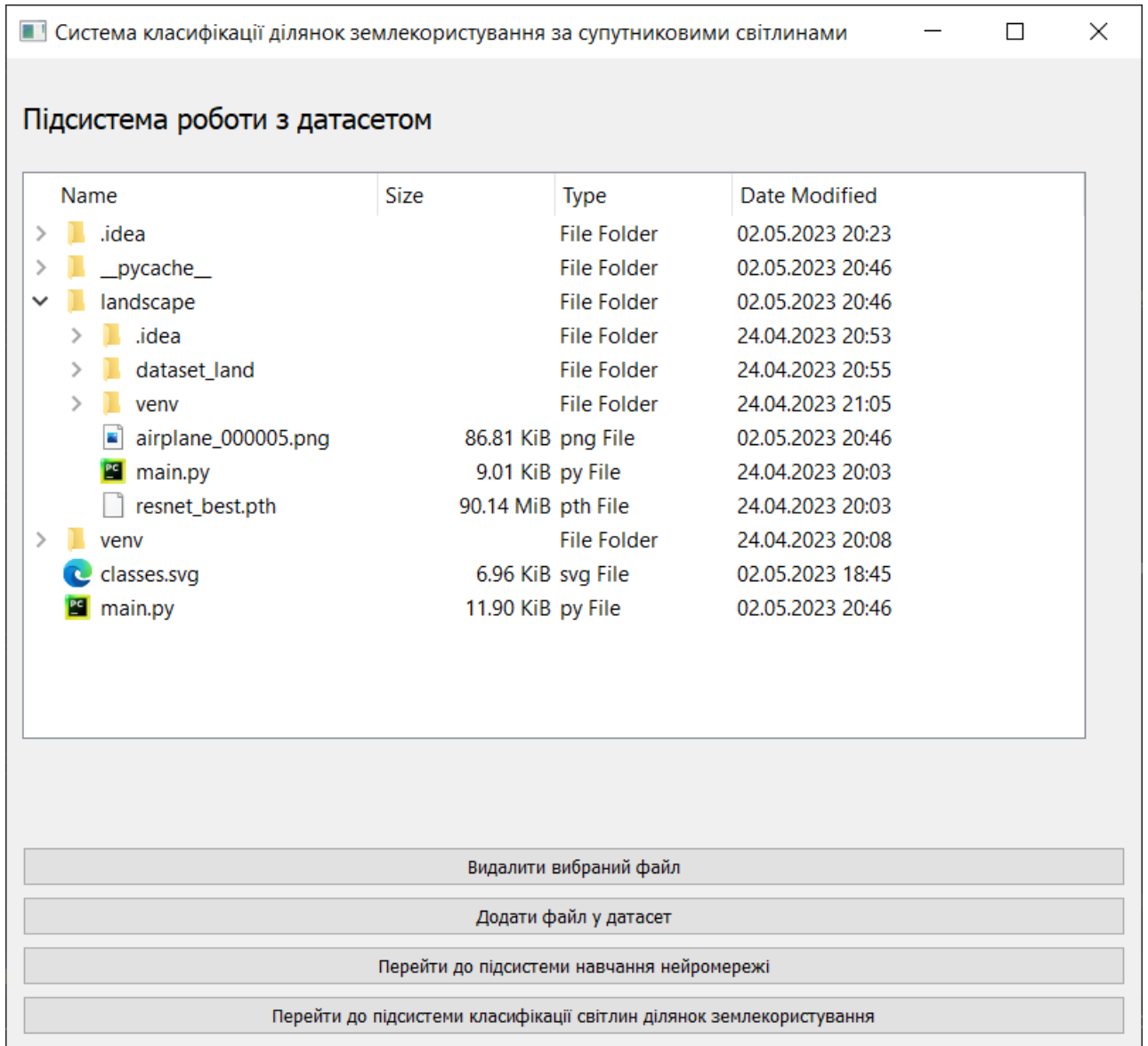


Рисунок 3.11 – Стартовий екран застосування

Для перегляду датасету потрібно з діалогового дерева компонентів обрати файл для перегляду. Обраний файл буде відображено у вікні підсистеми роботи з датасетом (рисунок 3.12).

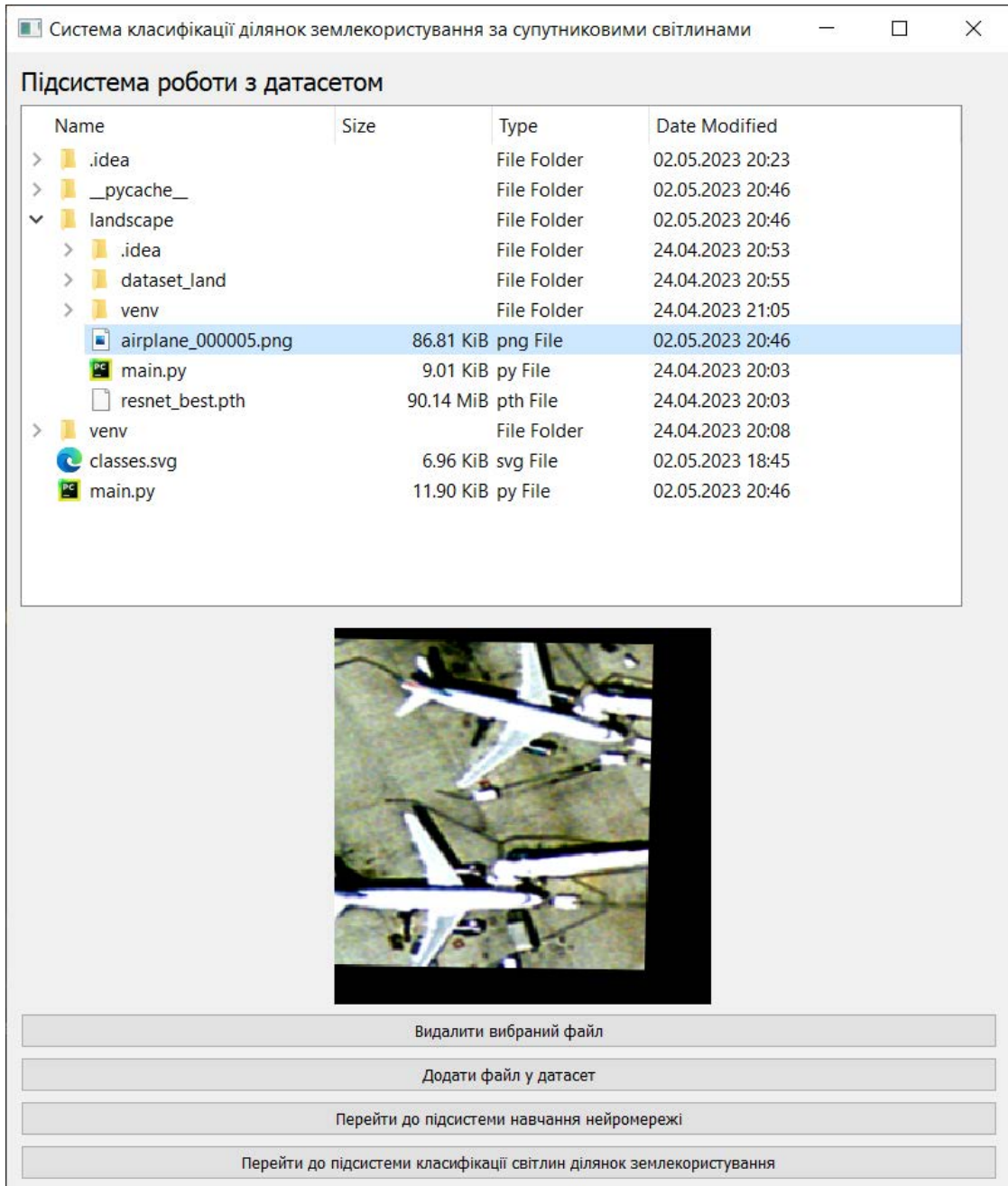


Рисунок 3.12 – Перегляд вмісту датасету

Для видалення обраного файлу необхідно у дереві компонентів обрати файл для видалення, після чого натиснути кнопку «Видалити вибраний файл» (рисунок 3.13). Після чого користувач побачить повідомлення із запитанням, чи дійсно обраний файл потрібно видалити. При натисненні кнопки «Yes», файл буде видалено (рисунок 3.14), у іншому випадку файл видалено не буде.

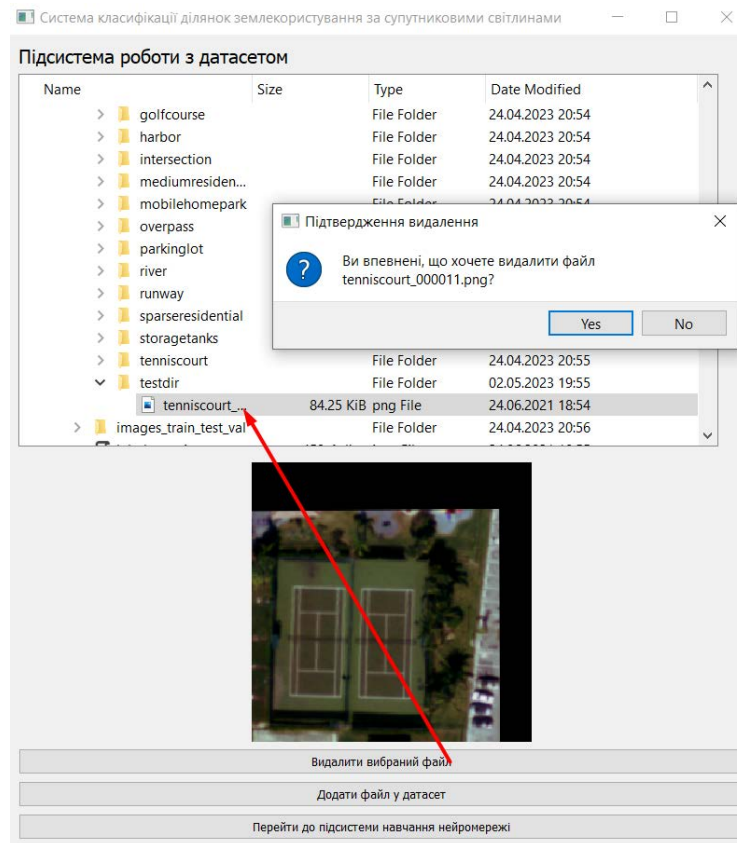


Рисунок 3.13 – Діалогове вікно видалення файлу

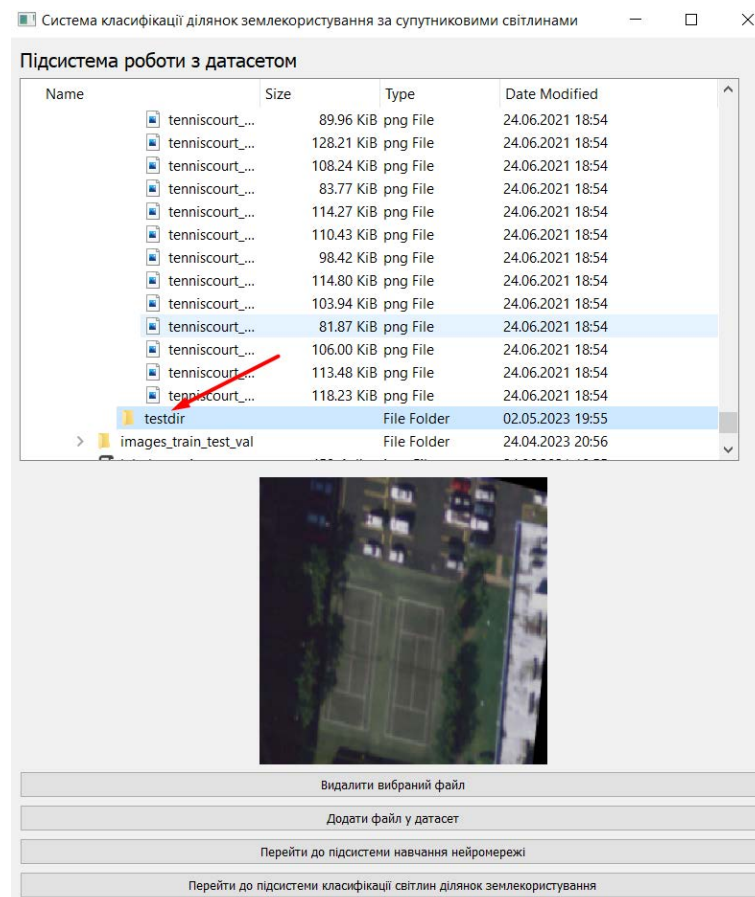


Рисунок 3.14 – Результат видалення файлу

Аналогічно до видалення файлів, у користувача є можливість також додати до датасету потрібний файл. Для цього спершу потрібно у дереві елементів обрати каталог, у який буде додано файл (крок 1), а після цього натиснути кнопку «Додати файл у датасет» (крок 2). Після натиснення на цю кнопку відкриється діалогове вікно (крок 3), у якому можна обрати шлях до потрібного файлу, та натиснути кнопку «Відкрити» (крок 4) (рисунк 3.15).

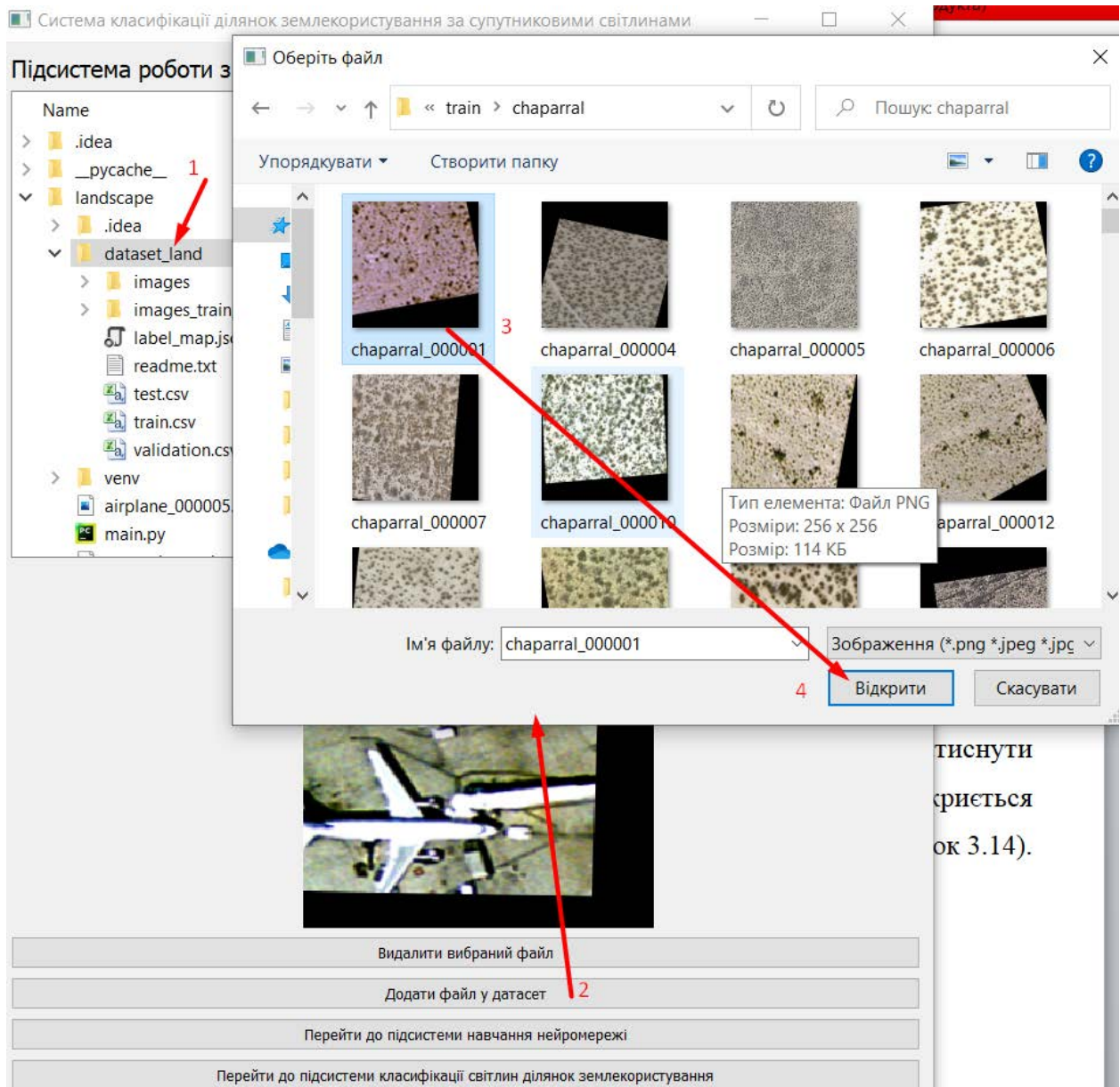


Рисунок 3.15 – Додавання файлу в датасет

Для ідентифікації зображень можна скористатись підсистемою класифікації світлин ділянок землекористування. Для ідентифікації зображення

спочатку потрібно натиснути на кнопку «Відкрити зображення для класифікації», після чого натиснути на кнопку «Визначити прогнозований клас для обраного зображення» (рисунок 3.16).

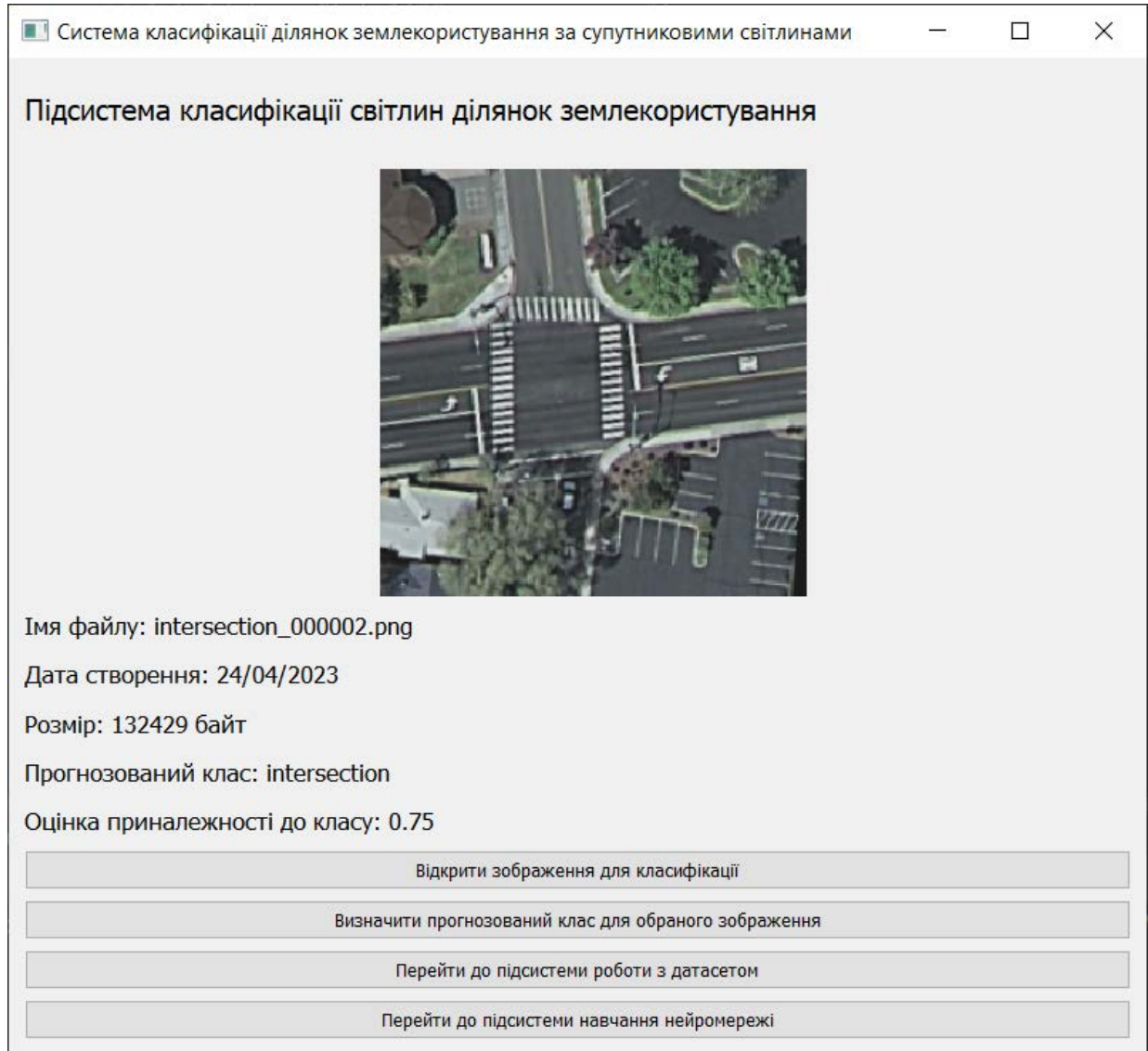


Рисунок 3.16 – Визначення прогнозованого класу для обраного зображення

Щоб скористатись налаштуванням для початку процесу навчання нейромережі, або переглянути параметри вже навчених нейромереж, потрібно перейти на підсистему навчання нейромережі, натиснувши відповідну кнопку «Перейти до підсистеми навчання нейромережі». При переході на форму користувач побачить інтерфейс, проілюстрований на рисунку 3.17.

Система класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами

Шлях до навчальної вибірки:  
landscape/dataset\_land/images\_train\_test\_val/train

Шлях до тестової вибірки:  
landscape/dataset\_land/images\_train\_test\_val/test

Шлях до вибірки для валідації  
landscape/dataset\_land/images\_train\_test\_val/validation

Кількість епох навчання:  
10

Batch Size:  
64

LEARNING\_RATE:  
0.0001

ResNetModelV1ParamEpoch6Batch16

Параметри обраної навченої моделі нейромережі:

Запуск процесу навчання

Переглянути параметри обраної збереженої моделі

Перейти до підсистеми класифікації світлин ділянок землекористування

Перейти до підсистеми роботи з датасетом

Рисунок 3.17 – Підсистема навчання нейромережі

Щоб запустити процес навчання нейромережі, потрібно натиснути кнопку «Запуск процесу навчання». Щоб переглянути параметри вже навчених моделей, потрібно з випадуючого списку обрати одну з доступних переднавчених збережених моделей (рисунок 3.18).

64

LEARNING\_RATE:

0.0001

ResNetModelV1ParamEpoH6Batch16

ResNetModelV1ParamEpoH6Batch16

ResNetModelV1ParamEpoH10Batch64

ResNetModelV1ParamEpoH12Batch32

Запуск процесу навчання

Переглянути параметри обраної збереженої моделі

Перейти до підсистеми класифікації світлин ділянок землекористування

Перейти до підсистеми роботи з датасетом

Рисунок 3.18 – Вибір варіанта навченої збереженої моделі

Для перегляду інформації після вибору необхідно натиснути на кнопку «Переглянути параметри обраної збереженої моделі», і параметри будуть відображені у полі «Параметри обраної збереженої моделі» (рисунок 3.19).

Кількість епох навчання:

10

Batch Size:

64

LEARNING\_RATE:

0.0001

Обрати навчену модель нейромережі для перегляду інформації:

ResNetModelV1ParamEpoH12Batch32

Параметри обраної навченої моделі нейромережі:

Batch Size: 32  
LEARNING\_RATE: 0.00001  
Treaning time: 95 678 сек  
VALID\_LOSS 0.253984575092  
VALID\_ACC 0.9308143439793

Запуск процесу навчання

Переглянути параметри обраної збереженої моделі

Перейти до підсистеми класифікації світлин ділянок землекористування

Перейти до підсистеми роботи з датасетом

Рисунок 3.19 – Перегляд параметрів обраної збереженої моделі

Отже, таким чином було створено інструкцію користувача для інформаційної системи нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами за розробленим методом.

### **3.5 Дослідження ефективності методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами**

У рамках виконання кваліфікаційної роботи бакалавра було створено метод нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами, що призначається для перетворення вхідних даних у вигляді набору зображень для навчання нейромережі й цифрового зображення для класифікації ділянок землекористування у вихідні дані у вигляді відсоткового значення відповідності зображення визначеному класу ділянок землекористування. Для дослідження ж ефективності розробленого методу потрібно дослідити впізнаваність кожного з 21-го класів (*'agricultural', 'airplane', 'baseballdiamond', 'beach', 'buildings', 'chaparral', 'denseresidential', 'forest', 'freeway', 'golfcourse', 'intersection', 'mediumresidential', 'mobilehomepark', 'overpass', 'parkinglot', 'river', 'runway', 'sparseresidential', 'storagetanks', 'tenniscourt', 'harbor'*) шляхом подання зразків на вхід нейронній мережі і зіставленням отриманих відповідей з мітками класів.

Діаграма відсотку коректного розпізнавання ділянок землекористування за призначенням розробленим методом проілюстрована на рисунку 3.20.

Тест був зроблений на 200 зображеннях для кожного класу. Загальна кількість тестових зразків – 4200.

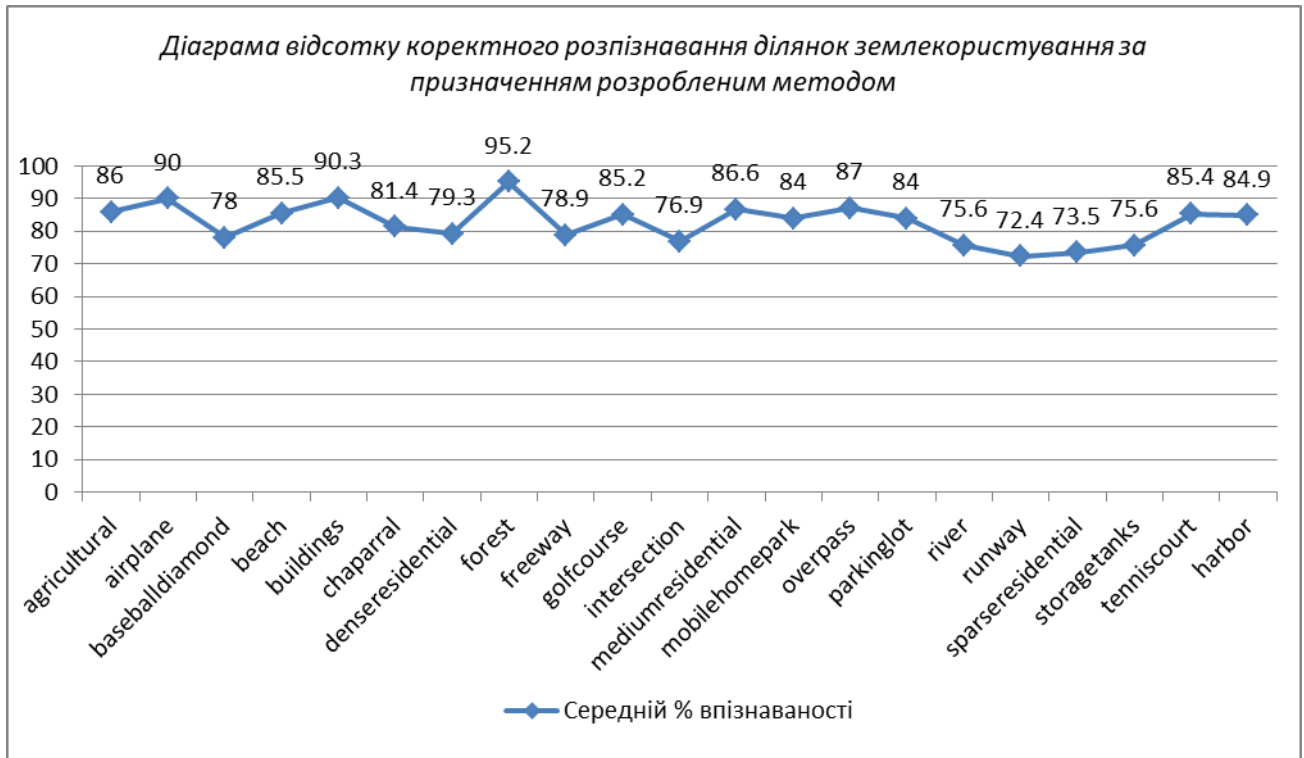


Рисунок 3.20 – Діаграма відсотку коректного розпізнавання ділянок землекористування за призначенням розробленим методом

Низька ідентифікація обумовлена деякою схожістю між класами «runway» та «sparseresidential», приклади зображень яких наведені на рисунку 3.21.

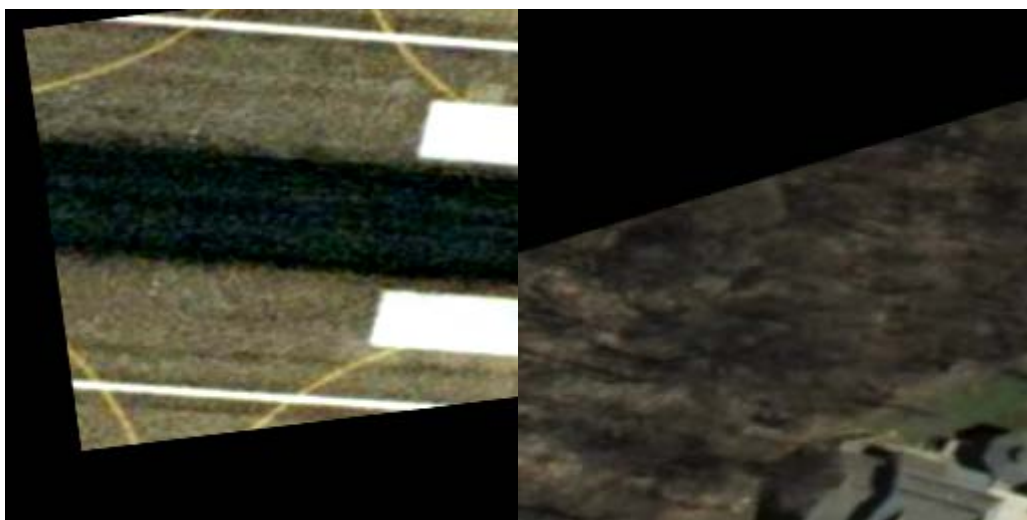


Рисунок 3.21 – Зображення з класу «runway» (ліворуч) та «sparseresidential» (праворуч)

З діаграми видно, що найвищий відсоток впізнаваності для класів «forest», «buildings» та «airplane» (понад 90%), а найнижчі показники «runway» та «sparseresidential» (менше 74 %).

Отже, таким чином було проведено дослідження ефективності методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами.

### **Висновки до третього розділу**

В третьому розділі описано етапи створення інформаційної системи для методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами, що призначений для перетворення вхідних даних у вигляді набору зображень для навчання нейромережі й цифрового зображення для класифікації ділянок землекористування у вихідні дані у вигляді відсоткового значення відповідності зображення визначеному класу ділянок землекористування.

Було описано архітектуру інформаційної системи, що складається із класів роботи з нейромережею, класів для реалізації користувацького інтерфейсу та класу тестування інформаційної системи.

Також описано етапи програмної реалізації методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами та проведено тестування створеної інформаційної системи засобами створення програмних Unit-тестів та тест-кейсів.

Для зручності користування створеною програмною реалізацією було створено інструкцію користувача, у якій описано основні можливості застосування. Дослідження ефективності методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами виявило, що найвищий відсоток впізнаваності для класів «forest», «buildings» та «airplane» (понад 90%), а найнижчі показники «runway» та «sparseresidential» (менше 74 %).

## Висновки

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра була розробка методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами та відповідної програмної реалізації, що використовує розроблений метод.

Загалом пояснювальна записка складається із трьох розділів: характеристика предметної області та постановка задачі, метод нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами та особливостей програмної реалізації методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами.

Для написання нейромережевої частини застосування було використано бібліотеки `sklearn`, `torch` та `pandas`. Для написання інтерфейсу користувача було використано бібліотеку `PySide2`. Для навчання нейромережі було використано датасет із супутниковими світлинами «Land-Use Scene Classification».

Для досягнення поставленої мети в рамках роботи були поставлені та виконані наступні задачі:

- досліджено предметну область для задачі класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами, розглянуті основні підходи до класифікації ділянок землекористування, де було показано, що ефективна класифікація ділянок землекористування є корисним інструментом для запобігання несанкціонованого використання земельних активів;

- розроблено метод для нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами, що дозволяє здійснювати перетворення вхідних даних у вигляді набору зображень для навчання нейромережі й цифрового зображення для класифікації ділянок землекористування у вихідні дані у вигляді відсоткового значення відповідності зображення визначеному класу ділянок землекористування;

- розроблено архітектуру нейронної мережі для класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами, обрано згорткову архітектуру,

яка проходить навчання на основі попередньо навченої моделі «ResNet-50», модифікована до 21-го загорткового шару і використовує підхід з глибоким навчанням;

- спроектовано структуру застосунку для класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами та структуру відповідної бази даних;

- розроблено інформаційну систему за створеною та описаною архітектурою інформаційної системи класифікації ділянок землекористування на основі розробленого методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами;

- проведено тестування створеного програмного застосунку з використанням юніт-тестів та тест-кейсів. У межах проведеного тестування некоректно працюючих функцій не виявлено;

- досліджено ефективність методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами.

Отже, відповідно до поставлених завдань кваліфікаційної роботи бакалавра, робота виконана у повному обсязі.

## Перелік посилань

1. Типізація (класифікація) земельних ресурсів як інструментарій управління. URL: <https://buklib.net/books/35358/>
2. Управління земельними ресурсами. URL: <http://kizman-tehn.com.ua/wp-content/uploads/2017/09/Управління-земельними-ресурсами-Третяк-А.М.-Дорош-О.С.-2006.pdf>
3. Належне здійснення права на забудову земельної ділянки. URL: [http://dspace.onua.edu.ua/bitstream/handle/11300/14595/Дисертація\\_Пономаренко%20К.В..pdf?sequence=5&isAllowed=y](http://dspace.onua.edu.ua/bitstream/handle/11300/14595/Дисертація_Пономаренко%20К.В..pdf?sequence=5&isAllowed=y)
4. Оцінка земель в Україні. URL: <http://dspace.wunu.edu.ua/bitstream/316497/32310/1/ЕОЗм-21%20Бобрик%20А%20Оцінка%20земель%20в%20Україні.pdf>
5. Державний контроль за використанням земель. URL: [https://repository.lnup.edu.ua/jspui/bitstream/123456789/419/1/Державний\\_контроль\\_за\\_використанням\\_земель\\_Підручник.pdf](https://repository.lnup.edu.ua/jspui/bitstream/123456789/419/1/Державний_контроль_за_використанням_земель_Підручник.pdf)
6. Image Texture Classification using Gray Level Co-Occurrence Matrix Based Statistical Features. URL: [https://www.researchgate.net/profile/Annamalai-Suresh/publication/267708413\\_Image\\_Texture\\_Classification\\_using\\_Gray\\_Level\\_Co-Occurrence\\_Matrix\\_Based\\_Statistical\\_Features/links/564d5cf808aefe619b0de587/Image-Texture-Classification-using-Gray-Level-Co-Occurrence-Matrix-Based-Statistical-Features.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Annamalai-Suresh/publication/267708413_Image_Texture_Classification_using_Gray_Level_Co-Occurrence_Matrix_Based_Statistical_Features/links/564d5cf808aefe619b0de587/Image-Texture-Classification-using-Gray-Level-Co-Occurrence-Matrix-Based-Statistical-Features.pdf)
7. Етапи ІАД. Класифікація методів ІАД. URL: [https://moodle.znu.edu.ua/pluginfile.php/486124/mod\\_resource/content/1/Лекція%204.pdf](https://moodle.znu.edu.ua/pluginfile.php/486124/mod_resource/content/1/Лекція%204.pdf)
8. Нозпізнавання доріг на супутникових зображеннях з використанням нейронних мереж. URL: <https://ekmair.ukma.edu.ua/server/api/core/bitstreams/4262d84c-8f8f-43f5-8f81-2bb98093ded9/content>

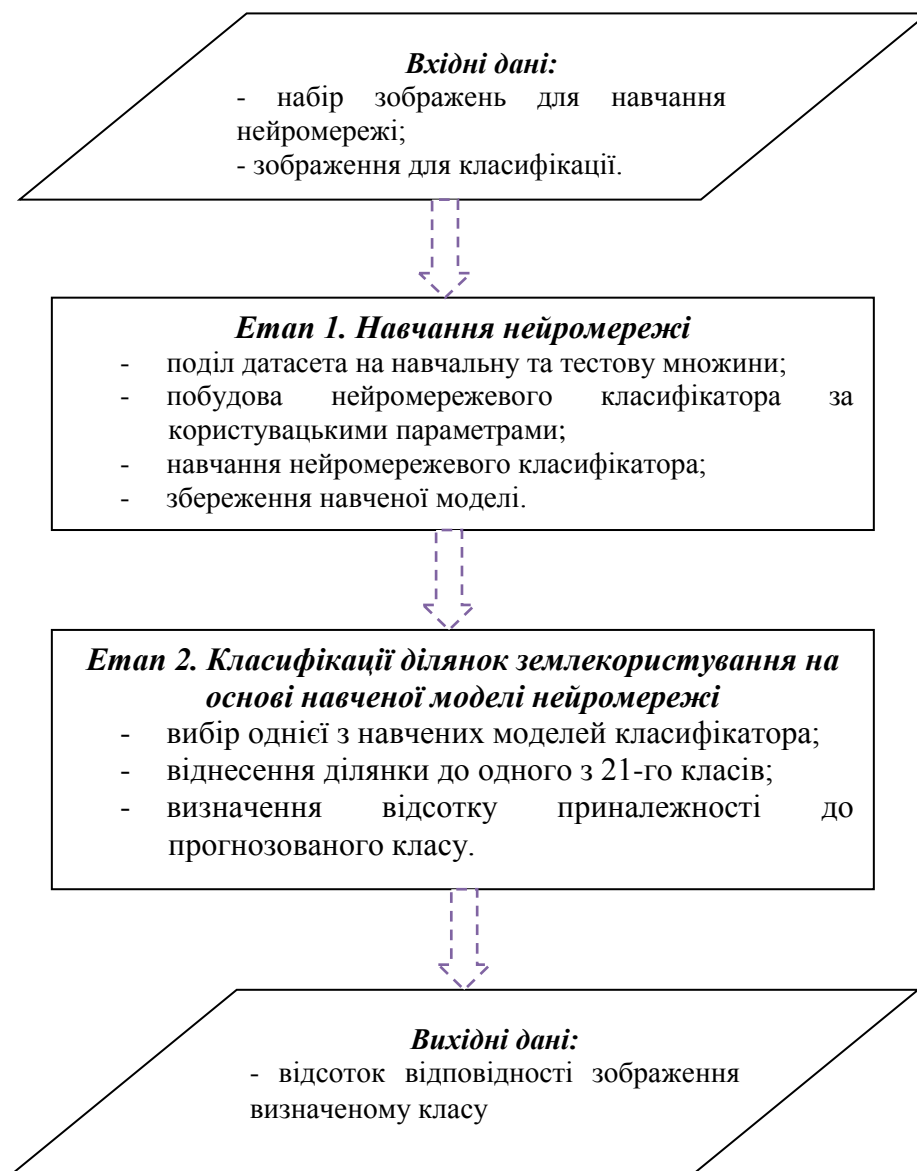
9. Contribution of multispectral (optical and radar) satellite images to the classification of agricultural surfaces. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0303243418308948>
10. Can a Hierarchical Classification of Sentinel-2 Data Improve Land Cover Mapping. URL: <https://www.mdpi.com/2072-4292/14/4/989>
11. Monitoring of land cover using satellite images on the example of the Fergana Valley of Uzbekistan. URL: <https://pubs.aip.org/aip/acp/article/2612/1/020028/2879898/Monitoring-of-land-cover-using-satellite-images-on>
12. Can a Hierarchical Classification of Sentinel-2 Data Improve Land Cover Mapping. URL: <https://www.mdpi.com/2072-4292/14/4/989>
13. Trimble eCognition. URL: <https://geospatial.trimble.com/products-and-solutions/trimble-ecognition>
14. Starting eCognition Developer. URL: [https://docs.ecognition.com/v9.5.0/eCognition\\_documentation/User%20Guide%20Developer/2%20Starting%20eCognition%20Developer.htm](https://docs.ecognition.com/v9.5.0/eCognition_documentation/User%20Guide%20Developer/2%20Starting%20eCognition%20Developer.htm)
15. TensorFlow. URL: <https://www.tensorflow.org/>
16. Keras. URL: <https://keras.io/>
17. Pytorch. URL: <https://pytorch.org/>
18. Scikit-learn. URL: <https://scikit-learn.org/stable/>
19. Caffe. URL: <https://caffe.berkeleyvision.org/>
20. Kaggle. Land-Use Scene Classification. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/apollo2506/landuse-scene-classification>
21. SQLite Python. URL: <https://www.sqlitetutorial.net/sqlite-python/>
22. What is PyQt? URL: <https://pythonpyqt.com/what-is-pyqt/>
23. The complete PyQt5 tutorial – Create GUI applications with Python. URL: <https://www.pythonguis.com/pyqt5-tutorial/>
24. Unittest – Unit testing framework. URL: <https://docs.python.org/3/library/unittest.html>

25. A Gentle Introduction to Unit Testing in Python. URL:  
<https://machinelearningmastery.com/a-gentle-introduction-to-unit-testing-in-python/>

# ДОДАТКИ

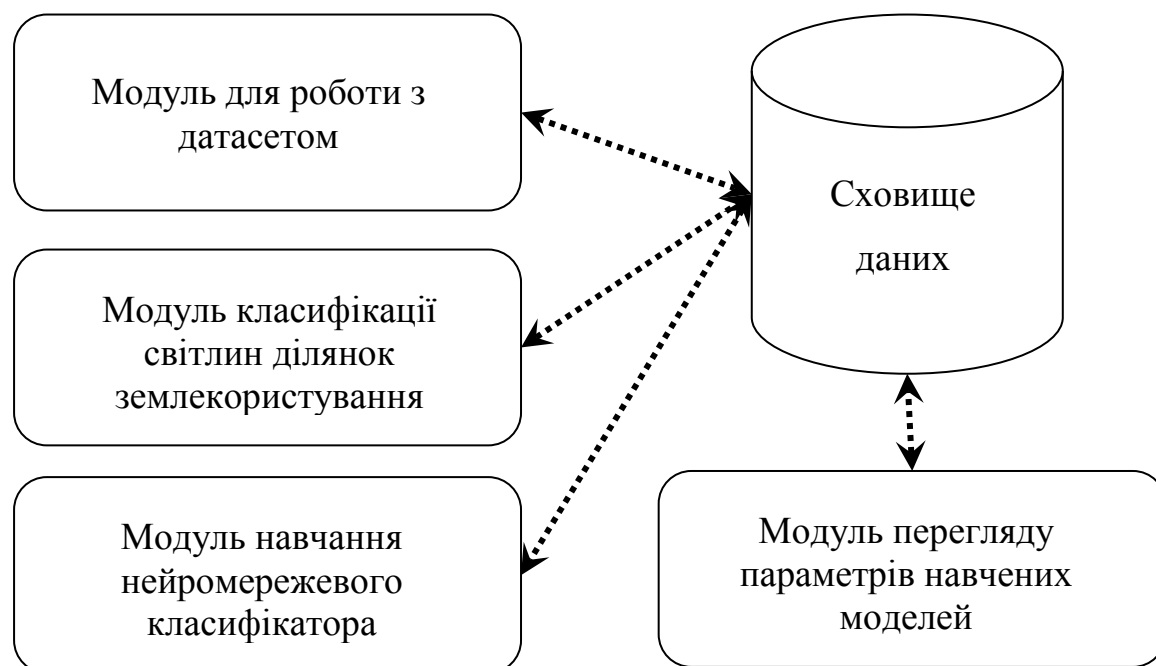
## Додаток А

### Схема методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами



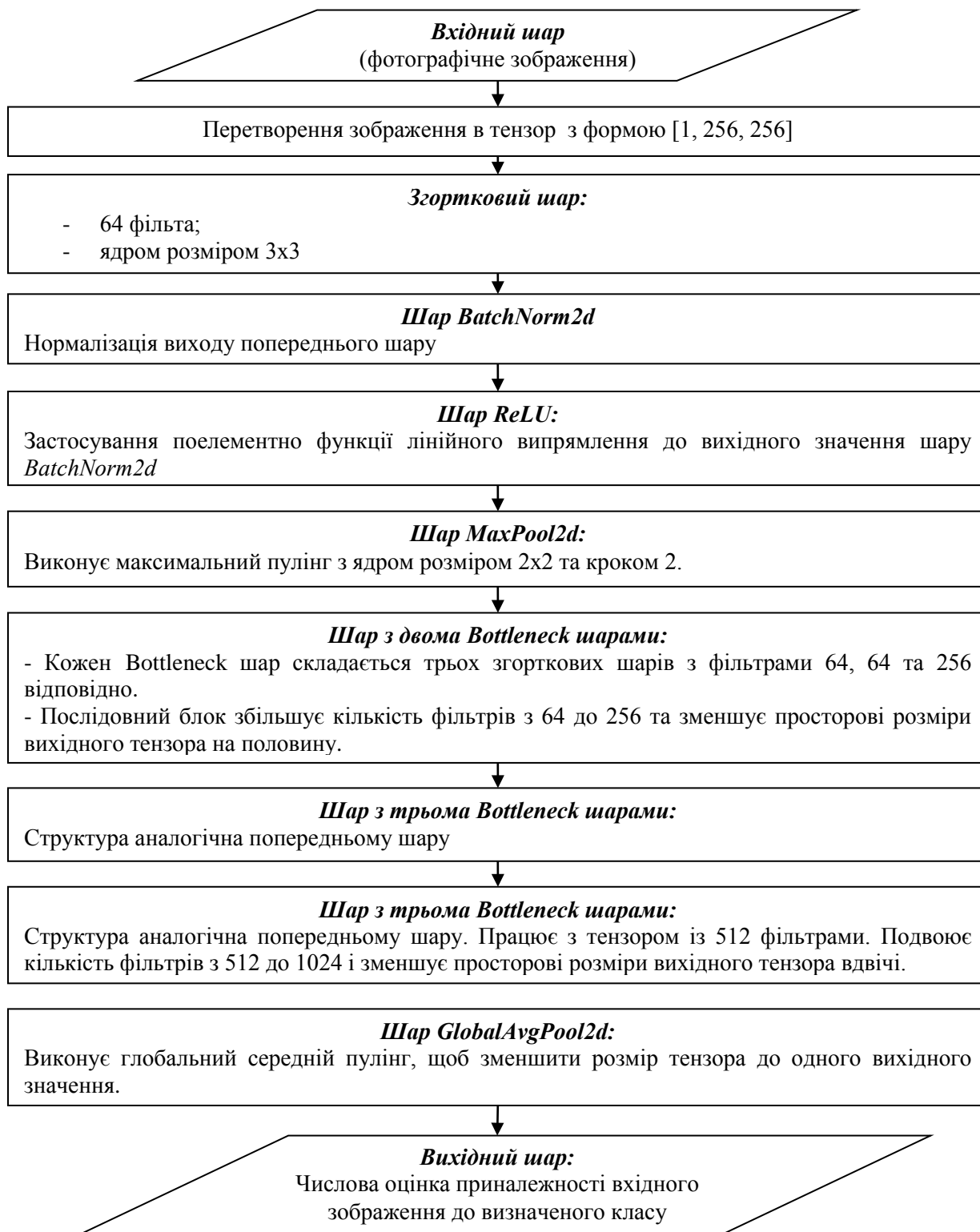
## Додаток Б

## Структура інформаційної системи класифікації ділянок землекористування



## Додаток В

### Архітектура неймережевого класифікатора ділянок землекористування за супутниковими світлинами



## Додаток Г

### Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

# МЕТОД НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ ДІЛЯНОК ЗЕМЛЕКОРИСТУВАННЯ ЗА СУПУТНИКОВИМИ СВІТЛИНАМИ



**Виконав:**

*студент 3 курсу, групи КНс-20-1*

**Блажко Іван Вячеславович**

**Керівник:**

*к.п.н., доцент кафедри КН*

**Петровський Сергій Степанович**



## Актуальність

Розвиток технологій супутникового зондування землі наразі дозволяє отримувати значну кількість даних про земельні ресурси високої якості та роздільної здатності. Отримані дані можуть бути використані для покращення процесів управління землекористуванням, планування територій, оцінки природних ризиків, запобігання несанкціонованого використання земельних активів, класифікації ділянок землекористування тощо.

Нейромережева класифікація є потужним інструментом машинного навчання, що може автоматизувати процес аналізу та класифікації ресурсів землі. Нейромережі здатні швидко та ефективно обробляти великі обсяги даних, виявляти складні залежності між різними змінними та давати доволі точні прогнози. Тому, безперечно, застосування нейромережевої класифікації може значно підвищити ефективність та точність оцінки класифікації ділянок землекористування.

**Об'єкт дослідження** – процес класифікації ділянок землекористування з використанням методів машинного навчання на основі супутникових знімків.

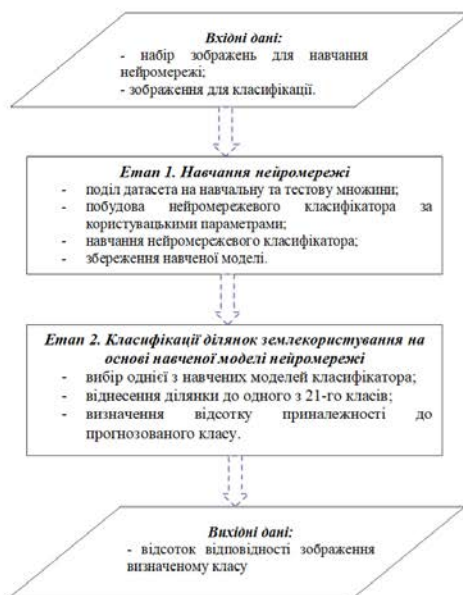
**Предмет дослідження** – моделі, методи, алгоритми та засоби машинного навчання, що використовуються для класифікації ділянок землекористування

## Мета і задачі роботи

**Метою кваліфікаційної роботи бакалавра** розробка методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами та відповідного програмного застосунку, що використовує розроблений метод. Для досягнення поставленої мети в рамках роботи ставляться наступні задачі:

- ✓ дослідити предметну область для задачі класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами;
- ✓ розробити метод для нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами;
- ✓ розробити архітектуру нейронної мережі для класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами;
- ✓ спроектувати структуру застосунку для класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами та структуру відповідної бази даних;
- ✓ розробити інформаційну систему на базі методу для нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами;
- ✓ провести тестування створеного програмного застосунку;
- ✓ провести дослідження ефективності розробленого методу.

☐ ☐ ☐ ☐



☐ ☐ ☐ ☐

Схема методу  
нейромережевої  
класифікації ділянок  
землекористування за  
супутниковими  
світлинами

## Класи ділянок землекористування

Класи ділянок землекористування:

*'agricultural', 'airplane', 'baseballdiamond', 'beach', 'buildings', 'chaparral', 'denseresidential', 'forest', 'freeway', 'golfcourse', 'intersection', 'mediumresidential', 'mobilehomepark', 'overpass', 'parkinglot', 'river', 'runway', 'sparseresidential', 'storagetanks', 'tenniscourt', 'harbor'.*

☐ / ☐ ☐ ☐

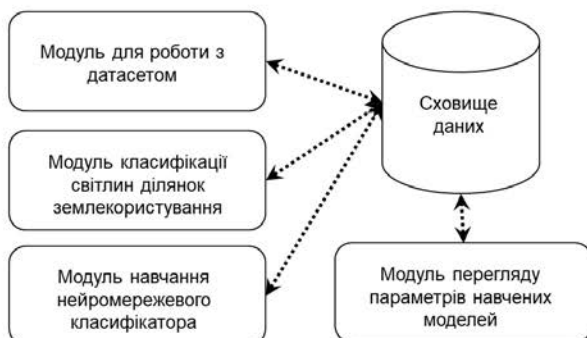
## Параметри навчання нейромережі

У якості параметрів для навчання нейромережі використовуються параметри множини P:

P {'TRAIN\_DIR', 'TEST\_DIR', 'VAL\_DIR', 'BATCH\_SIZE', 'EPOCHS', 'LEARNING\_RATE'},  
де:

- TRAIN\_DIR – шлях до тренувальної вибірки;
- TEST\_DIR – шлях до тестової вибірки;
- VAL\_DIR – шлях до валідаційної вибірки;
- BATCH\_SIZE – параметр, що визначає кількість зразків даних, які оброблюються моделлю машинного навчання за один прохід через неї під час навчання;
- EPOCHS – кількість епох навчання нейромережі;
- LEARNING\_RATE – відповідає за швидкість навчання в моделі машинного навчання. Визначає, наскільки значущими будуть зміни, які модель буде робити на кожному кроці оптимізації параметрів під час навчання.

☐ / ☐ ☐ ☐

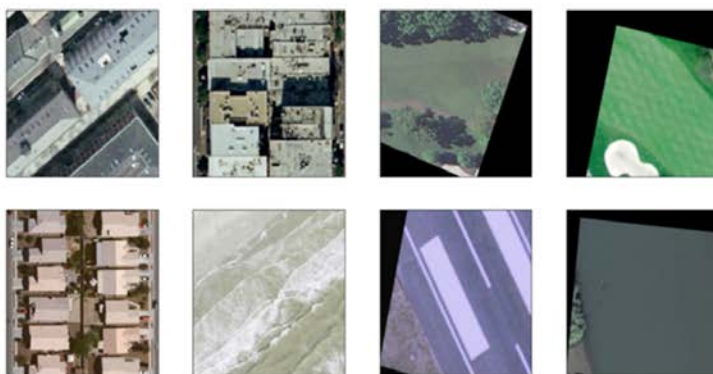


## Структура інформаційної системи класифікації ділянок землекористування



## Датасет

Для прикладної реалізації методу неймережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами був використаний набір даних «Land-Use Scene Classification»



1	filename	Label	ClassName
2	5818,runway/runway_000259.png	16	runway
3	1327,intersection/intersection_000348.png	10	intersection
4	2529,agricultural/agricultural_000025.png	0	agricultural
5	3803,chaparral/chaparral_000195.png	5	chaparral
6	2024,airplane/airplane_000260.png	1	airplane
7	4594,storagetanks/storagetanks_000305.png	18	storagetanks
8	3062,tennis court/tennis court_000126.png	19	tennis court
9	3754,overpass/overpass_000322.png	13	overpass
10	3317,harbor/harbor_000221.png	20	harbor
11	3567,overpass/overpass_000479.png	13	overpass
12	635,buildings/buildings_000286.png	4	buildings
13	6789,mediumresidential/mediumresidential_000462.png	11	mediumresidential
14	3086,tennis court/tennis court_000102.png	19	tennis court
15	2594,agricultural/agricultural_000066.png	0	agricultural
16	1804,airplane/airplane_000259.png	1	airplane
17	5360,baseballdiamond/baseballdiamond_000125.png	2	baseballdiamond
18	5359,baseballdiamond/baseballdiamond_000209.png	2	baseballdiamond
19	4517,golfcourse/golfcourse_000284.png	9	golfcourse
20	402,buildings/buildings_000306.png	4	buildings
21	4493,golfcourse/golfcourse_000017.png	9	golfcourse
22	1203,intersection/intersection_000461.png	10	intersection
23	1412,freeway/freeway_000410.png	8	freeway
24	2589,agricultural/agricultural_000377.png	0	agricultural
25	4040,chaparral/chaparral_000206.png	5	chaparral
26	4836,storagetanks/storagetanks_000481.png	18	storagetanks
27	4939,sparseresidential/sparseresidential_000161.png	17	sparseresidential
28	3798,overpass/overpass_000224.png	13	overpass





## Архітектура неймережевого класифікатора ділянок землекористування за супутниковими світлинами

## Засоби розробки

Мова програмування: **Python**

Інтерфейси користувача: бібліотека «**PyQt5**»

Для реалізації бази даних: «**SQLite**»

Для побудови неймережевої моделі, навчання та оцінки її продуктивності:

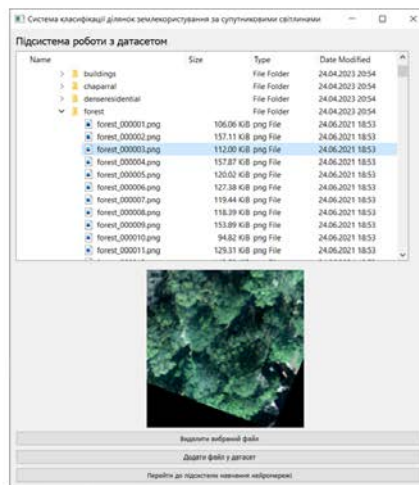
- «**TensorFlow**» та «**keras**» – для побудови та навчання неймережі «**ResNet-50**»

Набір даних для навчання неймережі:

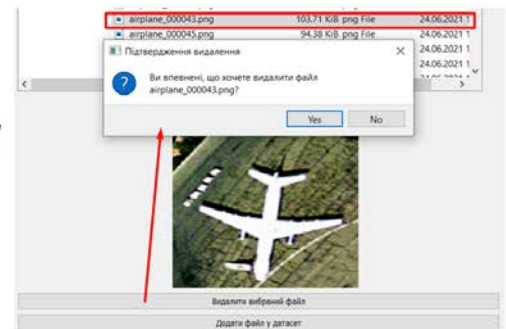
- «**Land-Use Scene Classification**»

## Програмна реалізація методу неймережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами

Підсистема роботи з датасетом

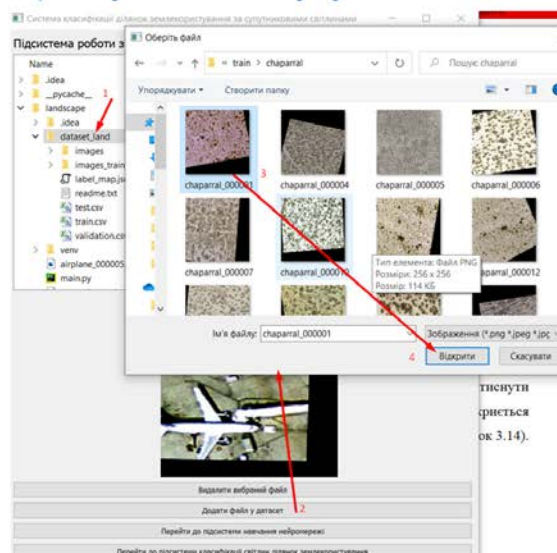


Видалення обраного файла



## Програмна реалізація методу неймережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами

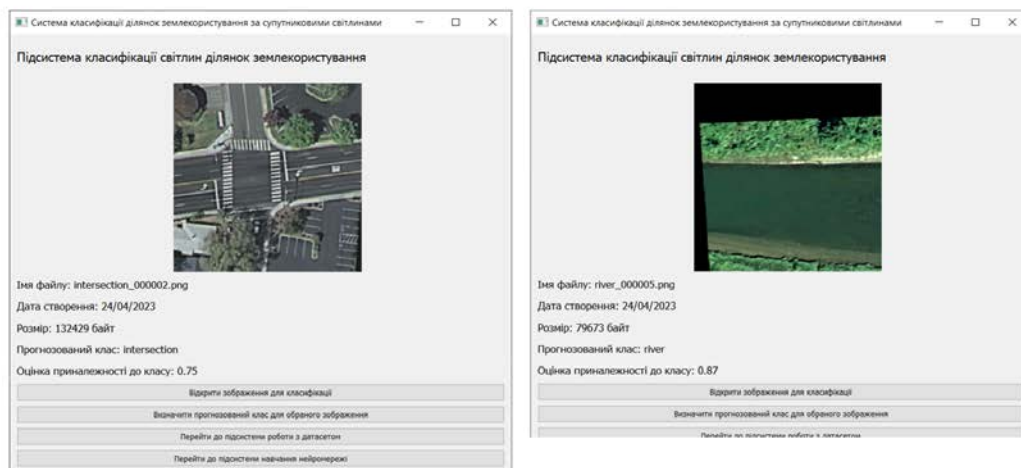
Підсистема роботи з датасетом



Додавання файлу в датасет

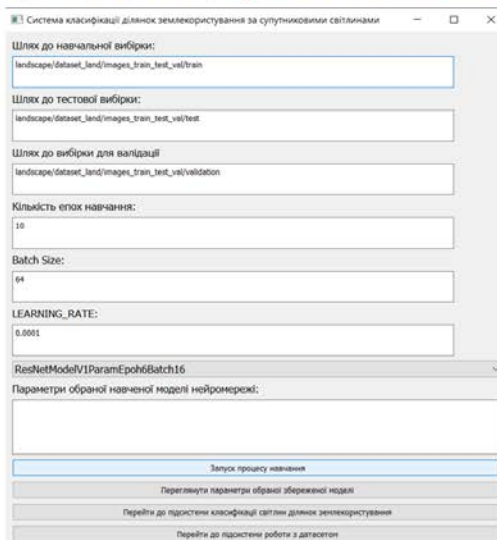
## Програмна реалізація методу неймережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами

Підсистема  
класифікації світлин  
ділянок  
землекористування



## Програмна реалізація методу неймережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами

Підсистема роботи  
з неймережею



## Програмна реалізація методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами

Batch Size:  
32

LEARNING\_RATE:  
0.0001

Обрати навчену модель нейромережі для перегляду інформації:

- ResNetModelV1ParamEpoch12Batch32
- ResNetModelV1ParamEpoch6Batch16
- ResNetModelV1ParamEpoch10Batch64
- ResNetModelV1ParamEpoch12Batch32

Залучити процес навчання

Переглянути параметри обраної збереженої моделі

Перейти до підсистеми класифікації світлин ділянок землекористування

Перейти до підсистеми роботи з датасетом

### Підсистема роботи з нейромережею

LEARNING\_RATE:  
0.0001

Обрати навчену модель нейромережі для перегляду інформації:  
ResNetModelV1ParamEpoch12Batch32

Параметри обраної навченої моделі нейромережі:

Batch Size: 32  
LEARNING\_RATE: 0.00001  
Training time: 99.678 сек  
VALID\_LOSS @ 0.253984575892  
VALID\_ACC @ 0.9308143439793

Залучити процес навчання

Переглянути параметри обраної збереженої моделі

Перейти до підсистеми класифікації світлин ділянок землекористування

Перейти до підсистеми роботи з датасетом

## Дослідження ефективності методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами



Тест був зроблений на 200 зображеннях для кожного класу. Загальна кількість тестових зразків – 4200.

## Висновки

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра була розробка методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами та відповідної програмної реалізації, що використовує розроблений метод. Для досягнення поставленої мети в рамках роботи були поставлені та виконані наступні задачі:

- досліджено предметну область для задачі класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами, розглянуті основні підходи до класифікації ділянок землекористування, де було показано, що ефективна класифікація ділянок землекористування є корисним інструментом для запобігання несанкціонованого використання земельних активів;

- розроблено метод для нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами, що дозволяє здійснювати перетворення вхідних даних у вигляді набору зображень для навчання нейромережі й цифрового зображення для класифікації ділянок землекористування у вихідні дані у вигляді відсоткового значення відповідності зображення визначеному класу ділянок землекористування;

- розроблено архітектуру нейронної мережі для класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами, обрано згорткову архітектуру, яка проходить навчання на основі попередньо навченої моделі «ResNet-50», модифікована до 21-го загорткового шару і використовує підхід з глибоким навчанням;

## Висновки

- спроектовано структуру застосунку для класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами та структуру відповідної бази даних;

- розроблено інформаційну систему за створеною та описаною архітектурою інформаційної системи класифікації ділянок землекористування на основі розробленого методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами;

- проведено тестування створеного програмного застосунку з використанням юніт-тестів та тест-кейсів. У межах проведеного тестування некоректно працюючих функцій не виявлено;

- досліджено ефективність методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами.

Отже, відповідно до поставлених завдань кваліфікаційної роботи бакалавра, робота виконана у повному обсязі.

## Anti-Plagiarism v-15.257

**Максимальне співпадіння з одним документом 2.0%**

**Словники перевірки: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. Помилки в документах: 15%**

ID: 114651 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА Додано в БД: 2023-06-04 Автора: І.В. Блажко Керівники: С.С. Петровський Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	54304	774	2281 (4%)	35 (5%)

### Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

Ім'я користувача:  
Кафедра КН

ID перевірки:  
1015416969

Дата перевірки:  
04.06.2023 21:28:49 EEST

Тип перевірки:  
Doc vs Internet + Library

Дата звіту:  
04.06.2023 21:32:12 EEST

ID користувача:  
100005671

Назва документа: КНс-20-1 Блажко

Кількість сторінок: 63 Кількість слів: 8465 Кількість символів: 68257 Розмір файлу: 2.17 MB ID файлу: 1015079726

Виявлено модифікації тексту (можуть впливати на відсоток схожості)

## 11.1% Схожість

Найбільша схожість: 6.51% з джерелом з Бібліотеки (ID файлу: 1015079766)

8.19% Джерела з Інтернету

442

Сторінка 65

7.9% Джерела з Бібліотеки

91

Сторінка 67

## 0% Цитат

Вилучення цитат вимкнене

Вилучення списку бібліографічних посилань вимкнене

## 0% Вилучень

Немає вилучених джерел

## Модифікації

Виявлено модифікації тексту. Детальна інформація доступна в онлайн-звіті.

Замінені символи

1

Підозріле форматування

17  
сторінок

**РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК  
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ**

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Метод нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами

Автор: студент групи КНс-20-1 Блажко Іван Вячеславович

Спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки

Освітня програма: освітньо-професійна

Науковий керівник: к.п.н., доцент кафедри КН Петровський С.С.

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	<i>відповідає</i>
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи.	
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	

*Підтвердження:*

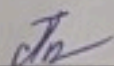
*Запозичення, виявлені в роботі Блажко І.В., не є плагіатом, оскільки: запозичення розміщені в розділі огляду існуючих підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні; серед запозичень знаходяться загальновідомі терміни, скорочення та матеріали статей.*

*Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості, складає:*

*- за системою Anti-Plagiarism: 2%;*

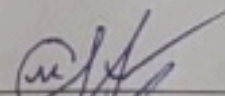
*- за системою Unichек: 11.1 % .*

Керівник роботи



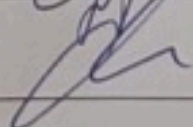
*Сергій ПЕТРОВСЬКИЙ*

Гарант ОП



*Олександр МАЗУРЕЦЬ*

Завідувач кафедри КН



*Олександр БАРМАК*



## ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КНС-20-1 Блажко Івана Вячеславовича

за темою: Метод нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами

### 1. Актуальність теми

Розробка методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами може використовуватись для виявлення вразливих ділянок, оцінки стану водних ресурсів, прогнозування врожаю, виявлення змін в лісовому покриві та ідентифікації міських розсипів. Також робота має значний потенціал для покращення процесів управління землекористуванням та оцінки природних ризиків.

### 2. Відповідність роботи предметній області Стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки

Кваліфікаційна робота бакалавра повністю відповідає предметній області Стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки. Вона включає розробку програмного забезпечення, застосування алгоритмів навчання штучних нейронних мереж та комп'ютерних наук для нейромережевої класифікації ділянок землекористування.

### 3. Професійні та особистісні якості бакалавра

У процесі виконання кваліфікаційної роботи бакалавра проявилися високі професійні та особистісні якості студента. Блажко І.В. виявив достатні знання в галузі комп'ютерних наук, а також мав вміння працювати з даними та алгоритмами.

### 4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Бакалавр продемонстрував достатній рівень самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи. Він самостійно досліджував та розробляв алгоритми для методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами та аналізував результати дослідження.

### 5. Ступінь оволодіння методами дослідження

Бакалавр успішно оволодів методами дослідження в рамках своєї кваліфікаційної роботи. Він провів аналіз наявних даних, розробив експериментальну методологію та використовував статистичні методи для оцінки результатів та виведення висновків.

**6. Повнота та якість розкриття теми роботи**

Тема роботи була повноцінно розкрита з використанням наукових джерел, методів дослідження та практичних експериментів. Бакалавр детально описав метод для нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами, розробив та реалізував програмний засіб, провів експерименти та виконав аналіз результатів.

**7. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладення матеріалу**

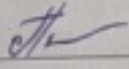
У роботі викладено матеріал логічно та послідовно. Аргументи були чіткими та обґрунтованими. Текст має науковий стиль та літературну грамотність, що забезпечує зрозумілість та доступність матеріалу.

**8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин**

Розроблений метод нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами може мати практичне застосування у сфері управління земельними ресурсами. Також його можна використовувати для швидкої ідентифікації ділянок землекористування за фотозображеннями.

**9. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи бакалавра до захисту, на яку оцінку заслуговує робота**

Враховуючи достатній рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «добре».

Керівник \_\_\_\_\_  к.п.н., доцент кафедри КН Сергій ПЕТРОВСЬКИЙ



## РЕЦЕНЗІЯ

### на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента *гр. КНС-20-1 Блажка Івана Вячеславовича*

за темою: Метод нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами

#### 1. Актуальність обраної теми

Класифікація ділянок землекористування за супутниковими світлинами є актуальним напрямком, що має значний потенціал для покращення процесів управління землекористуванням, оцінки природних ризиків та інших цілей. У свою чергу нейромережева класифікація є потужним інструментом машинного навчання, що дозволяє автоматизувати процес аналізу та класифікації ресурсів землі.

#### 2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

У даній кваліфікаційній роботі бакалавра мета та завдання були повністю розкриті. Автор детально описав процес розробки та програмної реалізації методу нейромережевої класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами. Високий рівень деталізації та науковий підхід дозволяють розуміти суть та значення даної роботи.

#### 3. Зміст кожного розділу роботи

Кожен розділ роботи бакалавра вміщує в собі інформацію, що безпосередньо стосується теми, від теоретичних аспектів про види ділянок землекористування до практичної нейромережевої реалізації методу класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами. Чітка структура та зв'язок між розділами допомагають зрозуміти послідовність дослідження та реалізації проєкту.

#### 4. Оцінка розробленої інформаційної системи, її практична цінність

Розроблена інформаційна система для класифікації ділянок землекористування за супутниковими світлинами має високу оцінку та практичну цінність. Вона демонструє точність та швидкість ідентифікації ділянок землекористування, що може позитивно вплинути на автоматизацію процесів управління ділянками землекористування.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра є на високому рівні. Вона включає всі необхідні розділи, таблиці, графіки та посилання на використану літературу. Чітка структура, належне використання наукового стилю та правильна організація тексту сприяють зрозумілому сприйняттю та оцінці роботи.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

Хоча кваліфікаційна робота бакалавра демонструє великий потенціал та значні досягнення, можна відзначити деякі недоліки. Наприклад, необхідне наведення обмежень на використання запропонованого методу. Наведення цих аспектів може покращити контент роботи та збільшити її наукову цінність. Також недоліком є невідповідність послідовності скорочень до алфавітного порядку.

7. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), та оцінка на яку заслуговує кваліфікаційна робота.

Враховуючи рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «Відмінно».

Рецензент

Горин О.В.

[Підпис]