

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ВЕТЕРИНАРНОЇ
МЕДИЦИНИ ТА БІОТЕХНОЛОГІЙ ІМЕНІ С.З. ГЖИЦЬКОГО
ФАКУЛЬТЕТ ЗЕМЛЄВПОРЯДКУВАННЯ ТА ІНФРАСТРУКТУРНОГО
РОЗВИТКУ
КАФЕДРА ГЕОДЕЗІЇ І ГЕОІНФОРМАТИКИ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Освітнього ступеня «Магістр»

на тему: “ **Методика застосування матеріалів аерознімання з БПЛА
при створенні електронних карт землекористувань ”**

Виконав: студент гр. ЗВ-62

Спеціальності 193 Геозембудування та землеустрою

(шифр і назва)

І.В. Дунас

(Прізвище та ініціали)

Керівник: професор, д.т.н. О.Є. Куліковська

(Прізвище та ініціали)

Рецензенти: _____

(Прізвище та ініціали)

Львів 2025

УДК 528.9

Методика застосування матеріалів аерознімання з БПЛА при створенні електронних карт землекористувань. Дунас І.В. Кваліфікаційна робота. Кафедра геодезії і геоінформатики. – Львівський національний університет ветеринарної медицини та біотехнологій імені С.З. Гжицького, 2025, – 62 с. текстової частини, 2 таблиці, 20 рисунків, 29 літературних джерел.

У кваліфікаційній роботі розглянуто методику застосування програмних інструментів штучного інтелекту сучасних геоінформаційних систем щодо матеріалів аерознімання, отриманих із використанням безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Ці засоби є перспективними для створення електронних карт землекористувань. Актуальність дослідження зумовлена зростаючою потребою в оперативному, детальному та достовірному геоінформаційному забезпеченні задач землеустрою, кадастрового обліку, моніторингу землекористування, управління територіями та точного сільського господарства. У роботі проаналізовано засоби сегментації зображень та виконано опрацювання ортофотопланів різних масштабів на територію Львівського району. Визначено переваги та недоліки автоматичної сегментації земного покриву, будинків, доріг тощо.

Розглянуті питання охорони довкілля.

Приведено висновки та рекомендації.

Ключові слова: *штучний інтелект, сегментація аерокосмічних зображень, навчання моделей геообробки, ГІС.*

ЗМІСТ

ВСТУП	6
Розділ 1. Методи автоматичного виявлення контурів на аерокосмічних зображеннях для картографування та створення геоінформаційних моделей	8
1.1. Розвиток методів комп'ютерного зору для опрацювання матеріалів аерокосмічних знімків.....	8
1.2. Визначення меж земельних ділянок на основі аерознімків методами сегментації	10
1.3. Використання штучного інтелекту для визначення контурів земельних ділянок на аерознімках та космічних знімках.....	14
1.4. Інтерпритованість аерознімків.....	18
Розділ 2. Методики розпізнавання контурів об'єктів на аерознімках, отриманих з БПЛА.	26
2.1. Типовий алгоритм сегментації аерокосмічних зображень з використанням штучного інтелекту.....	27
2.2. Технологія автоматичного оцифрування зображень за допомогою плагінів геоінформаційної системи QGIS.....	29
2.3. Застосування плагіна Deepness для виявлення будівель, дорожньої мережі на великомасштабному ортофотоплані..	41
2.4. Кібербезпека та захист геопросторових даних	29
Розділ 3 Використання програмних засобів штучного інтелекту для сегментації ортофотопланів.....	33
3.1. Фізико-географічний огляд території дослідження - села Лопушна львівського району Львівської області.....	33
3.2. Застосування плагіна Deepness для виявлення будівель, дорожньої мережі на великомасштабному ортофотоплані.	39
3.3. Застосування інструментів штучного інтелекту в програмному забезпеченні Global Mapper.....	42
Розділ 4. Охорона довколишнього середовища	49
ВИСНОВКИ ТА ПРОПОЗИЦІЇ	54
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	55

ВСТУП

Інтенсивний розвиток безпілотних літальних апаратів (БПЛА) спричинив суттєві зміни у сфері збору та аналізу геопросторових даних. Застосування дронів дає змогу оперативно отримувати аерознімки та ортофотоплани з надвисокою просторовою роздільною здатністю, що значно розширює можливості сучасної картографії, землеустрою, агромоніторингу, містобудування та екологічних досліджень. Разом із цим зростання обсягів і складності даних дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) потребує впровадження інтелектуальних методів їх опрацювання. У цьому контексті ключову роль відіграють методи штучного інтелекту (Artificial Intelligence, AI) та машинного навчання (Machine Learning, ML), які забезпечують автоматизацію аналізу ортофотопланів, зменшення впливу людського фактора та підвищення точності картографічних продуктів. Всі означені фактори визначають актуальність теми дослідження, а також те, що постачальники програмного забезпечення для ГІС, такі як Esri, QGIS, BlueMapper та інші почали впроваджувати інструменти глибокого навчання у свої продукти.

Мета роботи – проаналізувати існуючі програмні геоінформаційні засоби для векторизації аерознімків з застосуванням штучного інтелекту та машинного навчання, дослідити їхню ефективність на реальних ортофотопланах різного просторового розрізнення.

Об'єктом дослідження є ортофотоплани масштабів від 1:2000 до 1:10000 на територію Львівської області.

Предмет дослідження - програмні засоби геоінформаційних систем, призначені для векторизації ортофотопланів із застосуванням технологій штучного інтелекту.

Розділ 1. Методи автоматичного виявлення контурів на аерокосмічних зображеннях для картографування та створення геоінформаційних моделей

1.2. Розвиток методів комп'ютерного зору для опрацювання матеріалів аерокосмічних знімків

Фотограмметричні методи створення топографічних даних за матеріалами космічних та аерознімків є найбільш оперативним, достовірним і точним способом отримання інформації про стан земель різного призначення [2,18]. Програмні комплекси дозволяють швидко опрацьовувати масиви знімків і отримувати повну картину стану території, виявляти актуальні межі і площі сільськогосподарських і лісгосподарських угідь, виявляти порушення у способах використання земель та вирішувати інформаційне забезпечення технологій точного землеробства [24]. Вже добре зарекомендували себе на практиці такі методи як розроблення карт вегетаційних індексів, побудова карт зонування, автоматизовані методи дешифрування топографічних і нетопографічних об'єктів з використанням машинного навчання. Активно розробляються методи штучного інтелекту для опрацювання знімків [4].

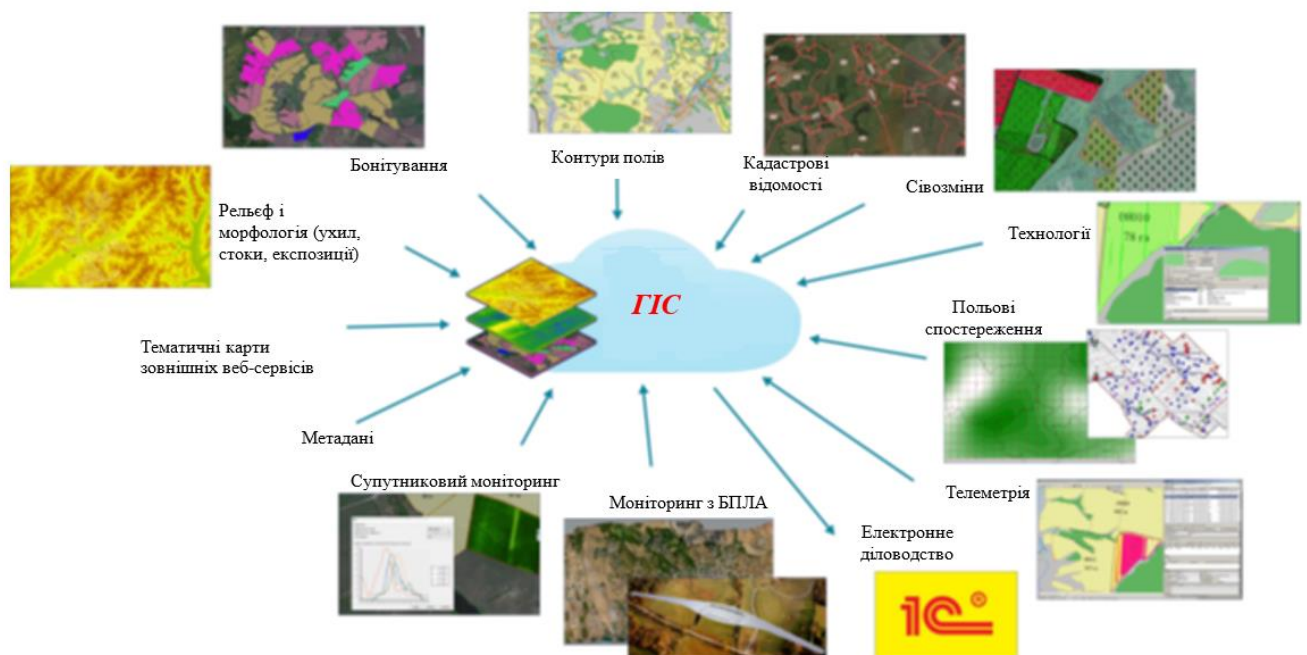


Рис.1.1. Вплив технологій ГІС та фотограмметрії на сільськогосподарську галузь

Завдання визначення меж земельних ділянок залишається актуальним у багатьох галузях, і попри наявність значної кількості розроблених підходів, воно все ще перебуває на стадії активного дослідження [9, 20]. Це є ключовим завданням у сфері землеустрою, кадастру, містобудування та управління територіями. Традиційні геодезичні методи, засновані на польових вимірюваннях, забезпечують високу точність, однак є дороговартісними, трудомісткими та затратними за часом і ресурсами. В практиці застосування фотограмметричних технологій сформувались типові рішення для виявлення меж угідь на великомасштабних космічних та аерознімках.

Історично першим в середовищі геоінформаційних систем (ГІС) було розвинуто засоби растрового аналізу для окреслення меж зображених на аерознімках ділянок. Робочою гіпотезою методу є оцінка межі зміни спектральних яскравостей і текстурних ознак між ділянками землекористувань. В комп'ютерній графіці контур – це сукупність видимих на зображенні робочої сцени границь між об'єктами і фоном, між різними об'єктами або між змінними поверхнями одного й того ж об'єкта. Контурний аналіз зображень дозволяє виділяти просторові межі об'єктів на основі різких змін яскравості, кольору або текстурних характеристик. Контурні точки повинні характеризуватись деяким перепадом яскравості між областями, що лежать по різні сторони границі. Формально контур відповідає локальному максимуму градієнта яскравості зображення.

Нехай $I(x,y)$ — функція яскравості зображення. Градієнт визначається як вектор:

$$\nabla I = \left(\frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y} \right). \quad (1.1)$$

Модуль градієнта використовується як основний критерій виявлення контурів:

$$|\nabla I| = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y} \right)^2}. \quad (1.2)$$

На практиці частинні похідні обчислюються дискретно за допомогою операторів виділення контурів – відомі їх різновиди Собеля, Прюїтта або Кенні. Наприклад, оператор Собеля визначається подвійною згорткою зображення з ядрами:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G_y = \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (1.3)$$

де (G_x) і (G_y) — часткові похідні функції яскравості зображення по осі (x) та (y) відповідно.

Отримані градієнти дозволяють сформувати карту поля градієнтів від якої будують карту контурів шляхом застосування операцій порівняння градієнта з порогом. Виділення в результаті роботи оператора Собеля прямолінійні лінії і сегменти далі об'єднують в замкнуті контури. Карта контурів у такому випадку відображає серед інших також потенційні межі земельних ділянок.

Межі земельних ділянок часто збігаються з лінійними об'єктами: огорожами, дорогами, лісосмугами або межами обробітку. Для їх виділення застосовуються бінаризація карти градієнтів за порогом T . Бінарне зображення контурів $B(x,y)$ формується за умовою:

$$B(x,y) = \begin{cases} 1, \text{ якщо } |\nabla I(x,y)| \geq T \\ 0, \text{ якщо } |\nabla I(x,y)| < T \end{cases} \quad (1.4)$$

де $I(x,y)$ — значення яскравості пікселя;

$|\nabla I(x,y)|$ — модуль градієнта .

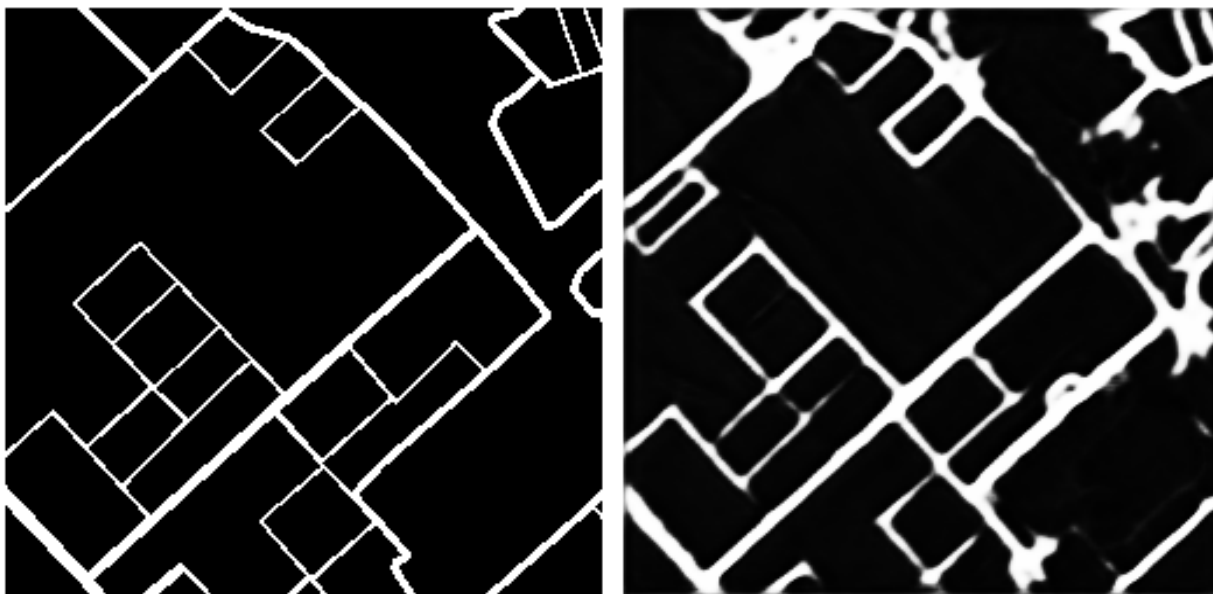


Рис.1.2. Карти контурів, отримані при різних значеннях порогового допуску

Для забезпечення стійкості при наявності в зображенні шуму та врахуванні спектральних відбивних властивостей різнотипних покриттів земної поверхні будують спеціальні алгоритми опрацювання. В такому випадку процедура визначення меж земельних ділянок передбачає вибір певної кількості послідовних дат знімання у червоному, ближньому інфрачервоному (NIR) та короткохвильовому інфрачервоному (SWIR) спектральних діапазонах. Алгоритм включає розширений аналіз каналів зображення, обчислення стандартного відхилення в межах малого радіального вікна (типово – радіус околу складає 3-5 пікселів), подальше усереднення отриманої карти та застосування спрямованих фільтрів для пошуку лінійних структур різної просторової орієнтації [22]. Результати фільтрації демонструються на рисунку 1.3.

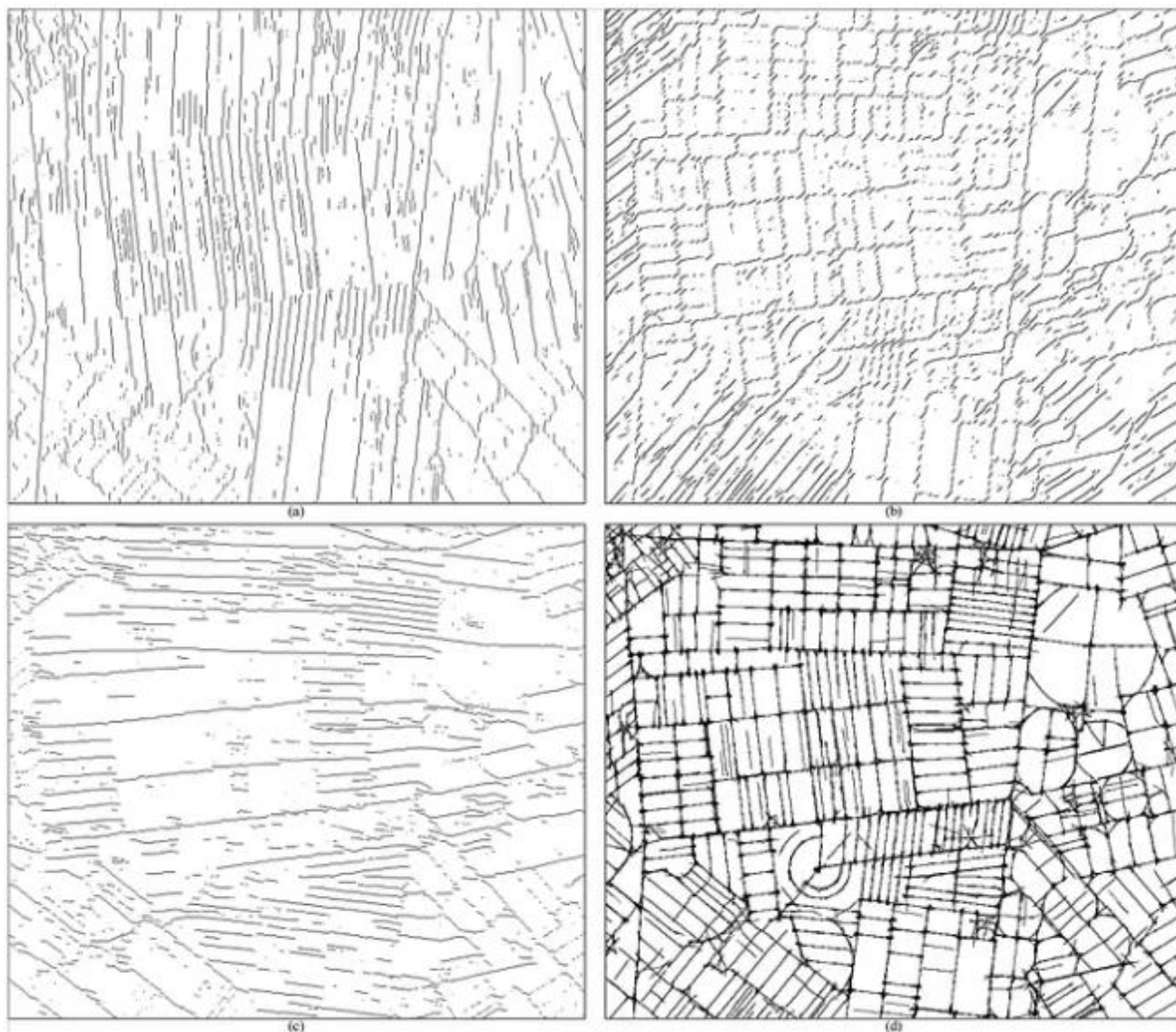


Рис.1.3. Результати фільтрування аерознімка трьома з 16 операторів виявлення напрямку меж (a,b,c), показуючи відповідно напрямки (a) 0° , (б) 45° , (с) 100° ; г) - остаточний вид растрових ліній меж ділянок після аналізу всіх напрямків і видалення коротких фрагментів

Після цього зображення проходять процедуру порогової сегментації, а далі – поелементне об'єднання за логічною операцією «АБО».

На завершальному етапі виконується векторизація: витончення та згладжування (або спрямлення) ліній, подовження ліній до країв знімка та відсів тих об'єктів, що не утворюють замкнуті контури. Підсумковим результатом є сформована карта меж полів.

Оцінювання точності показує, що метод є прийнятним у випадках опрацювання ортофотопланів масштабів від 1:5000 і дрібніших. Проте строга метрична оцінка результуючих контурів демонструє точність близько 60 %, що свідчить про істотні обмеження описаного алгоритму. Також з публікацій відомо, що застосована методика є досить чутливою до умов знімання. Зокрема, для досягнення коректного результату необхідно налаштовувати кілька порогових значень, які добре працюють для весняних супутникових знімків, однак не забезпечують задовільної точності для осінніх даних. Незважаючи на значний прогрес у вдосконаленні методики визначенні меж полів за аерокосмічними знімками, все ще існує проблема підвищення точності.

По-перше, різні локації мають специфічні особливості розміру і текстури, що ускладнює розробку. Сезонні зміни відбивної здатності різних культур, що вирощуються в полях створюють проблему для завдань виявлення границь.

1.2. Визначення меж земельних ділянок на основі аерознімків методами сегментації

1.2.1. Опис методу

Сегментацією називають процес розбиття зображення сцени на складові частини: об'єкти, їхні фрагменти або характерні особливості. Сегментація зображень є однією з базових задач комп'ютерного зору та цифрової обробки метричних зображень і ортофотопланів. Вона полягає у поділі зображення на однорідні області відповідно до спектральних, текстурних або геометричних характеристик. Сегментацію зображень можна виконувати як за яскравостями пікселів областей так і за іншими їх ознаками – колірними, текстурними, за характеристикам форми тощо.

Математично задача сегментації описується як функція:

$$S(x,y)=c, \quad c \in \{1,2,\dots,K\}, \quad (1.5)$$

де (x, y) – координати пікселя, c – клас об'єкта, K – кількість класів.

Мета сегментації — отримання однорідних областей S_i , для яких внутрішня дисперсія яскравості мінімізується:

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{N_i} \sum_{(x,y) \in S_i} (I(x, y) - \bar{I}_i)^2 \rightarrow \min \quad (1.6)$$

До класичних методів сегментації зображень належать:

- порогова сегментація;
- кластеризація (k-means, Random Forest, ISODATA);
- алгоритм Канні;
- методи регіонального нарощування;
- алгоритм вододілу.

Ці методи і алгоритми є основою для автоматизації процесу визначення меж земельних ділянок на основі обробки аерознімків отриманих з БПЛА. [5] Аерознімки з БПЛА відрізняються надвисокою просторовою роздільною здатністю (1–10 см/піксель), що дозволяє детально аналізувати об'єкти місцевості. Проте такі дані мають низку особливостей: наявність тіней, неоднорідне освітлення та суттєві геометричні спотворення. Незважаючи на простоту реалізації, класичні методи є чутливими до шумів і змін освітлення, що обмежує їх застосування для зображень з БПЛА.

Найбільш поширені методи сегментації базуються на виявленні таких двох основних властивостей зображення – відмінності і схожості. У відповідності з цим застосовують два основних підходи до сегментації: виділення контурів (контурних ліній) і знаходження однорідних областей. Задача сегментації аеро і космічних знімків є складною в складних, антропогенно перетворених ландшафтах. Це зокрема стосується міських зон - великі складні системи, що складені з чергувань двох категорій об'єктів: природних та створених людиною [21].

Сегментація ортофотопланів — це процес поділу зображення на кілька однорідних зон (сегментів), що відповідають таким реальним об'єктам на місцевості як межі земельних ділянок, типи рослинності тощо. Для цієї задачі

застосовуються такі алгоритми сегментації: порогова сегментація, алгоритм кластеризації (K-means) та виявлення контурів за допомогою алгоритму Канні (Canny edge detection).

1.2.2. Порогова сегментація

Порогова сегментація є методом сегментації, при якому кожен піксель зображення повинен бути віднесений до певного класу (об'єкта) залежно від того, чи перевищує його значення певний поріг. Цей метод застосовується для випадків, коли зображення має чіткий контраст між об'єктами.

Алгоритм:

- Встановлюється поріг яскравості T .
- Якщо інтенсивність пікселя $I(x, y)$ перевищує поріг T , то цей піксель належить до одного класу (наприклад, "дорога").
- Якщо інтенсивність пікселя $I(x, y)$ менша за поріг T , то він належить до іншого класу (наприклад, "рослинність").

На ортофотоплані порогова сегментація дозволяє виділити чіткі контури між землями та іншими типами ландшафту (лісами, водоймами), що можна використовувати для визначення меж ділянок для подальшої обробки та аналізу. Приклад: ортофотоплан з полями, лісами, та дорогами. У цьому випадку можна застосувати порогову сегментацію для відокремлення земельних ділянок від інших елементів ландшафту.

1. Задається поріг T - число на шкалі від 0 до 255.
2. Для кожного пікселя перевіряється, чи перевищує його інтенсивність порогове значення T . Пікселі, значення яких перевищують число T належать до групи "земельні ділянки", а ті що менше T — до групи "необроблені ділянки".

Формула порогової сегментації:

$$C = \begin{cases} 1, & \text{якщо } I(x, y) > T \\ 0, & \text{якщо } I(x, y) \leq T \end{cases} \quad (1.7)$$

де $I(x, y)$ — значення яскравості пікселя.

Результатом буде бінарне зображення, де видно межі різних типів земель (в залежності від їх яскравості).

1.2.3. Алгоритм кластеризації K-means

Метод K-means класифікує пікселі зображення в k кластерів, кожен з яких має свій центр (середнє значення). Алгоритм працює ітераційно і намагається мінімізувати відстань між пікселем і його кластером.

Алгоритм:

1. Встановлюється кількість кластерів (k).
2. Для кожного пікселя на основі його характеристики (наприклад, колір або яскравість) визначається, до якого кластеру він належить.
3. Центри кластерів перераховуються на основі середніх значень пікселів, що належать до кожного кластера. Формула для алгоритму K-means:

$$C_k = \arg \min_k \sum_{i=1}^N |x_i - \mu_k|^2 \quad (1.8)$$

де:

C_k — центр k -го кластеру,

μ_k — середнє значення для кластеру k ,

x_i — точка (піксель) у наборі даних.

4. Алгоритм повторює ці кроки до тих пір, поки класифікація не стабілізується.

Приклад: ортофотоплан, що містить сільськогосподарське поле, лісові масиви, водні об'єкти та інші елементи. Задача — виділити ділянки полів від лісів та води за допомогою K-means.

1. Вибираємо ($k = 3$) (для трьох класифікацій: поля, ліси, вода).
2. Алгоритм класифікує пікселі в три кластери:
 - Кластер 1: поля (на основі зеленої інтенсивності),
 - Кластер 2: ліс (на основі темно-зеленого кольору),

- Кластер 3: вода (на основі синього кольору).
3. Після кількох ітерацій алгоритм дає векторизовані області для кожного класу, що відповідають різним типам земель. Результат на ортофотоплані - зображення після класифікації містить три чітко виділені області, що відповідають різним типам покриття землі. Кожен клас має свій колір, що дозволяє швидко інтерпретувати структуру землеволодіння.

1.2.4. Алгоритм Канні (Canny edge detection)

Алгоритм **Canny edge detection** використовується для виявлення країв зображення. Він складається з кількох етапів: згладжування зображення, обчислення градієнтів, виявлення країв та їх подальша фільтрація. Етапи алгоритму:

1. Згладжування зображення для зменшення шуму (звичайно використовують фільтр Гаусса).
2. Обчислення градієнта інтенсивності пікселів.
3. Виявлення країв: пікселі, де зміна інтенсивності найбільша, визначаються як край.
4. Видалення слабких країв за допомогою порогів.

Приклад: ортофотоплан сільськогосподарської території, де необхідно виділити чіткі контури меж земельних ділянок.

Формула для градієнта інтенсивності:

$$G_x = \frac{\partial I}{\partial x}, \quad G_y = \frac{\partial I}{\partial y}. \quad (1.9)$$

де G_x і G_y — часткові похідні інтенсивності по осі x та y , відповідно.

Після застосування алгоритму Канні, контури меж ділянок (наприклад, межі земельних ділянок) будуть чітко виділені. Це дозволяє відокремити різні території для подальшого аналізу чи картографічного відображення.

1.3. Використання штучного інтелекту для визначення контурів земельних ділянок на аерознімках та космічних знімках

Штучний інтелект (ШІ), зокрема методи машинного навчання та глибокого навчання, здобув величезну популярність у сфері обробки зображень, зокрема для автоматичного визначення контурів земельних ділянок на аерознімках і космічних знімках. Використання ШІ в цій сфері дозволяє суттєво покращити точність і ефективність процесів картографування, моніторингу земель та аграрних угідь. Розглянемо кілька основних методів та їх застосування.

1. Методи машинного навчання для сегментації зображень.

Машинне навчання включає алгоритми, які можуть автоматично навчатися та вдосконалювати свої прогнози з часом на основі даних.

Порогова сегментація з використанням алгоритмів машинного навчання. Порогова сегментація може бути автоматизована з використанням методів машинного навчання. Наприклад, замість того, щоб вручну встановлювати поріг для кожного типу покриття землі (поля, ліс, дороги, водойми), можна навчити модель машинного навчання автоматично класифікувати пікселі зображення в різні категорії на основі ознак (наприклад, колір, текстура, спектральні характеристики).

Приклад алгоритмів:

- Алгоритм K-means: використовується для кластеризації пікселів зображення на кілька кластерів, що відповідають різним типам земельних ділянок.
- Алгоритм підтримки векторних машин (SVM): може використовуватися для класифікації пікселів на основі їх інтенсивності та інших характеристик, що дозволяє точно визначити межі земельних ділянок.

Рандомний ліс (Random Forest). Рандомний ліс є ансамблевий метод, який використовує кілька рішень (дерев рішень) для прийняття рішення щодо належності пікселя до певного класу. Рандомний ліс обирає важливі ознаки (наприклад, колір, текстуру, різні спектральні канали знімка) і на основі цих ознак класифікує пікселі в різні групи (земельні ділянки, водні поверхні, лісові масиви). Порядок дій наступний. Спочатку проводиться навчання моделі на вибірці зображень, що мають мітки класів (наприклад, межі полів). Після цього модель класифікує нові зображення, виділяючи контури земельних ділянок.

2. Глибоке навчання (Deep Learning).

Глибоке навчання, зокрема нейронні мережі, стало надзвичайно потужним інструментом для сегментації аерознімків та космічних знімків. Відмінність глибокого навчання від традиційних методів машинного навчання полягає в тому, що воно може автоматично вивчати ієрархічні ознаки зображень, що робить ці моделі особливо потужними для складних задач, таких як визначення контурів земельних ділянок.

Сегментація з використанням згорткових нейронних мереж (CNN). Згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNN) — це тип нейронних мереж, який дуже добре підходить для обробки зображень. CNN використовуються для автоматичної сегментації зображень на базі навчання за великими масивами аерознімків та космічних знімків. Порядок дій при використанні такої моделі:

- **Вхідні зображення:** на вхід моделі подаються аерознімки або космічні зображення.
- **Згортки:** мережа використовує згорткові шари для виявлення низькорівневих ознак, таких як контури, краї, текстури.
- **Глибинні ознаки:** на більш глибоких шарах нейронної мережі модель виводить високорівневі ознаки, які відповідають більш складним об'єктам, таким як межі земельних ділянок.

- Сегментація: на виході отримується маска, де кожен піксель зображення класифікований до певного класу (наприклад, "земельна ділянка", "ліс", "вода").

Популярні архітектури CNN для обробки зображень: U-Net, спеціально розроблений для задач сегментації зображень, де вхідне зображення на виході дає картину сегментованих областей; Mask R-CNN - архітектура для обробки зображень, яка може виконувати як локалізацію об'єктів, так і їх сегментацію. Архітектура U-Net складається з кодувальної та декодувальної частин і забезпечує високу точність піксельної сегментації.

Для навчання моделей сегментації часто використовується функція втрат бінарної крос-ентропії:

$$L = -[y \log(p) + (1 - y) \log(1 - p)], \quad (1.10)$$

де y – істинна мітка, p – прогнозована ймовірність.

Якість сегментації оцінюється за допомогою метрик:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}, \quad Recall = \frac{TP}{TP+FN}, \quad IoU = \frac{TP}{TP+FP+FN}. \quad (1.11)$$

Сегментація за допомогою генеративних змагальних мереж (GAN).

Генеративні змагальні мережі (GANs) можуть бути використані для генерації сегментованих зображень з наявних аерознімків. Цей метод дозволяє навчити модель генерувати реалістичні зображення або сегментувати їх з високою точністю. GAN складаються з двох мереж: генератора, який генерує зображення, і дискримінатора, який оцінює їх реалістичність. У контексті сегментації, генератор може бути використаний для створення сегментованих зображень (наприклад, виділення контурів земельних ділянок), а дискримінатор перевіряє якість цих сегментів.

Використання штучного інтелекту для визначення контурів земельних ділянок на аерознімках та космічних знімках активно досліджується в Україні в контексті геоінформаційних систем, точного землеробства та земельного кадастру. Багато наукових робіт українських вчених описують застосування ШІ для цих завдань. Ці праці демонструють застосування різних методів штучного інтелекту для автоматичного визначення контурів земельних ділянок на аерознімках та космічних знімках. Вони охоплюють широкий спектр методів, таких як глибоке навчання (CNN, U-Net), машинне навчання (Random Forest, SVM) та інтеграція з ГІС для просторового аналізу, що дозволяє значно підвищити точність і швидкість обробки зображень та оптимізувати процеси моніторингу та картографування земель.

У роботі [8] описано застосування методів глибокого навчання для автоматичної сегментації аерознімків сільськогосподарських земель. Використано згорткові нейронні мережі (CNN) для виділення контурів земельних ділянок з високою точністю. Важливою особливістю є використання аерознімків, отриманих з безпілотних літальних апаратів (БПЛА), що дозволяє отримувати високу роздільну здатність зображень та точніші результати сегментації. Результати тестування моделей на реальних аерознімках показали високу ефективність алгоритмів для розпізнавання меж полів та інших земельних угідь.

У статті [14] розглянуто методи автоматичного визначення меж земельних ділянок на основі космічних знімків за допомогою нейронних мереж. Для сегментації зображень використано алгоритми глибокого навчання, зокрема згорткові нейронні мережі (CNN) та їх вдосконалену архітектуру U-Net, яка показала високу ефективність при обробці зображень високого розрізнення. Автори пропонують новий підхід до автоматизації процесу класифікації та визначення контурів земельних ділянок, що дозволяє значно знизити людський фактор та покращити точність картографічних даних.

В статті [6] описано інтеграцію штучного інтелекту в процеси картографування земельних угідь з використанням супутникових знімків.

Досліджено застосування машинного навчання для класифікації пікселів зображень на різні категорії земель, що дозволяє автоматично визначати межі ділянок. Для аналізу використовуються різноманітні моделі класифікації, зокрема підтримки векторних машин (SVM) та алгоритми ансамблів дерев рішень (Random Forest). Окремо розглядаються методи попередньої обробки зображень та покращення точності результатів за допомогою підвищення роздільної здатності супутникових знімків.

Робота [2] присвячена автоматизації процесу визначення меж земельних ділянок на основі аерознімків з використанням сучасних алгоритмів глибокого навчання. Зокрема, розглядається застосування архітектури U-Net для сегментації зображень, яка дозволяє точно визначати межі земельних ділянок при обробці знімків з високою роздільною здатністю. Оцінка ефективності методу проводиться на основі тестування моделей на реальних аерознімках сільськогосподарських угідь. Результати показали, що застосування ШІ дозволяє значно скоротити час обробки зображень та підвищити точність визначення контурів.

У статті [11] описано застосування безпілотних літальних апаратів (БПЛА) для отримання високоточних аерознімків сільськогосподарських ділянок та подальшу обробку цих даних за допомогою алгоритмів машинного навчання для визначення меж земельних ділянок. Для класифікації та сегментації зображень використано алгоритми, такі як Random Forest та Support Vector Machines (SVM), що дозволяють точніше виявляти межі полів, лісових ділянок та інших об'єктів на землі. Розглянуто також можливість інтеграції отриманих даних у системи ГІС для подальшого просторового аналізу.

1.4. Інтерпритованість аерознімків

Оцінку розрізнення об'єктів, що спостерігаються за допомогою оптико-електронних засобів вперше експериментально здійснив американський вчений М. Джонсон у 1958 році. Ним визначені значення роздільної здатності, необхідні для

розпізнавання зображень об'єктів, що спостерігаються з використанням приладів нічного бачення на основі електронно-оптичних перетворювачів. Чотирьом рівням сприйняття зображення об'єкта, в порядку зростання інформативності (виявлення, орієнтація, розпізнавання, ідентифікація) було визначено мінімально необхідні значення, які наведені у парах ліній, що відповідають найменшому розміру об'єкта. Цей критерій також застосовується в оптико-електронних засобах дистанційного зондування з вихідним відеосигналом, таких як відео- і фотокамери, тепловізори. Експериментально встановлені та використовуються в практиці аерофотозйомки співвідношення між кількістю елементів розрізнення, які вміщуються в межах мінімального розміру об'єкта, і рівнями дешифровності.

Таблиця 1.1. Співвідношення між кількістю елементів розрізнення і рівнями дешифровності.

Рівень дешифровності знімка	Класифікаційна ознака	Кількість пікселів
Виявлення	Об'єкт знаходиться в полі зору	2
Визначення орієнтації	Спостерігач може розрізнити форму об'єкта і визначити його просторову орієнтацію	4
Розрізнення	Спостерігач класифікує об'єкт	8
Ідентифікація	Спостерігач в межах класифікації встановлює тип об'єкта	13

Відомий інший підхід до оцінки зображувальної якості (і відповідно – рівня інтерпритованості) зображень – американська Національна шкала оцінки інтерпретації зображень (NIIRS). [28]. NIIRS визначає різні рівні якості/інтерпретації зображень на основі типів завдань, які аналітик може виконувати із зображеннями даного рейтингу. Ідея полягає в тому, що аналітики

зображень повинні мати можливість виконувати більш складні завдання інтерпретації зі збільшенням якості зображень. NIIRS складається з 10 рівнів, від 0 (найгірша якість) до 9 (найкраща якість). Оскільки різні типи зображень підтримують різні типи завдань інтерпретації, індивідуальний NIIRS був розроблений для чотирьох основних типів зображень: видимий, Радар, Інфрачервоний, і Багатоспектральний.

Таблиця 1.2. Шкала NIIRS [17]

Бали за Національною шкалою оцінки інтерпретації зображень (NIIRS)	Відстань між центрами проекцій сусідніх пікселів на поверхні землі (GRD)
0	Зображення не можна інтерпретувати через затемнення сцени або недостатню роздільну здатність
1	> 9, 0 метрів
2	4, 5 - 9, 0 метрів
3	2, 5 - 4, 5 метра
4	1, 2 - 2, 5 метра
5	0, 75 - 1, 2 метра
6	0, 40 - 0, 75 метра
7	0, 20 - 0, 40 метра
8	0, 10 - 0, 20 метра
9	< 0, 10 метра

Професіонали в галузі аерознімання використовують Американську національну шкалу оцінки інтерпретації зображень (NIIRS) для визначення та вимірювання якості зображень і продуктивності систем візуалізації за допомогою

процесу, який називається "рейтинг" зображення. Концепція NIIRS забезпечує засіб прямого зв'язку якості зображення з завданням його інтерпретації.

Розділ 2. Методики розпізнавання контурів об'єктів на аерознімках, отриманих з БПЛА

Безпілотні літальні апарати (БПЛА) стали одним із ключових джерел високодетальних просторових даних для задач дистанційного зондування Землі. Завдяки високій просторовій роздільній здатності, гнучкості планування польотів та відносно низькій вартості, знімки з БПЛА широко застосовуються у сільському господарстві, містобудуванні, екологічному моніторингу та кадастрових роботах.

Використання AI/ML дозволяє автоматизувати основні етапи картографування, зокрема:

- класифікацію земного покриву;
- семантичну сегментацію ортофотопланів;
- автоматичне виявлення та розпізнавання об'єктів;
- виділення меж землекористувань і полів;
- аналіз просторових змін у часі.

Таким чином, AI/ML виступає ключовим інструментом трансформації сирих аерознімків у структуровані геопросторові дані, придатні для подальшого ГІС-аналізу.

Однією з базових операцій обробки таких даних є сегментація зображень місцевості, тобто поділ зображення на однорідні області, що відповідають певним класам об'єктів. Сегментація зображень місцевості з БПЛА є важливим етапом сучасного геопросторового аналізу [13, 15]. Використання методів глибокого навчання дозволяє суттєво підвищити точність і автоматизацію обробки даних. Штучний інтелект, зокрема машинне навчання та глибоке навчання, значно покращує точність і швидкість процесів сегментації аерознімків та космічних знімків для визначення контурів земельних ділянок.

2.1. Типовий алгоритм сегментації аерокосмічних зображень з використанням штучного інтелекту

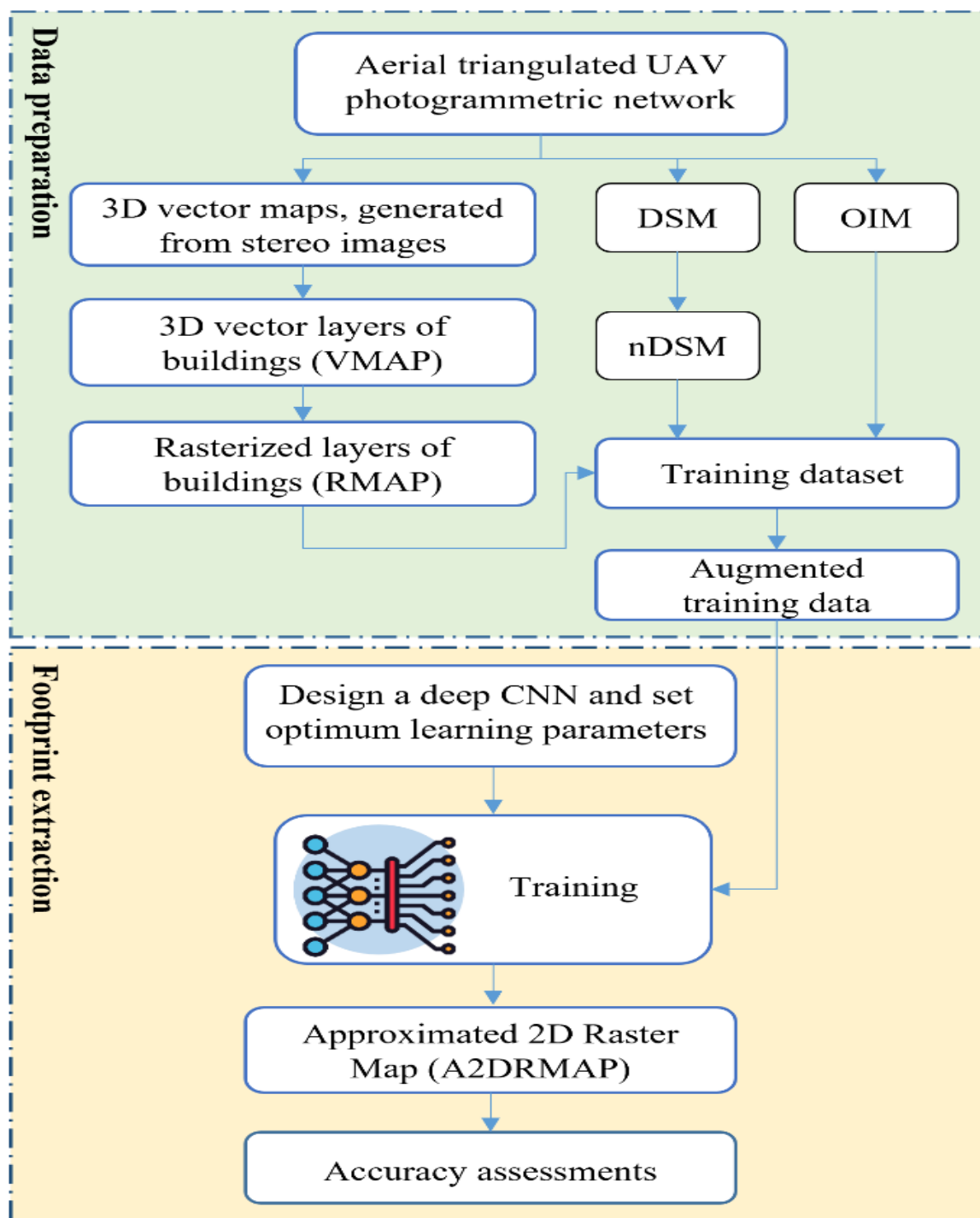


Рис.2.1. Технологічна схема сегментації аерознімків з БПЛА

Приклад технологічної схеми для визначення меж земельних ділянок.

Крок 1: Обробка зображення

- Використовуються аерознімки або космічні зображення. Виконується фотограмметричне опрацювання зі створенням ортофотопланів, моделей поверхонь DSM DTN. Створені моделі піддаються розділенню на тайли з перекриттям порядку 10-15%. Формуються векторні шари будинків, угідь, доріг тощо.
- Зображення попередньо обробляються для покращення контрасту та видалення шумів (наприклад, застосування фільтрів Гаусса).

Крок 2: Навчання моделі ШІ

- Для навчання моделі використовуються мітки (наприклад, межі земельних ділянок) на тренувальних зображеннях. Модель, наприклад, CNN (U-Net), тренується для автоматичного виділення меж земельних ділянок на нових зображеннях. U-Net вважається однією із стандартних архітектур для завдань сегментації зображень, коли потрібно не тільки визначити клас зображення цілком, але й сегментувати його області за класом, тобто створити маску, яка розділятиме зображення на кілька класів. Архітектура складається з стягуючого шляху для захоплення контексту і симетричного шляху, що розширюється, що дозволяє здійснити точну локалізацію.

Крок 3: Сегментація зображень

- Після навчання модель сегментує нові аерознімки або космічні зображення, виділяючи контури земельних ділянок.

Крок 4: Інтерпретація та аналіз

- Перевірка точності сегментації.
- Аугментація навчального датасету.
- Результати сегментації експортуються у формат, сумісний з ГІС, для подальшого аналізу та візуалізації.

Одним із важливих аспектів використання ШІ для визначення контурів земельних ділянок є інтеграція результатів сегментації в геоінформаційні системи (ГІС). Результати сегментації, детекції або регресії інтегруються у ГІС-середовище у вигляді нових геопросторових шарів, які зберігають географічну прив'язку ортофотоплану. Це забезпечує:

- Перетворювати сегментовані зображення в векторні дані (наприклад, шари меж ділянок).
- безпосередню візуалізацію результатів на карті;
- можливість подальшого просторового аналізу таких як обчислення площ, довжин, статистичних показників та проводити подальший аналіз, наприклад, оцінку стану рослинності, зміни в покритті землі;
- експорт результатів у стандартні формати (GeoTIFF, Shapefile тощо) для використання в інших програмних комплексах.

Особливо важливою є можливість перетворення результатів сегментації у векторні об'єкти, що дозволяє застосовувати їх у землевпорядних та картографічних роботах.

2.2. Технологія автоматичного оцифрування зображень за допомогою плагінів геоінформаційної системи QGIS

Розроблені спеціалізовані та налаштовані плагіни, що вдосконалюють автоматичний процес оцифрування в геоінформаційній системі (ГІС) з відкритим кодом QGIS [25].

Плагін Mapflow

Mapflow — це плагін QGIS, розроблений для автономного оцифрування растрових зображень. Цей плагін надає складний набір інструментів та функцій, призначених для пришвидшення перетворення растрових даних, таких як супутникові знімки, аерофотознімки або скановані карти, у точні векторні геометрії

такі як точки, лінії та полігони. Цей процес перетворення є критично важливим для картографії, міського планування та в екологічних дослідженнях.

Для ефективного зчитування растрових даних плагін використовує алгоритми та інтелектуальні методи розпізнавання образів. Mapflow ідентифікує та генерує векторну геометрію, аналізуючи значення яскравості пікселів зображень, алгоритми розпізнавання країв та видалення ознак, що зменшує потребу в тривалому ручному введенні. Крім того, Mapflow включає функції перевірки та уточнення на додаток до автоматизованих операцій. Користувачі можуть перевіряти та змінювати отримані вектори в QGIS після оцифрування, щоб забезпечити точність та повноту. Цей ітеративний метод, який поєднує автоматизацію з ручним втручанням за потреби, підвищує надійність оцифрованого результату. Плагін має попередньо налаштовані моделі для додавання даних OpenStreetMap як базову карту та моделі глибокого навчання для сегментації растрів і автоматичного оцифрування топографічних об'єктів, такі як дороги, ліси, сільськогосподарські поля та будівлі.

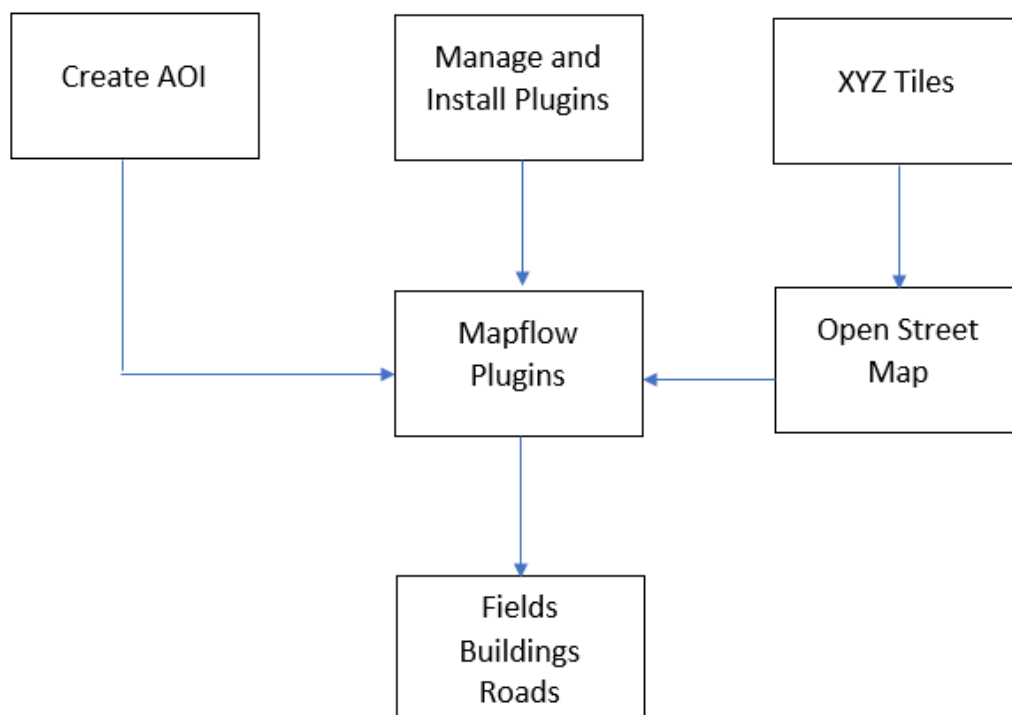


Рис.2.2. Схема підходу, що використовується для автоматичної оцифровки плагіном Mapflow у QGIS

Mapflow - це плагін який використовує алгоритми машинного навчання та нейронних мереж. Основне призначення плагіна: класифікація, сегментація та аналіз зображень дистанційного зондування (ДЗЗ).

Архітектура Mapflow включає кілька логічних блоків (рис.3.3)

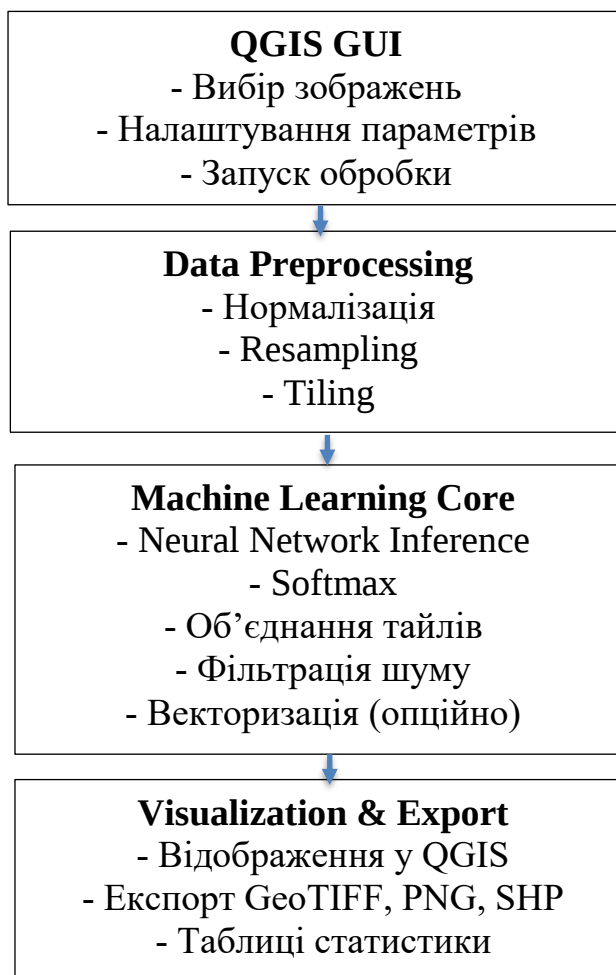


Рис.2.3. Архітектура плагіна Mapflow для QGIS

1. **Інтерфейс користувача (GUI)** — забезпечує інтеграцію в QGIS і вибір даних, моделей та параметрів обробки. Функції:

- Вибір вхідних даних (растрові шари, супутникові або аерознімки).
- Налаштування параметрів обробки:
 - Тип моделі (U-Net, SegNet, Custom).
 - Розмір тайлів.
 - Спектральні канали (RGB, мультиспектральні).

- Запуск процесу обробки.
- Вибір палітри для відображення результатів сегментації.

GUI відправляє дані та параметри до модуля **Preprocessing**, а після обчислень отримує результат для відображення.

2. Модуль підготовки та обробки зображень (Data Preprocessing) — відповідає за нормалізацію, фільтрацію та підготовку даних перед їх передачею в модель нейронної мережі. Основні етапи:

- Нормалізація пікселів:

$$x' = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (2.1)$$

де x — значення пікселя, μ — середнє по зображенню, σ — стандартне відхилення.

- **Ресемплінг (Resampling)**: Вирівнювання роздільної здатності зображень до стандартизованого розміру, наприклад 256×256 або 512×512 пікселів.
- **Розбиття на тайли (Tiling)**: Великі зображення розбиваються на менші частини для прискорення обробки. Тайли можуть перекриватися для кращої точності сегментації на межах.
- **Аугментація (Augmentation, опційно)**: Повороти, віддзеркалення, масштабування, зміна яскравості та контрасту. Покращує узагальнювальну здатність моделі.

Підготовлені тайли передаються в **Inference Engine**, а після обробки зливаються у єдину карту сегментації.

3. Модуль навчання і моделювання (Machine Learning Core / Inference Engine) — виконує обробку растрів за допомогою нейронної мережі. Центральний блок, який виконує класифікацію і сегментацію об'єктів на зображенні. Основним компонентом є

заздалегідь натреновані моделі сегментації нейронної мережі U-Net або SegNet для сегментації піксель-класів. На вхід подається тайл зображення розміром $H \times W \times C$, де H - висота, W - ширина, C - кількість каналів (RGB, мультиспектральні канали). Мережа обчислює ймовірність приналежності кожного пікселя до певного класу (об'єкта)

Вихід: карта ймовірностей класів $H \times W \times K$, де K - кількість класів; карта класів (segmentation map), яку можна накласти на базову карту QGIS.

- **Векторизація (опційно):** Після отримання карти класів, пікселі певного класу можна конвертувати у векторні шари (полігони, полілінії) для подальшого застосування в QGIS.

Додаткові функції модуля:

- **Об'єднання тайлів:** після обробки кожного тайла створюється єдине зображення.
- **Фільтрація шуму:** застосування морфологічних операцій (erosion/dilation) для згладжування країв.

4.Модуль візуалізації та експорту (Visualization & Export): Відповідає за відображення та збереження результатів у стандартних форматах.

- **Візуалізація у QGIS:** Новий растровий шар з кольоровим відображенням класів, палітра може бути налаштована користувачем.
- **Експорт даних: Raster:** GeoTIFF, PNG; **Vector:** SHP (якщо виконана векторизація).
- **Аналітика:** таблиці статистики покриття класів.
- **Зворотний зв'язок у GUI:** Відображення прогресу обробки; Інформація про метрики точності (IoU, Accuracy, Precision/Recall).

Плагін Mapflow для QGIS забезпечує ефективну інтеграцію алгоритмів машинного

навчання з ГІС-аналітикою. Основні переваги:

- Автоматизована обробка великих об'ємів растрових даних.
- Візуалізація результатів безпосередньо у QGIS.
- Можливість використання кастомних моделей.
- Підтримка експорту результатів у популярні ГІС-формати.

Плагін Deepness: Глибинні нейронні методи дистанційного зондування

Плагін Deepness дає змогу легко виконувати сегментацію, детекцію та регресію на растрових ортофотознімках із використанням користувацьких моделей глибокого навчання у форматі ONNX, надаючи можливості deep learning навіть для непідготовлених користувачів. Інференс моделей глибоких нейронних мереж (ONNX) — це процес застосування вже навчених нейронних моделей, збережених у форматі ONNX (Open Neural Network Exchange), для отримання прогнозів або результатів на нових даних без подальшого навчання.

Ключові можливості:

- обробка будь-якого растрового шару (ортофото з файлу або шарів з онлайн-провайдерів, наприклад Google Satellite);
- обмеження області обробки до заданої території (видима область або полігони векторного шару);
- підтримка поширених типів моделей: сегментація, регресія, детекція;
- інтеграція з шарами (як для вхідних даних, так і для вихідних результатів моделі). Після створення вихідного шару його можна зберегти у файл;
- підготовка каталогу моделей (Model ZOO) — у розробці (детекція літаків на Bing Aerial, пошкодження кукурудзяних полів, детекція нафтосховищ, детекція автомобілів тощо);
- інструмент експорту тренувальних даних — експорт растрових зображень і масок у вигляді невеликих тайлів;

- параметризація процесу обробки для досвідчених користувачів (просторова роздільна здатність, перекриття, постобробка).

Великомасштабні ортофотоплани, отримані з безпілотних літальних апаратів або супутникових систем високої роздільної здатності, характеризуються значним просторовим обсягом, високою деталізацією та складною внутрішньою структурою. Їх оброблення вимагає застосування спеціалізованих алгоритмічних і програмних рішень, здатних забезпечити ефективність, масштабованість і стабільність обчислень. На схемі показано основні етапи оброблення великомасштабного ортофотоплану: обмеження області аналізу, тайлове розбиття, інференс нейронної мережі у форматі ONNX, агрегацію результатів, постобробку та інтеграцію результатів у ГІС-середовище.

Однією з ключових особливостей плагіна Deepness є використання тайлового підходу (tile-based processing) для інференсу нейронних мереж. Великомасштабний ортофотоплан автоматично розбивається на фрагменти (тайли) фіксованого розміру, які поетапно передаються до нейронної мережі для обробки. Такий підхід дозволяє:

- уникнути перевищення обсягу оперативної пам'яті;
- забезпечити стабільну роботу при обробці ортофотопланів площею десятки або сотні квадратних кілометрів;
- зберегти початкову просторову роздільну здатність без необхідності попереднього зменшення масштабу зображення.

Для зменшення крайових артефактів, характерних для згорткових нейронних мереж, плагін підтримує перекриття тайлів, що дозволяє усереднювати або коригувати значення пікселів у зонах стику окремих фрагментів.

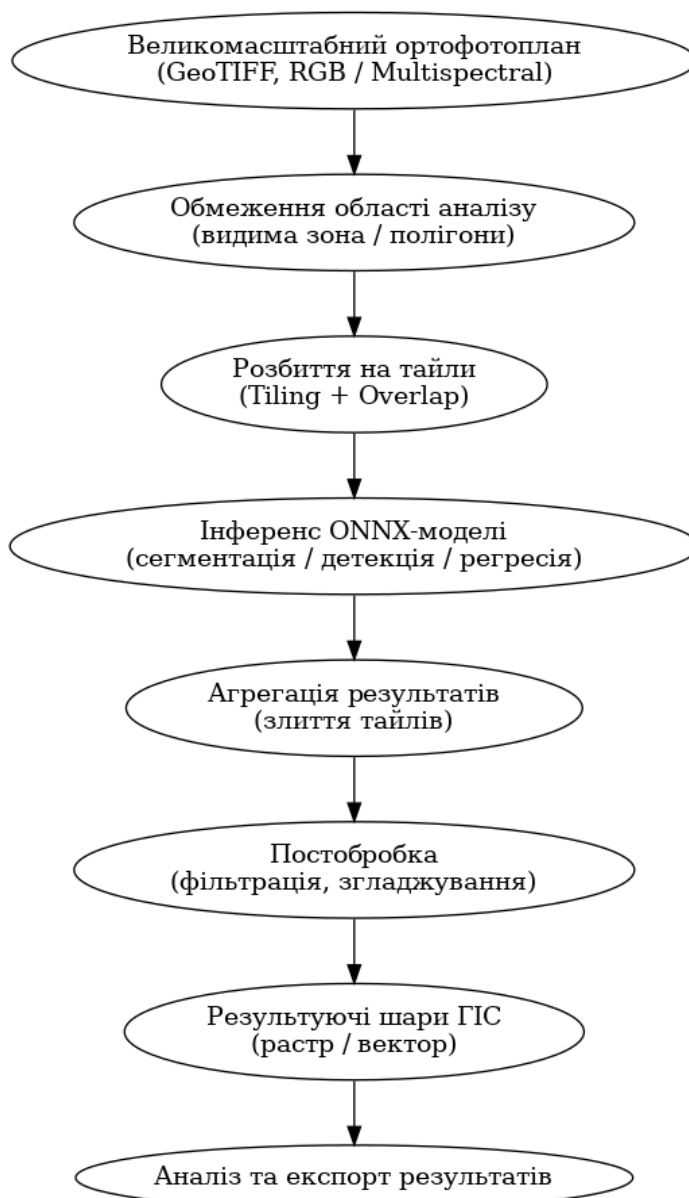


Рис.2.4. Схема обробки великомасштабного ортофотоплану з використанням плагіна Deepness

Deepness забезпечує можливість обмеження оброблення заданою територією, що є критично важливим під час роботи з великомасштабними ортофотопланами. Користувач може визначати область інтересу поточною видимою частиною карти або полігонами векторного шару (межі полів, кадастрові ділянки, зони дослідження). Це дозволяє суттєво зменшити обчислювальні витрати та час обробки, зосереджуючи аналіз лише на релевантних ділянках території.

Плагін орієнтований на роботу з ортофотопланами надвисокої роздільної

здатності (від кількох сантиметрів до десятків сантиметрів на піксель), що особливо актуально для матеріалів, отриманих з БПЛА. Параметризація просторової роздільної здатності інференсу дозволяє:

- зберігати деталізацію дрібних об'єктів (доріг, рослин, інженерних споруд);
- адаптувати модель до різних масштабів аналізу без повторного навчання;
- виконувати порівняльний аналіз результатів сегментації при різних значеннях просторового кроку.

Для підвищення якості сегментації великомасштабних ортофотопланів плагін Deepness підтримує налаштування параметрів постобробки. До них належать згладжування результатів, усунення дрібних ізольованих об'єктів, а також агрегація піксельних масок у більш однорідні просторові структури. Такі операції особливо важливі при аналізі великих територій, де накопичення локальних помилок може суттєво впливати на загальний результат.

Deepness дозволяє працювати з багатоканальними растровими даними, що включають не лише стандартні RGB-канали, а й додаткові спектральні смуги або похідні індекси. Це є важливою перевагою при обробленні великомасштабних ортофотопланів, оскільки дозволяє підвищити точність класифікації складних об'єктів, таких як різні типи рослинності або ґрунтові покриття.

Застосування плагіна Deepness у задачах сегментації великомасштабних ортофотопланів забезпечує поєднання сучасних методів глибинного навчання з класичними інструментами геоінформаційного аналізу. Це дозволяє автоматизувати обробку значних за площею територій, підвищити точність і відтворюваність результатів, а також скоротити часові витрати на аналіз геопросторових даних.

Розділ 3. Використання програмних засобів штучного інтелекту для сегментації ортофотопланів

3.1. Фізико-географічний огляд території дослідження - села Лопушна львівського району Львівської області

Село Лопушна розташоване у східній частині Львівського району (раніше Перемишлянський район) Львівської області і має помірно континентальний клімат та рівнинно-горбистий рельєф.

- **Географічне розташування:** Село знаходиться на заході України, за координатами приблизно 49.65° північної широти та 24.14° східної довготи, неподалік від міста Бібрка, у межах Бібрської міської громади.
- **Рельєф:** Місцевість характеризується як рівнинно-височинна. Село розташоване в зоні переходу від низовинних ділянок до Подільської височинної області. Рельєф є типовим для цієї частини Львівщини, з коливаннями висот та наявністю річкових долин зі стрімкими схилами, де подекуди на поверхню виходять вапняки.
- **Клімат:** Клімат у Лопушній помірно континентальний, як і загалом у Львівській області. Характерні риси включають відносно тепле літо та м'яку зиму з достатньою кількістю опадів.
- **Гідрографія:** Поблизу села, ймовірно, протікають невеликі водотоки або розташовані джерела, що характерно для регіону, де беруть початок притоки великих річок, таких як Дністер та Західний Буг.
- **Природні умови та ґрунти:** Територія в минулому була вкрита дубово-грабовими лісами, що росли на сірих опідзолених ґрунтах. Природні ландшафти зазнали значного антропогенного впливу через сільськогосподарську діяльність та поселення.

Фізико-географічне положення Лопушної створює сприятливі умови для життя та господарської діяльності, що підтверджується, зокрема, розвитком зеленого туризму в цій місцевості. На території діє об'єкт зеленого туризму «Скарбова гора».

Вхідні дані представлено такими ортофотопланами:

1. Ортофотоплан масштабу 1:10000 з номенклатурою Х-41-44-А-б-3. Покриває територію на південь від с. Давидів Львівської області. Розрізнення 0,5м/піксел, 3-канальне RGB зображення в натуральних кольорах, формат GeoTIF.

Геоприв'язка – СК63.

- ДАТА 2007-07-07
- РОЗДІЛЬНА ЗДАТНІСТЬ 50 см
- ПОСТАЧАЛЬНИК Держгеокадастр, ДП «Геосистема», м.Вінниця
- ПЛАТФОРМА АН-30
- ДАТЧИК DAS-1.
- РОЗМІР ЗОБРАЖЕННЯ 34,3 МБ



Рис.3.1а. Ортофотоплан масштабу 1:10000

2. Ортофотоплан масштабу 1:2000. Покриває територію на північ від с.Лопушна Львівської області. Розрізнення 0,05м/піксел, 3-канальне RGB зображення в натуральних кольорах, формат GeoTIF. Геоприв'язка – WGS-84 UTM Zone 35N. Джерело – сервіс <https://map.openaerialmap.org/#/24.145599603652954,49.65543971029633,16/square/1203022300321033/5fa8540eaa6fdb00059cc1aa?k=oh31go>

ДАТА 2020-11-08

РОЗДІЛЬНА ЗДАТНІСТЬ 5 см

ПОСТАЧАЛЬНИК ФОП Валерій Миронов

ПЛАТФОРМА БПЛА

ДАТЧИК DJI Mavic Mini

РОЗМІР ЗОБРАЖЕННЯ 41,85 МБ

ЛІЦЕНЗІЯ [Ліцензія CC-BY 4.0](#)

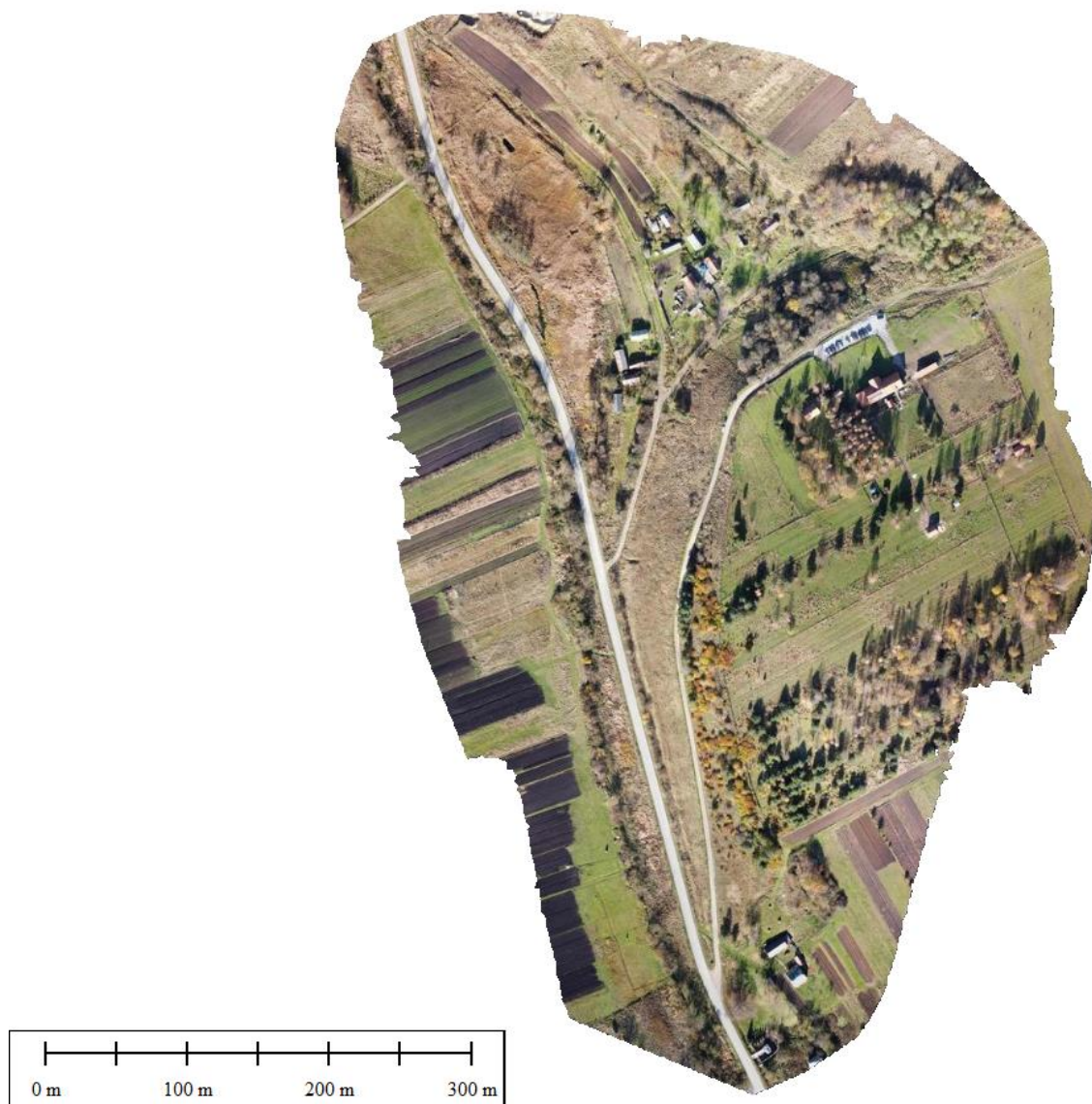


Рис.3.16. Ортофотоплан масштабу 1:2000

2.2. Застосування плагіна Deepness для виявлення будівель, дорожньої мережі на великомасштабному ортофотоплані.

Плагін Deepness дозволяє легко виконувати сегментацію, виявлення об'єктів і регресійний аналіз на растрових ортофотопланах із використанням користувацьких нейронних мереж у форматі ONNX, надаючи можливості глибокого навчання широкому колу користувачів. Його застосування зводиться до встановлення в середовище QGIS, завантаженні попередньо навченої моделі (наприклад, .pt або .onnx), після чого плагін автоматично опрацьовує вказаний ортофотоплан і створює векторний шар з виділеними об'єктами місцевості.

Процес використання плагіна Deepness у середовищі геоінформаційної системи QGIS для задач автоматизованого аналізу даних дистанційного зондування Землі включає низку послідовних етапів.

На першому етапі здійснюється інсталяція програмного модуля. Для цього в середовищі QGIS через меню керування плагінами виконується пошук та встановлення плагіна Deepness. Під час інсталяції плагін автоматично завантажує необхідні програмні залежності. Коректна робота Deepness забезпечується за умови використання сумісної версії QGIS, як правило не нижче версії 3.22.

Другий етап передбачає підготовку вихідних даних. У робочий проєкт QGIS завантажуються супутникові або аерофотознімки, зокрема за допомогою сервісів онлайн-картографії, таких як QuickMapServices. Паралельно здійснюється пошук та завантаження попередньо навченої нейромережевої моделі (наприклад, архітектури YOLO або іншої моделі сегментації чи детекції), доступної у відкритих репозиторіях. Моделі можуть зберігатися у форматах .pt або .onnx, що підтримуються плагіном.

На третьому етапі виконується налаштування параметрів обробки безпосередньо в інтерфейсі плагіна Deepness. Користувач задає вхідний растровий шар, який підлягає аналізу, шлях до файлу нейромережевої моделі, а також тип моделі відповідно до поставленого завдання (наприклад, сегментація зображень). За потреби додатково визначається маска оброблюваної області у вигляді

векторного полігонального шару, що дозволяє обмежити аналіз лише певною частиною знімка.

Заключний етап полягає у запуску процесу обробки та аналізі отриманих результатів. Після виконання інференсу нейронної мережі плагін Deepness автоматично формує новий векторний шар, який містить оцифровані об'єкти у вигляді точок, ліній або полігонів, наприклад контури будівель, земельних ділянок чи інших об'єктів інтересу. Отримані результати можуть бути безпосередньо використані для подальшого геоінформаційного аналізу, редагування або експорту в суміжні інформаційні системи.

Застосування плагіна Deepness характеризується низкою суттєвих переваг. Насамперед, він забезпечує високий рівень автоматизації процесів обробки даних ДЗЗ, що значно скорочує часові витрати на вилучення просторової інформації. Крім того, плагін знижує поріг входу для використання методів штучного інтелекту, оскільки не вимагає від користувача глибоких знань у сфері машинного навчання. Практична цінність Deepness полягає в його ефективному застосуванні для задач землеустрою, кадастрового обліку, моніторингу територій та просторового аналізу в межах ГІС-проектів.

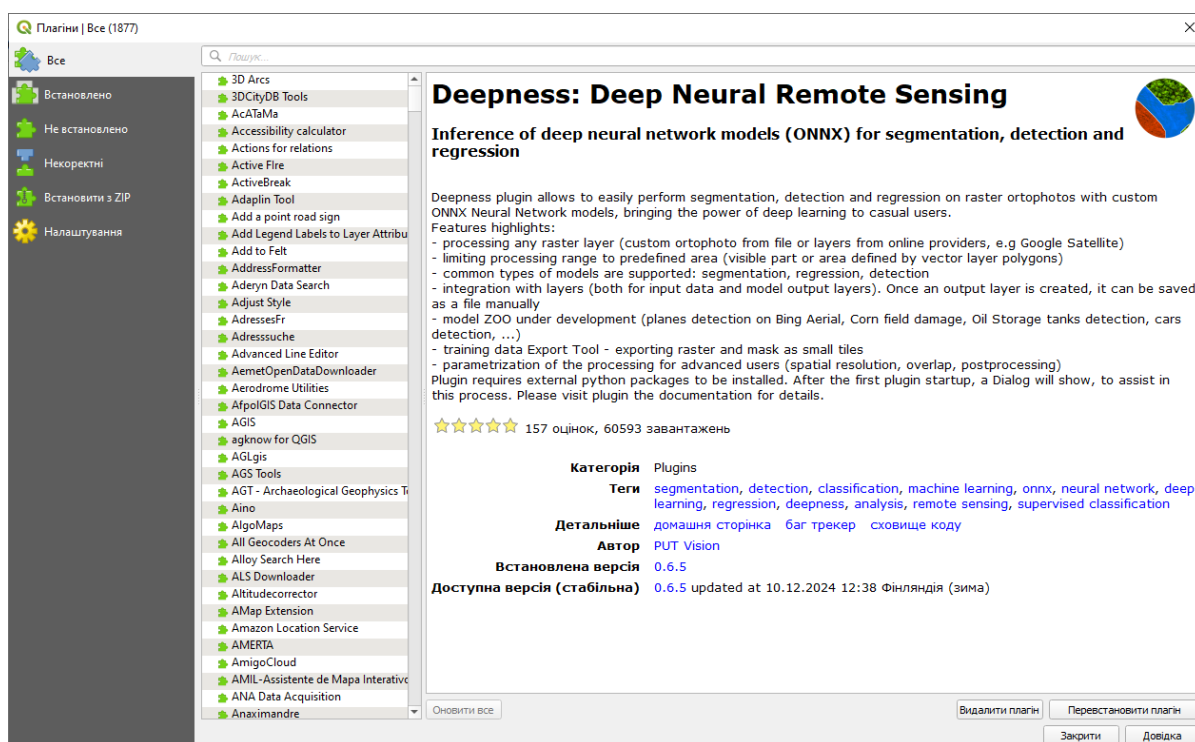


Рис.3.3. Процес інсталяції плагіна Deepness

Плагін **Deepness** являє собою програмну оболонку з інтуїтивно зрозумілим графічним інтерфейсом користувача, що забезпечує інтеграцію моделей машинного навчання безпосередньо в середовище геоінформаційної системи QGIS. Такий підхід дає змогу застосовувати сучасні методи штучного інтелекту в межах ГІС-проектів не лише фахівцям у галузі аналізу даних, але й користувачам, які не мають спеціалізованої підготовки у сфері машинного навчання та програмування.

Функціонування модуля базується на використанні сімейства відкритих нейромережових моделей **YOLO (You Only Look Once, укр.: Ви переглядаєте лише один раз)**, призначених для розпізнавання об'єктів на цифрових зображеннях і відеопослідовностях у режимі реального часу. Архітектури YOLO дозволяють ефективно розв'язувати три основні задачі комп'ютерного зору: класифікацію, виявлення та сегментацію об'єктів.

Класифікація зображень полягає у вилученні узагальненої інформації про їхній зміст шляхом аналізу зображення в цілому та віднесення його до одного з наперед визначених класів. Результатом такого аналізу є присвоєння зображенню певної семантичної мітки, що відповідає ідентифікованому об'єкту або категорії, відомій людині-інтерпретатору.

Задача виявлення об'єктів є більш складною, оскільки поєднує класифікацію з просторовою локалізацією. У цьому випадку нейронна мережа не лише визначає клас об'єкта, але й встановлює його положення на зображенні за допомогою обмежувальних рамок, що описують геометричні межі знайдених об'єктів.

Сегментація зображень передбачає поділ растрового зображення на однорідні області або підоб'єкти з метою чіткого відокремлення об'єктів інтересу від фону та інших елементів сцени. Результатом сегментації є піксельна маска, у якій кожному пікселю присвоюється певний клас, ідентифікований нейронною мережею. Такі сегменти можуть бути безпосередньо використані для вилучення об'єктів, їх подальшого аналізу або векторизації в ГІС-середовищі.

У межах проєкту Deepness, який перебуває на стадії активного розвитку, вже реалізовано низку попередньо навчених моделей для розв’язання прикладних задач дистанційного зондування Землі, зокрема виявлення транспортних засобів та багатокласової сегментації об’єктів місцевості (дорожньої мережі, рослинного покриву, забудови, водних об’єктів тощо). Водночас модуль підтримує можливість навчання та інтеграції власних моделей для вирішення спеціалізованих або нестандартних завдань. З цією метою розробниками підготовлено навчальні та методичні матеріали, що спрощують процес адаптації технології до потреб користувачів і розширюють сферу її практичного застосування.

У рамках нашої роботи ми використовуємо заздалегідь навчену модель для виявлення дорожніх покриттів. Візьмемо готову навчену модель в бібліотеці самої сторінки модуля, вона знадобиться для подальшої роботи:
<https://chmura.put.poznan.pl/s/y6S3CmodPy1fYYz>

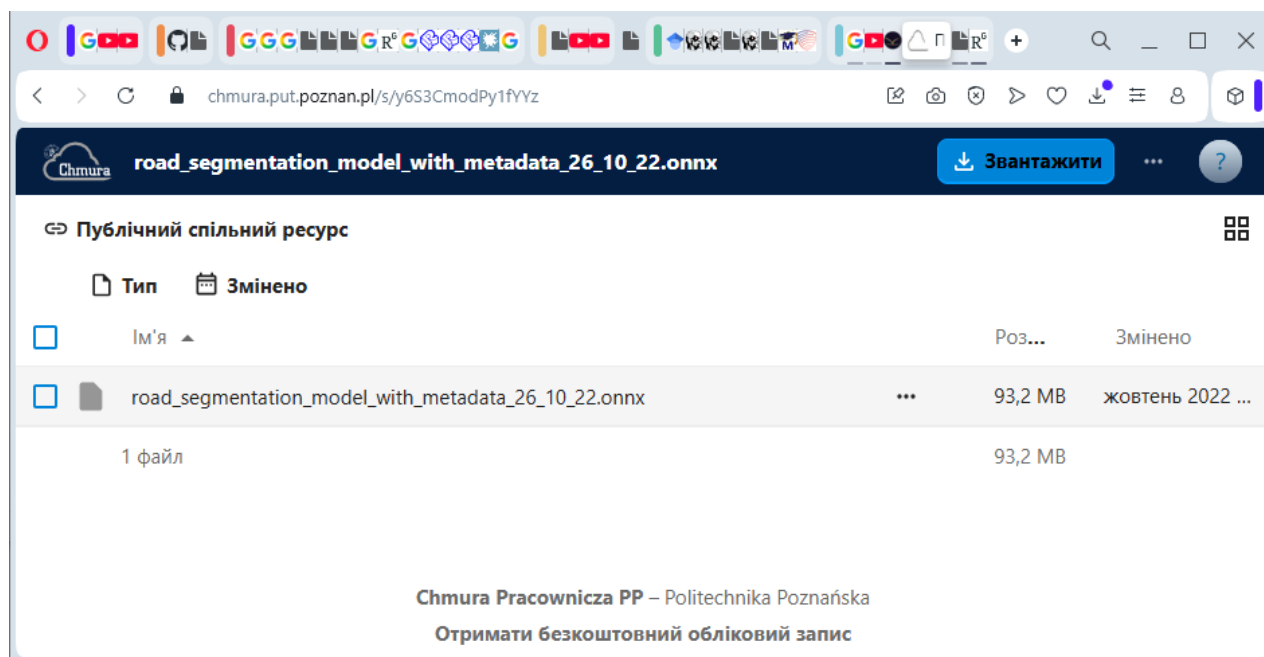
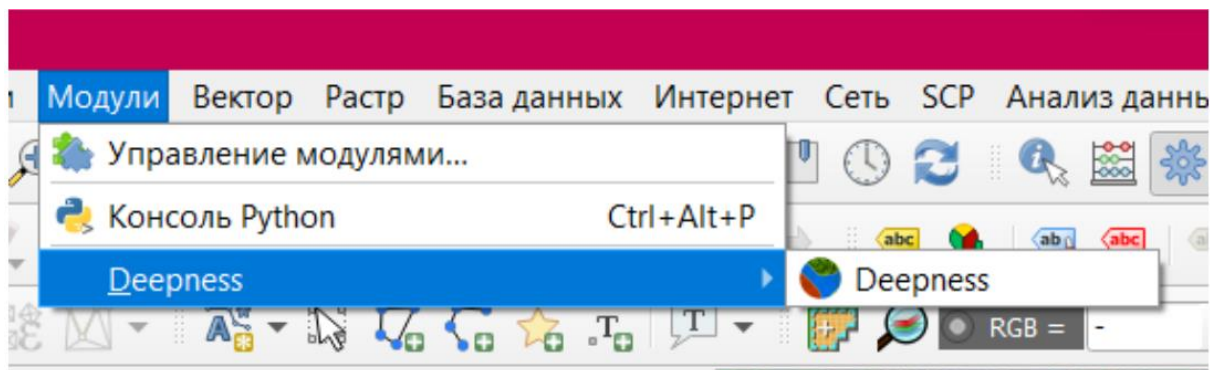


Рис.3. 4. Доступ до навченої моделі штучного інтелекту

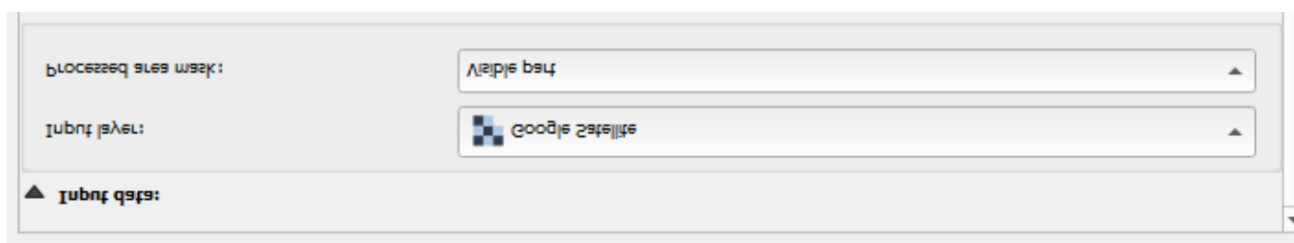
Після скачування моделі в QGIS підключаємо підкладку «Google Satellite» через модуль **QuickMapSevices**, оскільки саме на цьому YOLO навчала цю модель.

Можна викликати меню модуля, перейшовши на вкладку «Modules» на панелі інструментів.



Модуль має наступний інтерфейс користувача:

Вхідні дані



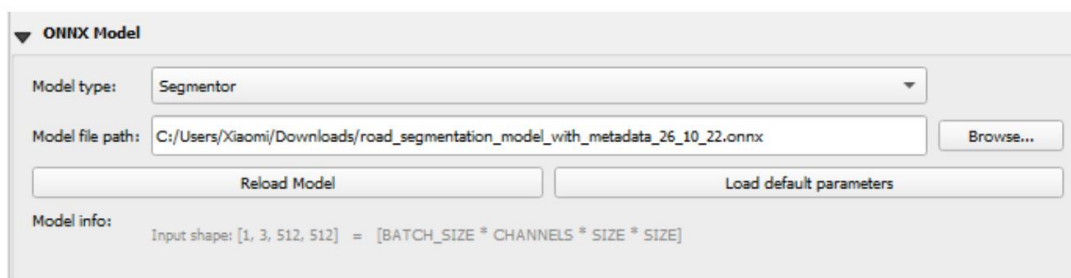
Вхідний шар: вставляємо Google Satellite.

Маска обробленої області визначає, яку частину вхідного шару слід класифікувати.

Параметри:

- Visible Part — дозволяє обробити частину, яка зараз видима у вікні програми;
- Весь рівень (Entire Layer) — дозволяє обробити весь файл;
- 3 Polygon — полігональний шар може діяти як межа обробки даних, яка описуватиме область інтересу.

Файл моделі:



Репозитарій

моделей

https://qgis-plugin-deepness.readthedocs.io/en/latest/main/main_model_zoo.html[deepness.readthedocs.io/en/latest/main/main_model_zoo.html](https://qgis-plugin-deepness.readthedocs.io/en/latest/main/main_model_zoo.html).

Репозитарій є

колекцією попередньо підготовлених моделей глибокого навчання у форматі ONNX. Надані моделі не є універсальними інструментами і добре працюватимуть лише на подібних даних, як у навчальних наборах даних.

Deepness Model Zoo

The **Модель ЗООПАРК** являє собою колекцію попередньо підготовлених моделей глибокого навчання у форматі ONNX. Це дозволяє легко почати роботу з плагіном.

ПРИМІТКА: надані моделі не є універсальними інструментами і добре працюватимуть лише на подібних даних, як у навчальних наборах даних. Якщо ви помітили, що модель погано відповідає вашим даним, подумайте про її перенавчання (або точне налаштування) на ваших даних.

Якщо у вас немає досвіду машинного навчання, не соромтеся звертатися за допомогою або порадою до авторів плагінів.

Моделі сегментації

Модель	Розмір вводу	CM/ПКС	Опис	Приклад зображення
Сегментація пошкодження кукурудзяного поля	512	3	PUT Vision модель сегментації пошкодження кукурудзяного поля, створена на власному наборі даних, позначеному експертами. Ми використовували класичну модель UNet++. Він генерує 3 результати: здоровий урожай, пошкоджений урожай і площа поза полем.	Зображення
Сегментація земельного покриття	512	40	Модель тренується на Набір даних LandCover.ai . Він надає супутникові зображення з роздільною здатністю 25 см/пкс і 50 см/пкс. Для зображень передбачені анотаційні маски для наступних класів: будівля (1), ліс (2), вода (3), дорога (4). Ми використовуємо deepabug+ модель з 77-segmasknet_100 бенкд і focaldice як функція втрат. ПРИМІТКА: набір даних охоплює лише територію Польщі, тому продуктивність може бути нижчою в інших частинах світу.	Зображення
Сегментація будівель	256	40	Навчався на Набір даних RampDataset . Маски анотації для будівель і фону. Мережа Xunet. Вал ФІ-бал 81.0	Зображення
Сегментація			Навчався на Набір даних Eurosat .	

Рис.3. 5. Доступ до репозитарію попередньо навчених моделей штучного інтелекту

Далі у цьому розділі меню вказуємо тип моделі «Сегментація» і вказуємо шлях до файлу моделі, який був завантажений на початковому етапі. Далі потрібно натиснути «завантажити параметри за замовчуванням», для завантаження необхідних параметрів для обробки даних в плагін. Ми пропускаємо інші параметри, оскільки вони були завантажені автоматично на попередньому етапі, і переходимо до пункту «формат вихідних даних».

The screenshot shows two panels from a software interface. The top panel, titled 'Output format', contains a note: 'NOTE: This configuration is depending on the model type. Please make sure to load the model first!'. It has two dropdown menus: 'Output format:' set to 'Single class as a vector layer' and 'Single Class/channel number:' set to '1 - road'. The bottom panel, titled 'Training data export', contains a note: 'Note: This group allows to export the data for the training process, with similar data as during inference.' It includes an 'Output dir path:' text box with a 'Browse...' button, two unchecked checkboxes for 'Export image tiles' and 'Export segmentation mask for layer', and three labels with their respective settings: 'Tiles overlap [%]:' (Selected in section "Processing parameters"), 'Tile size [px]:' (Selected in section "Processing parameters"), and 'Resolution [cm/px]:' (Selected in section "Processing parameters"). An 'Export training data' button is located at the bottom right of this panel.

Формат виводу — окремий клас як векторний шар. **Номер класу** — «1 – road».

У вікні **експорт даних про навчання (Training data export)** видаляємо всі галочки (як на скріншоті).

Далі тиснемо кнопку **Run** і чекаємо коли модель закінчить свою роботу. Результатом є тимчасовий векторний картографічний шар і іменем "road".

Результат застосування плагіна Deepness в QGIS для оконтурення доріг за ортофотопланом показує в цілому правильне оконтурення головних доріг. Польові і лісові дороги не в повній мірі опрацьовуються. Отримуємо також багато артефактів – в основному на ділянках відкритого ґрунту, які помилково розпізнаються як дорожнє покриття.

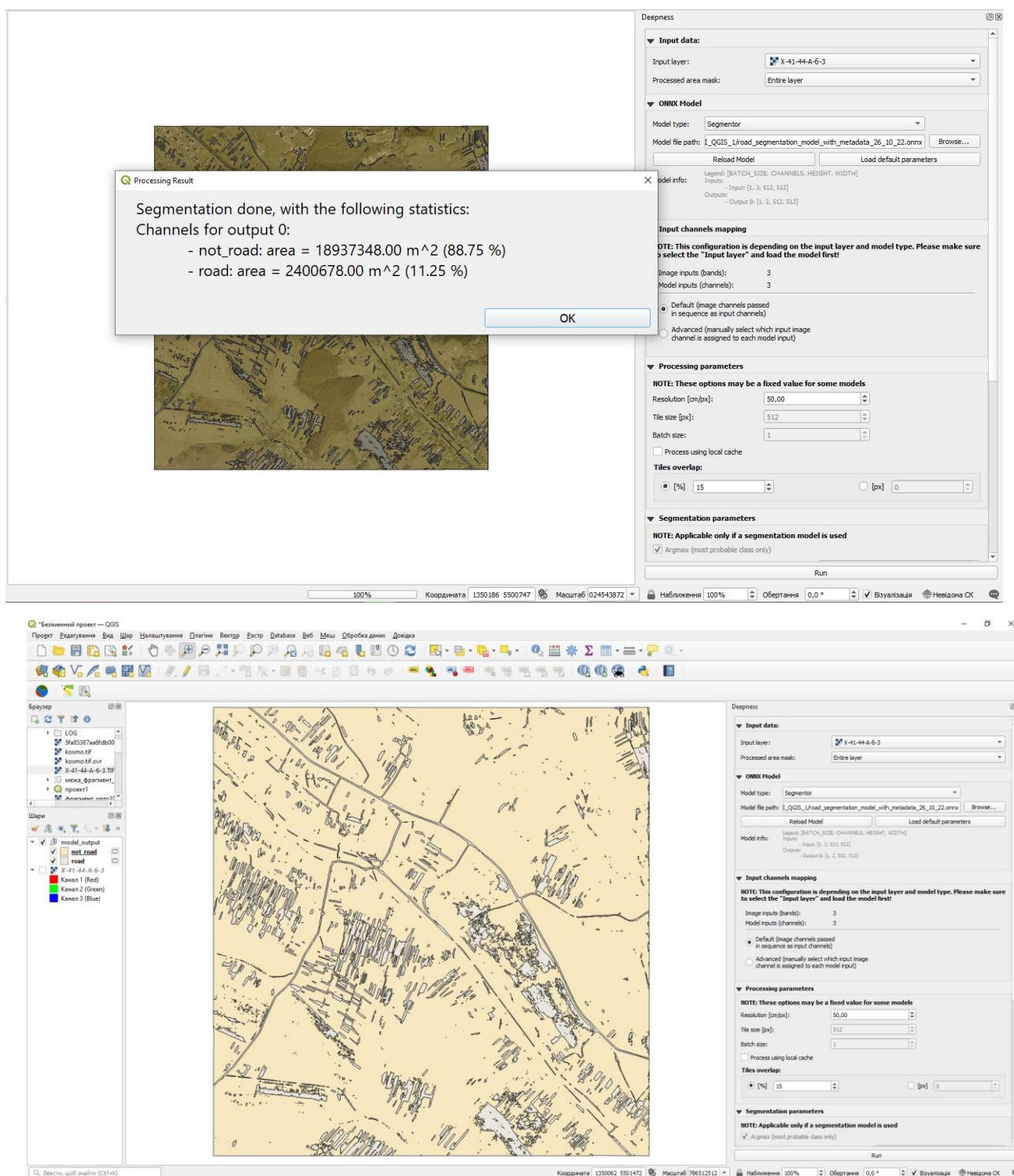


Рис.3. 6. Результат оконтурення дорожньої мережі на ортофотоплані

3.3. Застосування інструментів штучного інтелекту в програмному забезпеченні Global Mapper

Global Mapper® — це передове ГІС-програмне забезпечення, яке надає як

початківцям, так і досвідченим фахівцям з геопросторових даних повний набір інструментів для обробки просторових даних, у тому числі інструменти штучного інтелекту для сегментації зображень - Глобальний механізм аналізу та навчання Mapper™ (Global Mapper Insight and Learning Engine™). Він складається з набору інструментів аналізу зображень на основі глибокого навчання:

- Класифікація земного покриття – інструмент Класифікація земного покриття можна використовувати для класифікації даних земного покриття з аерофотознімків.
- Виявлення об'єктів – інструмент виявлення об'єктів дозволяє користувачам виявляти сліди будівель та ідентифікувати транспортні засоби за аерофотознімками високої роздільної здатності.
- Точне налаштування – інструмент точного налаштування можна використовувати для коригування вбудованих моделей, що входять до складу інструментів Insight and Learning Engine™ (бета-версія), для кращої відповідності даним користувача, а також для створення нових користувацьких моделей з нуля.

Ці інструменти використовуватимуть графічні процесори з підтримкою CUDA, якщо вони доступні.

Інструмент Building Extraction працює з навченими моделями штучного інтелекту і опрацьовує 3 або 4 каналні зображення з розрізненням від 0,3 метр/піксел. Ми застосували його для ортофотоплану м-бу 1:2000:

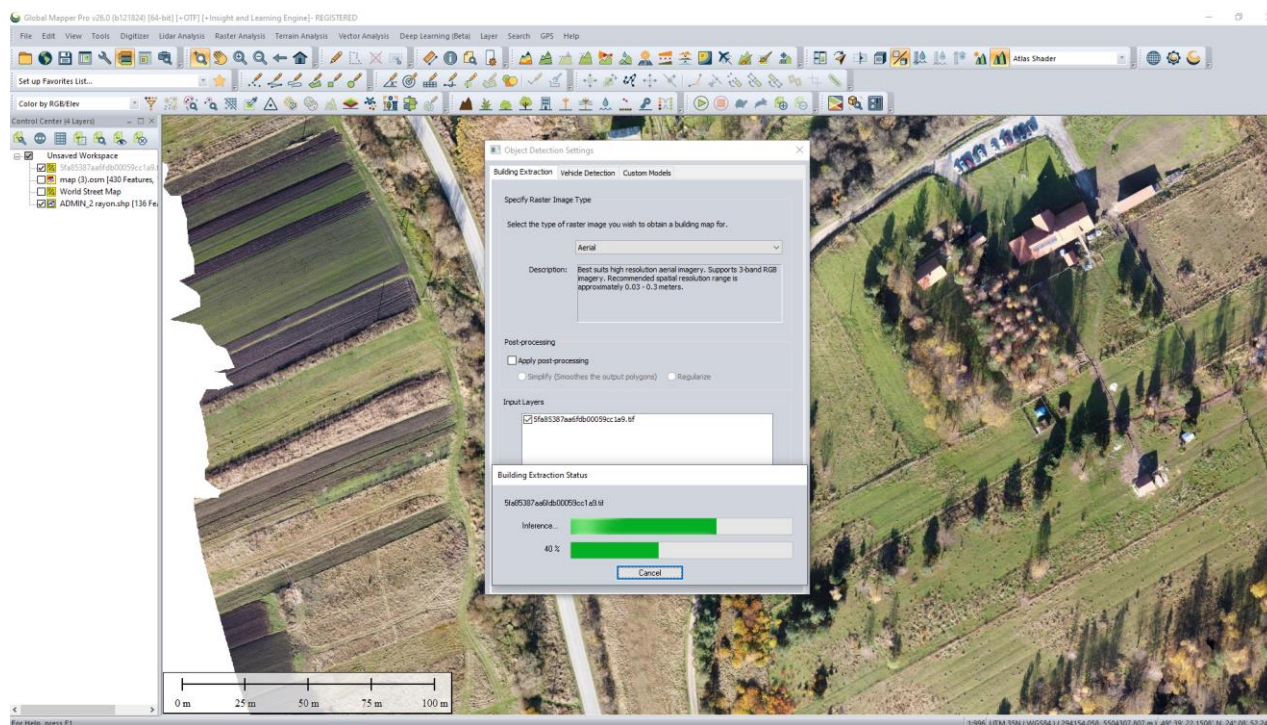


Рис.3. 7. Запуск інструменту штучного інтелекту «Building Extraction»



Рис.3. 8. Фрагмент ортофотоплану



Рис.3. 9. Результати сегментації будинків моделлю ІІІ

Як бачимо, всі будинки було виявлено, але їхня форма не завжди вірна – здебільшого через нависання дерев над дахами.

Наступний використаний інструмент штучного інтелекту – «Класифікація земного покриву». Він надає користувачам можливість ідентифікувати різноманітні класи земного покриву (вода, дерева, низькоросла рослинність, відкритий ґрунт, дороги) на основі аерофотознімків. Передбачено дві різні вбудовані моделі класифікації:

- 3 спектральні діапазони, отримані на аерофотознімках NAIP, рекомендована роздільна здатність 1 метр;
- 4 спектральні діапазони, отримані на аерофотознімках NAIP, рекомендована роздільна здатність 1 метр.

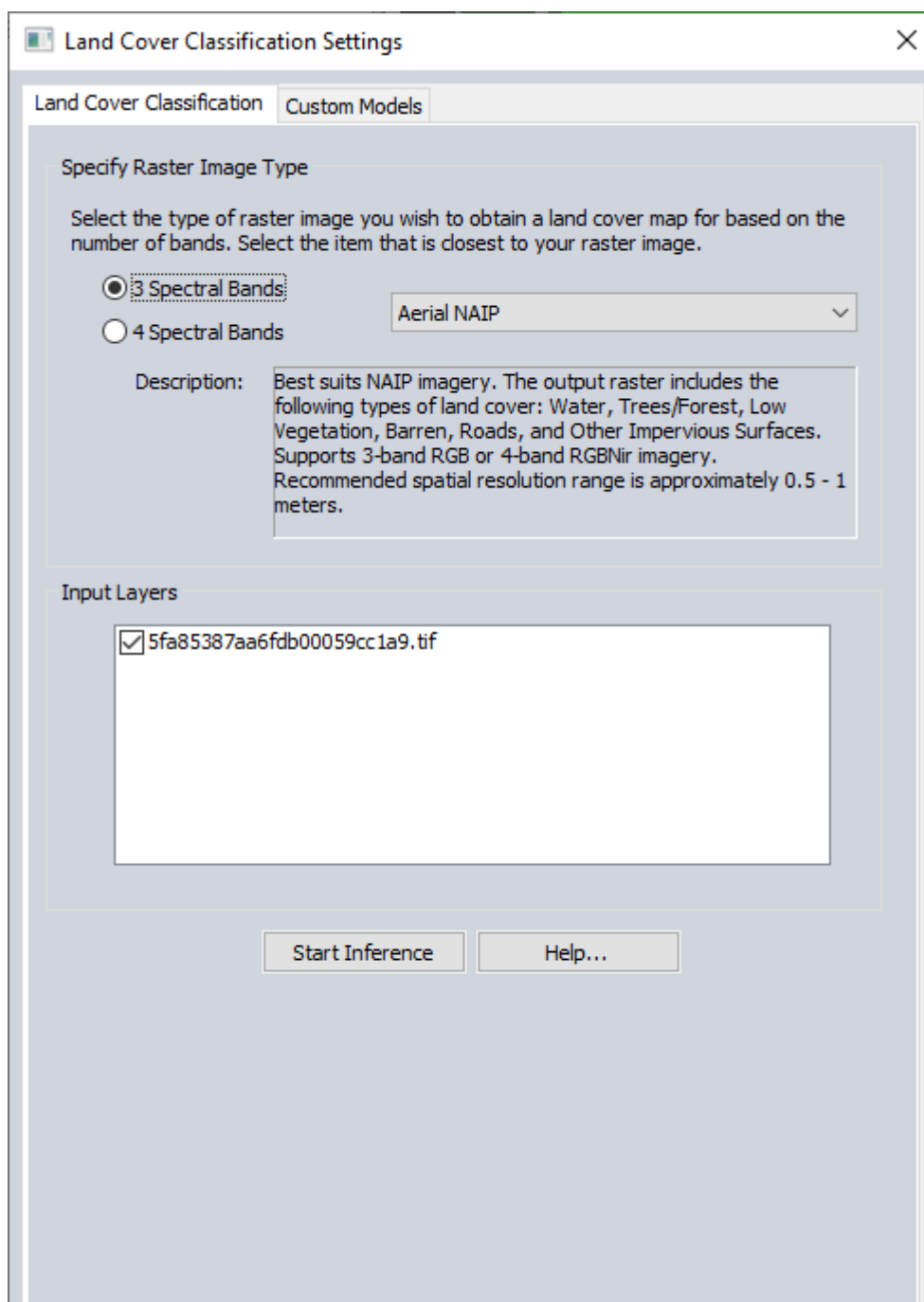


Рис.3. 10. Запуск інструменту штучного інтелекту «Класифікація земного покриву»

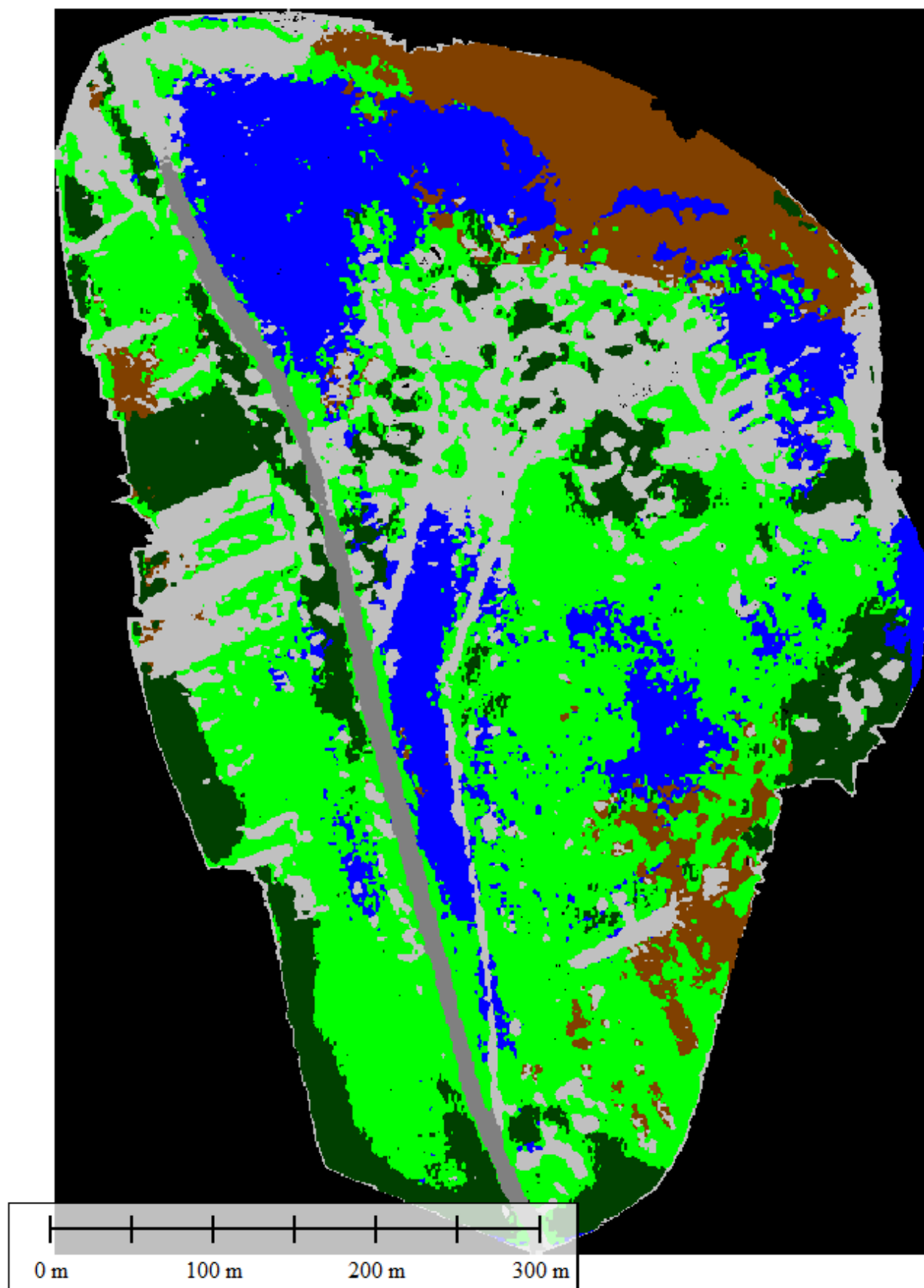


Рис.3. 11. Результати сегментації «типи покриттів землі» моделлю ШІ

Класифікація покриття землі з параметрами «за замовчуванням» надає здебільшого правильну ідентифікацію відкритого ґрунту та доріг. Інші класи ідентифікуються невірно. Тому модель слід доопрацьовувати самим користувачам для покращення результатів опрацювання власних джерел даних.

Розділ 4. Охорона довколишнього середовища

У сучасних умовах розвитку технологій безпілотних літальних і наземних апаратів їхнє використання стає все більш поширеним у різних сферах діяльності, включаючи агропромисловий комплекс, екологічний моніторинг, картографування та контроль над природними ресурсами. Водночас активне застосування безпілотних платформ може впливати на довколишнє середовище, що вимагає розробки комплексних заходів щодо його охорони. Розглянемо особливості екологічного впливу безпілотних транспортних літаючих і наземних платформ, потенційні ризики для біорізноманіття та заходи щодо мінімізації негативного впливу. Також проаналізуємо сучасні технології та методи використання БПЛА, які сприяють збереженню природних екосистем і підвищують ефективність екологічного моніторингу.

Безпілотні літальні апарати (БПЛА) останніми роками стали важливим інструментом у наукових дослідженнях та промисловому застосуванні. Їхнє використання дозволяє проводити оперативний моніторинг земельних ресурсів, стану лісів, водних об'єктів, а також спостерігати за флорою і фауною у природних екосистемах. Одночасно виникає необхідність оцінки потенційного впливу БПЛА на навколишнє середовище та розробки практичних заходів з мінімізації негативних наслідків. Нижче розглянуто екологічні переваги та потенційні ризики застосування БПЛА, методи мінімізації негативного впливу на природу, а також приклади їх використання у спостереженні за біорізноманіттям, екосистемними порушеннями та змінами клімату.

БПЛА, залежно від конструкції та режиму експлуатації, можуть впливати на навколишнє середовище різними шляхами:

1. Акустичне навантаження – шумові ефекти пропелерів можуть порушувати поведінку тварин та птиці, особливо у заповідних зонах.
2. Механічний вплив – при аварійних посадках або падінні апарата можливе пошкодження рослинності та ґрунтового покриву.

3. Електромагнітне випромінювання – хоча воно незначне, потенційно може впливати на деякі види комах та навігаційні здібності тварин.
4. Використання акумуляторів та пального – неправильна утилізація батарей та пального може призводити до забруднення ґрунту та води.

Для мінімізації негативного впливу БПЛА на довкілля використовують наступні підходи:

1. Оптимізація маршрутів польоту – уникання польотів над природоохоронними територіями та місцями розмноження тварин. Польоти БПЛА не потребують прокладання доріг або прокопування стежок, що дозволяє зменшити пошкодження рослинності та ґрунтового покриву.
2. Використання електричних і малошумних моделей – зменшення акустичного впливу та обмеження польотів у періоди розмноження.
3. Системи автоматичного відстеження та аварійного приземлення – зниження ризику механічного пошкодження екосистем.
4. Екологічна утилізація акумуляторів та комплектуючих – дотримання норм поводження з електронними відходами. Впровадження програм переробки та безпечної утилізації батарей.
5. Інтеграція з екологічним моніторингом – застосування БПЛА для збору даних про стан лісів, водних об'єктів, площ забруднення та поширення видів-інвазій.

БПЛА мають практичне застосування у природоохоронній діяльності і активно використовуються для:

- моніторингу лісових масивів та виявлення незаконної вирубки;
- оцінки стану водних об'єктів та берегової смуги;
- спостереження за міграціями та популяціями рідкісних видів;
- збору даних для моделей прогнозування змін екосистем під впливом кліматичних факторів.

Таким чином, безпілотні літальні апарати є ефективним інструментом у сфері охорони довкілля та екологічного моніторингу. Проте їхнє застосування потребує дотримання екологічних норм та впровадження заходів щодо мінімізації впливу на природні екосистеми. Розробка методик безпечного використання БПЛА сприяє не тільки збереженню біорізноманіття, але й підвищенню ефективності наукових досліджень і управління природними ресурсами.

Разом з БПЛА у сільському господарстві активно впроваджується Безпілотний наземний транспорт. Він в свою чергу має подвійний вплив на екосистему полів. Механічне ущільнення ґрунту, пошкодження рослин і зміна умов існування ґрунтової мікробіоти можуть спричиняти негативні екологічні наслідки. Безпілотний наземний транспорт (БНТ), який включає роботизовані трактори, агродрони-роботи для внесення добрив та пестицидів, а також автономні платформи для збору даних, активно впроваджується у сучасне сільське господарство. Хоча його використання підвищує ефективність обробітку полів і зменшує потребу у ручній праці, воно також має ряд екологічних аспектів, які слід враховувати для збереження сталих екосистем.

1. Механічний вплив на ґрунт. БНТ впливають на ґрунт через:

- Тиск коліс і гусениць: навіть легкі автономні платформи створюють локальне ущільнення ґрунту (компакцію), що зменшує пористість, перешкоджає аерації та водопроникності. Це може призводити до зниження активності ґрунтових мікроорганізмів, затримки росту кореневої системи та зменшення врожайності.
- Руйнування ґрунтового покриву та структури: при русі по вологому ґрунту або в умовах високої щільності рослинності може відбуватися руйнування поверхневого шару ґрунту, що спричиняє ерозію та втрату органічної речовини.

2. Вплив на рослинність

- Локальне пошкодження рослин: під час руху по полю автономні машини можуть механічно пошкоджувати стебла, листя та кореневу систему культурних рослин, особливо на ранніх стадіях росту.
- Зміна рослинного покриву: часте використання БНТ на певних смугах поля може призводити до утворення смуг зі зниженою рослинністю (т. зв. "колійна ерозія").

3. Вплив на ґрунтові мікроекосистеми

- Мікробіота ґрунту: ущільнення ґрунту змінює середовище існування ґрунтових бактерій, грибів та інших мікроорганізмів, що може впливати на природні процеси розкладання органіки, азотфіксації та фосфорного обміну.
- Втрата біорізноманіття: автономні машини, особливо великі агрегати, здатні руйнувати місця існування дрібних тварин, таких як комахи, дощові черв'яки та мікромамалії, що змінює локальні харчові ланцюги.

4. Вплив на водний баланс та ерозію

- Порушення водопроникності: ущільнений ґрунт знижує інфільтрацію води, що збільшує поверхневий стік і потенційно сприяє ерозії.
- Розповсюдження хімічних речовин: при використанні БНТ для внесення добрив або пестицидів ущільнення та зниження пористості ґрунту можуть спричиняти нерівномірне проникнення речовин, що впливає на рослинність та локальні водні об'єкти.

Проте за умови оптимального проєктування маршрутів, використання легких платформ і точного внесення агрохімікатів БНТ може стати ефективним інструментом сталого землеробства, що мінімізує негативний вплив на екосистеми та сприяє охороні біорізноманіття.

ВИСНОВКИ ТА ПРОПОЗИЦІЇ

В кваліфікаційній роботі виконано аналіз існуючих методів векторизації аерознімків з застосуванням штучного інтелекту та машинного навчання. Досліджено функціональність програмних геоінформаційних засобів для реалізації цих методів. Досліджено їхню ефективність на реальних ортофотопланах різного просторового розрізнення - масштабів від 1:2000 до 1:10000 на територію Львівської області.

Програмні засоби геоінформаційних систем QGIS та Global Mapper, призначені для векторизації ортофотопланів із застосуванням технологій штучного інтелекту виявили не повну відповідність щодо виділення меж земельних угідь. Попередньо навчені моделі штучного інтелекту які поширюються зокрема в репозиторіях плагіна Deepness та інструментів штучного інтелекту в програмному забезпеченні Global Mapper потребують суттєвого доопрацювання для досягнення необхідної повноти та точності векторизації великомасштабних аерознімків та ортофотопланів.

Результат застосування плагіна Deepness в QGIS для оконтурення доріг за ортофотопланом показує в цілому правильне оконтурення головних доріг. Польові і лісові дороги не в повній мірі опрацьовуються. Отримуємо також багато артефактів – в основному на ділянках відкритого ґрунту, які помилково розпізнаються як дорожнє покриття.

В програмному забезпеченні Global Mapper з допомогою моделі штучного інтелекту всі будинки було виявлено, але їхня форма не завжди вірна – здебільшого через нависання дерев над дахами. Класифікація покриття землі з параметрами «за замовчуванням» надає здебільшого правильну ідентифікацію відкритого ґрунту та доріг. Інші класи ідентифікуються невірно. Тому модель слід доопрацьовувати самим користувачам для покращення результатів опрацювання власних джерел даних.

Таким чином, виконана робота підтверджує перспективність інтеграції технологій штучного інтелекту у процеси векторизації аерознімків.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Бондаренко, Е., Дудун, Т. Застосування систем штучного інтелекту у підготовці фахівців з картографії та геоінформатики в Україні / Е. Бондаренко, Т. Дудун // Інформаційні технології і засоби навчання. – 2025. – № 106(2). – С. 192–210. – Режим доступу: <https://doi.org/10.33407/itlt.v106i2.6008>
2. Бондаренко В.Д., Кравченко О.А. (2019). "Автоматизація визначення меж земельних ділянок за допомогою алгоритмів глибокого навчання на основі аерознімків". Збірник наукових праць "Геоінформаційні технології", 32(2).
3. Бубир Н. О. (2019). Залучення веб-технологій для моніторингу сучасного стану використання земель території сільської ради (територіальної громади). *Проблеми безперервної географічної освіти і картографії*, (30), 15-22.
<https://doi.org/10.26565/2075-1893-2019-30-02>
4. Гнатушенко В.В., Гненний І.О., Удовик І.М., Шевцова О.С., 2021. Сегментація аерокосмічних зображень з використанням згорткових нейронних мереж. «Системні технології» 6 (137), 2021, с.24-33
<https://journals.nmetau.edu.ua/index.php/st/issue/view/118/97>
5. Голубєв О.О., Калініченко В.П. (2020). "Автоматизація визначення меж земельних ділянок на основі аерознімків та методів сегментації" / Геоінформаційні технології в агрономії. — Том 22, вип. 4.
6. Гринь І.Є., Смирнова Т.В. (2022). "Інтеграція штучного інтелекту в процеси картографування земельних угідь на основі супутникових знімків". Науковий журнал "Геоінформаційні системи", 14(1).
7. Гуляницький Л. Ф. Оптимізація рішень при плануванні місій безпілотних літальних апаратів: стенограма виступу на сесії Загальних зборів НАН України 27 квітня 2023 р. // Вісник Національної АН України. - 2023. -№ 5. - С. 75-78.
8. Ковальчук О.В., Іваненко Р.І. (2021). "Методи застосування глибокого навчання для автоматичної сегментації аерознімків в аграрному секторі". Науковий вісник аграрної науки України, 45(3).

9. Лазоренко, Н. Дослідження застосування штучного інтелекту (GeoAI) для завдань топографічного картографування / Н. Лазоренко // Просторовий розвиток. – 2024. – № 8. – С. 430–443. – Режим доступу:
<https://doi.org/10.32347/2786-7269.2024.8.430-443>
10. Литвиненко, О., Мироненко, В. Автоматизоване визначення об'єктів на аерознімках за допомогою штучного інтелекту / О. Литвиненко, В. Мироненко // Проблеми геоінформатики. – 2023. – № 3. – С. 101–112. – Режим доступу:
<https://doi.org/10.32434/pgi.2023.3.101-112>
11. Петренко Ю.М., Федоров І.М. (2020). "Аналіз та обробка даних з БПЛА для визначення меж земельних ділянок за допомогою алгоритмів машинного навчання". Науково-технічний журнал "Авіація та космонавтика", 58(2).
12. Рижок З.Р., Ступень Р.М. Застосування методів штучного інтелекту для просторового аналізу сільськогосподарського землекористування у геоінформаційній системі QGIS. 2025. № 1. С. 21-27. URL:
<https://doi.org/10.23939/pa2025.01.021> .
13. Снагощенко Д. (2022). Розпізнавання (сегментація) об'єктів на супутникових та аерофотознімках. Measuring and computing devices in technological processes. 108-113. 10.31891/2219-9365-2022-72-4-15.
14. Шевченко С.Ю., Павленко А.В. (2020). "Застосування нейронних мереж для автоматизації процесу визначення меж земельних ділянок на космічних знімках". Журнал геоінформаційних технологій, 27(4).
15. Ткаченко, М., Руденко, С. Використання машинного навчання для автоматизації векторизації топографічних карт / М. Ткаченко, С. Руденко // Картографія та геоінформатика. – 2022. – № 2. – С. 78–89. – Режим доступу:
<https://doi.org/10.33407/kartogeo.2022.2.78-89>
16. Ahmed Elaksher, Islam Omar, David Sanjenis, Jose R. Velasco, Mark Lao. An automated system for 2D building detection from UAV-based geospatial datasets, Optics and Lasers in Engineering, Volume 184, Part 1, 2025, 108602,
<https://doi.org/10.1016/j.optlaseng.2024.108602>.

- (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0143816624005803>)
17. [FAS - Національні рейтингові шкали інтерпретації зображень.](https://fas.org/irp/imint/niirs.htm)
<https://fas.org/irp/imint/niirs.htm>
 18. Kang Y., et al., *Artificial intelligence studies in cartography*, Cartography and GIS, 2024, DOI:10.1080/15230406.2023.2295943
 19. Li, X., Li, Y., Ai, J., Shu, Z., Xia, J., & Xia, Y. (2023). Semantic segmentation of UAV remote sensing images based on edge feature fusing and multi-level upsampling integrated with Deeplabv3. *PloS one*, 18(1), e0279097.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0279097>
 20. Lv J., et al., *Deep learning-based semantic segmentation of remote sensing images: a review*, *Frontiers in Ecology and Evolution*, 2023, DOI:10.3389/fevo.2023.1201125
 21. Min-Lung Cheng, Shohei Nonaka, Yasutaka Kuramoto. [Segmenting orthophoto generated from drone images and integrating geospatial information for the Noto-earthquake-induced road damage recognition](https://doi.org/10.1117/12.3069046). *Proceedings Volume 13671, Earth Resources and Environmental Remote Sensing/GIS Applications XVI*; 136711E (2025) <https://doi.org/10.1117/12.3069046>
 22. North H., Pairman D., Belliss S.E. (2018). Boundary Delineation of Agricultural Fields in Multitemporal Satellite Imagery. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. PP. 1-15.
10.1109/JSTARS.2018.2884513
 23. ONNX Runtime Documentation, 2024–2025
 24. Pix4D Official Documentation, 2024
 25. QGIS Documentation, 2025
 26. Ronneberger O., et al., *U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation*, 2015, DOI:10.48550/arXiv.1505.04597
 27. Sedov A. O. (2018). Possibilities of Use of the UAVs of the Average Price Segment for Mapping of Agricultural Resources. *Visnyk of V. N. Karazin Kharkiv National University. Series Ecology*, (18), 22-29. <https://doi.org/10.26565/1992->

4259-2018-18-03

28. [Steve A. Cota](#), Christopher J. Florio, David J. Duvall, and Michael A. Leon "The use of the general image quality equation in the design and evaluation of imaging systems", Proc. SPIE 7458, Remote Sensing System Engineering II, 74580H (12 August 2009); <https://doi.org/10.1117/12.829024>
29. Yu A., et al., *Deep Learning Methods for Semantic Segmentation in Remote Sensing*, Remote Sensing, 2023, DOI:10.3390/rs15204987