

Міністерство освіти та науки України
Київський національний університет імені Тараса Шевченка
Географічний факультет
Кафедра геодезії та картографії

На правах рукопису УДК 528.8. (477)

**ДОСЛІДЖЕННЯ ЗРУЙНОВАНОЇ ВІЙНОЮ ІНФРАСТРУКТУРИ ЗА
КОСМОЗНІМКАМИ**

Галузь знань 10 – “Природничі науки”
Спеціальність 103 – “Науки про Землю”
Освітня програма – “Картографія”

Випускна кваліфікаційна робота
студентки другого курсу ОКР “Магістр”

Шинкаренко Анни Вячеславівни

Наукові керівники:

д. г. н., проф. Даценко Людмила Миколаївна

к. г. н., доц. Курач Тамара Миколаївна

Допущено до захисту:

Протокол засідання кафедри № ____ від “__” _____ 2023 року

Завідувачка кафедри проф. Даценко Л. М.

“____” _____ 2023 року

Київ - 2023

ЗМІСТ

| | |
|--|----|
| РЕФЕРАТ | 3 |
| ВСТУП | 4 |
| РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ВІТЧИЗНЯНОГО Й ЗАКОРДОННОГО ДОСВІДУ ДОСЛІДЖЕННЯ ІНФРАСТРУКТУРНИХ ОБ’ЄКТІВ ЗА КОСМОЗНІМКАМИ | 7 |
| 1.1. Геополітична ситуація в Україні (2022-2023 рр.)..... | 7 |
| 1.2. Опис об’єкта дослідження | 9 |
| 1.3. Іноземні дослідження зруйнованої інфраструктури | 11 |
| 1.4. Досвід проектів із дослідження зруйнованої інфраструктури | 15 |
| РОЗДІЛ 2. ПЕРЕДУМОВИ ПРОВЕДЕННЯ ДОСЛІДЖЕННЯ | 18 |
| 2.1. Джерела даних для дослідження (картографічні, літературні, дистанційні). | 18 |
| 2.2. Аналіз та підбір аерокосмічних матеріалів для дослідження | 26 |
| РОЗДІЛ 3. МЕТОДИКА ЦИФРОВОГО ОБРОБЛЕННЯ КОСМОЗНІМКІВ ЗРУЙНОВАНОЇ ІНФРАСТРУКТУРИ ВНАСЛІДОК ВІЙНИ | 31 |
| 3.1. Методика оброблення космознімків і результат | 31 |
| 3.2. Автоматизована класифікація космознімків..... | 33 |
| 3.3. Створення та інтерпретація тематичних растрів | 41 |
| ВИСНОВКИ | 43 |
| СПИСКИ ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ | 45 |
| ДОДАТКИ | 49 |

РЕФЕРАТ

Метою кваліфікаційної роботи є вибір та тестування методів ДЗЗ та ГІС на основі аеро- та супутникових знімків для виявлення змін міських об'єктів (переважно залишків будівель), зруйнованих внаслідок військових подій в Україні. Територія дослідження є частинами селища міського типу Гостомель та села Горенка, у Бучанському районі Київської області України. Площа досліджуваної ділянки становить 9,98 км².

Передумовами кваліфікаційної роботи стало виконання дослідницького проєкту в Університеті острова Ванкувер за фінансової підтримки Mitacs Globalink і було завершено в Київському національному університеті імені Тараса Шевченка. Була поставлена **мета** виявити зміни у зображеннях дистанційного зондування використовуючи програмне забезпечення ArcGIS Pro. У цьому дослідженні було поставлено за мету знайти застосування методів та інструментів для виявлення змін для оцінки руйнування цивільної інфраструктури після військових дій в Україні.

Дослідження проводилось з використанням наступним програмних засобів: ArcGIS Pro, QGIS. Дослідження було проведено з використанням супутникових знімків Pleiades Neo (PNEO) та Pleiades 1 (P1). У результаті виконання кваліфікаційної роботи розроблено методику виявлення змін інфраструктури до та після руйнування з супутникових знімків P1 та PNEO.

Кваліфікаційна робота складається зі вступу, трьох розділів, висновку, списку використаної літератури та додаткових матеріалів.

Отже, дослідження за космознімками зруйнованої внаслідок війни інфраструктури є важливою складовою відновлення тимчасово окупованих територій. Отримані знання можуть допомогти ідентифікувати руйнування й планувати відновлення міст.

Ключові слова: зруйнована інфраструктура, матеріали ДЗЗ, об'єктно-орієнтована класифікація, машинне навчання.

ВСТУП

Дослідження за космознімками зруйнованої внаслідок війни інфраструктури є важливою складовою відновлення територій. Завдяки сучасним технологіям за космічними знімками можна отримати детальну інформацію про стан території, що зруйнована внаслідок війни. Надзвичайно активні військові дії відбуваються в умовах міської забудови — значна частина житлових кварталів, приватних будинків, міської інфраструктури зруйновано. Після деокупації українських територій необхідно все відбудувати. І насамперед важливим є аналіз та оцінка рівня руйнувань. Використовуючи космічні знімки, дослідники та фахівці в галузі ГІС можуть визначити масштаби зруйнованої інфраструктури, включаючи будівлі, дороги, мости, електростанції та інші об'єкти. Ці знання можуть бути використані для оцінки потреб відновлення території та розробки планів відновлення. Ця тема дуже актуальна станом на сьогодні в Україні у зв'язку з військовою агресією російської федерації.

Крім того, космічні знімки можуть допомогти виявити можливі загрози безпеці та здоров'ю населення, такі як викиди токсичних речовин, забруднення повітря чи водних об'єктів тощо. Це дозволяє здійснювати необхідні заходи для забезпечення безпеки населення в максимально короткий час.

У перший день повномасштабної збройної агресії росіяни атакували міжнародний аеропорт «Антонов» у Гостомелі, де знаходився літак «Мрія». Масований авіаційний удар і повітряний десант мали забезпечити плацдарм для наступу, відкрити російським військам шлях на Київ. Бої за аеропорт тривали понад 10 днів. Росіяни зустріли організований опір, відтак, завдали значних руйнувань, зокрема й найбільшому та найпотужнішому у світі транспортному літаку «Мрія». Бої за територію точилися ще певний період. Остаточо звільнили населений пункт лише 2 квітня.

Об'єкт дослідження – зруйнована інфраструктура с.м.т. Гостомель та с. Горенка Бучанського району Київської області. Площа досліджуваної ділянки становить 9.98 км².

Предмет дослідження – інструменти, чинники та методи інтерпретації, оброблення та оцінки матеріалів ДЗЗ для аналітики в майбутній відбудові житлових кварталів.

Мета роботи – оцінити збитки, завдані воєнними діями, шляхом обрання та тестування методів ідентифікації об'єктів зруйнованої інфраструктури на основі даних аеро- та супутникових знімків.

Для досягнення поставленої мети визначено наступні **завдання**:

- 1) формування вимог до набору даних ДЗЗ;
- 2) пошук й отримання набору даних;
- 3) підготовка набору даних (геоприв'язка, мозаїка, корекція кольору, обрізка, додавання додаткових каналів);
- 4) обробка набору даних (сегментація, класифікація);
- 5) постобробка класифікації;
- 6) виявлення змін для ідентифікації зруйнованих будівель.

Основні наукові **методи дослідження**, які були застосовані під час дослідження:

- 1) структурно-логічний – при дослідженні світових наукових підходів за тематикою дослідження;
- 2) науково-прикладне — експериментування з різними інструментами в програмному забезпеченні й пошук найкращого результату;
- 3) системний аналіз – об'єкт досліджено за різними матеріалами на основі розробленого алгоритму оброблення;
- 4) класифікація - об'єктно-орієнтована контрольована та неконтрольована;
- 5) метод глибокого машинного навчання.

Наукова значимість та новизна роботи – розроблено алгоритм оброблення та ідентифікації зруйнованих об'єктів, вперше отримані результати

застосування об'єктно-орієнтованої класифікації методами машинного навчання для аналізу й оцінки збитків зруйнованої інфраструктури поселень.

Практичне значення роботи - полягає в апробації методів ідентифікації зруйнованої інфраструктури внаслідок воєнних дій, які в подальшому можна використовувати для аналізу й оцінки ідентичних об'єктів чи явищ.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ВІТЧИЗНЯНОГО Й ЗАКОРДОННОГО ДОСВІДУ ДОСЛІДЖЕННЯ ІНФРАСТРУКТУРНИХ ОБ'ЄКТІВ ЗА КОСМОЗНІМКАМИ

1.1. Геополітична ситуація в Україні (2022-2023 рр.).

Починаючи з першої воєнної агресії Росії проти України у 2014 р., геополітична ситуація в країні значно змінилася. Росія анексувала Крим та підтримувала сепаратистські рухи в Донбасі, що призвело до багатьох гуманітарних та економічних проблем для України. Загалом, геополітична ситуація в Україні залишається складною та нестабільною.

Україна є важливим гравцем у регіоні Центральної та Східної Європи, що ставить її у центр уваги багатьох країн. Європейський Союз підтримує Україну у її реформах та розвитку демократії, а США надає військову техніку та допомогу в боротьбі проти російської агресії.

Російсько-українська конфліктна ситуація, яка з'явилася у 2014 р., є прикладом прямого та опосередкованого використання збройних сил Російською Федерацією проти суверенітету та територіальної цілісності України. Вона складається з трьох відкритих компонентів: збройного вторгнення Росії в Крим у 2014 р., що наступило після тимчасової окупації півострова Росією у лютому 2014 р.; війни на сході України, яка розпочалася в квітні 2014 р. під прикриттям "народних" виступів терористичних Донецької та Луганської "народних республік"; широкомасштабного вторгнення Росії в Україну від 24 лютого 2022 р., яке стало наслідком тривалого військового нарощування та визнання Росією Донецької та Луганської "народних республік" як незалежних держав.

На початку 2021 р. було зафіксовано, що під російською окупацією перебуває 43 300 кв. км, що становить 7% території України. Однак, з початком російського вторгнення 24 лютого 2022 р., ця площа зросла до 125 570 кв. км, що є 2,9 рази більше [1].

Після 24 лютого 2022 р., коли Росія розпочала повномасштабну агресію до України, ситуація у селищі міського типу Гостомель та селі Горенка стала напруженою. За даними ЗМІ [15], на початку березня 2022 р. в районі Гостомеля та Горенки відбулися зіткнення між українськими військами та російськими загонами. У результаті бойових дій було завдано значних пошкоджень будівлям та інфраструктурі цих населених пунктів.

Гостомель - це селище, аеропорт «Антонов» розташований за 2 кілометри на північний захід від селища. Як відомо аеропорт став однією з головних цілей окупантів під час вторгнення 2022 р., де точилися запеклі бої. Вночі 24 лютого 2022 р. російські війська спробували захопити аеропорт, використовуючи 34 гелікоптери з десантом. Однак, вже після першої спроби атаки, 3 гелікоптери було збито. Після тривалого бою, того ж вечора Міністерство Оборони заявило, що атаку було успішно відбито. Не довго протримався мирний період на аеропорті, 27 лютого він був атакований з повітря і літак АН-225 «Мрія» згорів до тла (рис. 1.2.2 - 1.2.3). Деокупація селища відбулась 2 квітня 2022 р.



Рис. 1.2.2. Літак АН-225 «Мрія» до атаки



Рис. 1.2.3. Знищений літак АН-225 «Мрія»

Горенка - одне з найбільш зруйнованих селищ Київщини, інфраструктура якого повністю зазнала нищівних втрат. З першого дня повномасштабної війни населений пункт опинився під обстрілами. Окупаційні війська значно пошкодили село, знищивши чимало житлових будівель та забудов. Жертвою обстрілів став значний відсоток цивільного населення Горенки, але точна кількість загиблих залишається невідомою.

1.2. Опис об'єкта дослідження

Територія дослідження є частинами селища міського типу Гостомель та села Горенка, у Бучанському районі Київської області України. Площа досліджуваної ділянки становить 9.98 км² (рис.1.2.1).

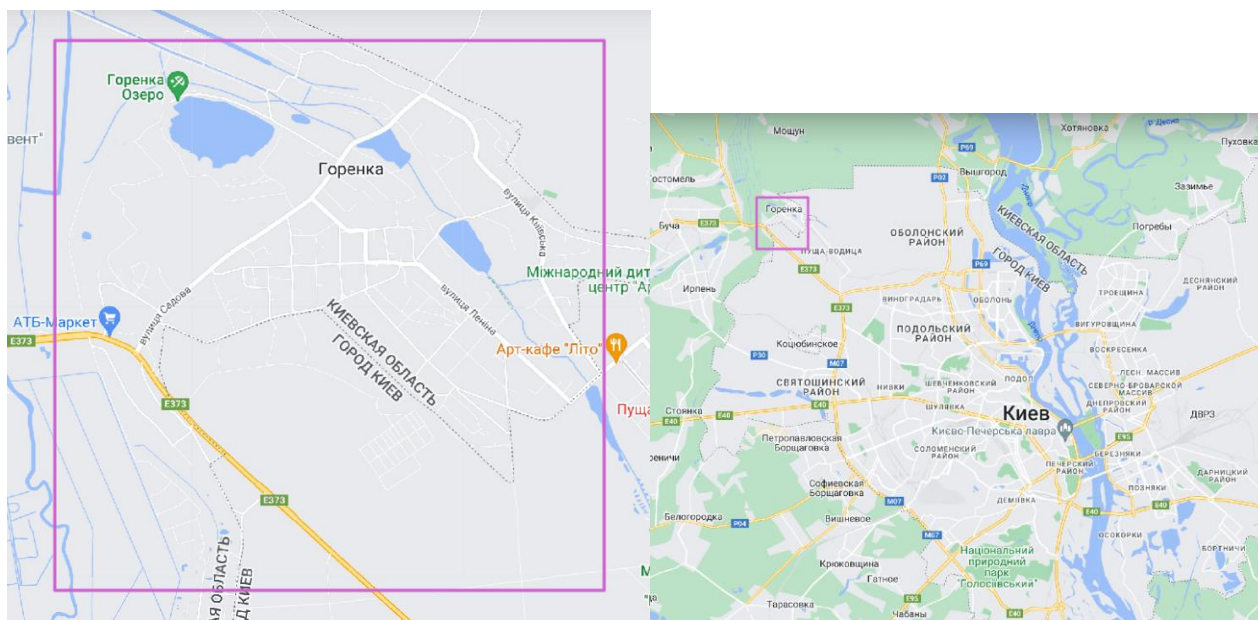


Рис. 1.2.1 Межі досліджуваної території

Рельєф досліджуваної території характеризується невеликою висотою від 109 м до 116 м відповідно. Географічні координати Гостомеля $50^{\circ}34'49''$ пн. ш. $30^{\circ}14'11''$ сх. д., а Горенки - $50^{\circ}33'25''$ пн. ш. $30^{\circ}19'03''$ сх. д.

Нами було обрано саме цю ділянку дослідження, тому що на час початку написання магістерської роботи я була очевидцем того, як сильно потерпають ці населені пункти й з якою агресією російські війська руйнують їх. Станом на квітень 2022 р. саме Гостомель та Горенка були найбільш постраждалими населеними пунктами від військового вторгнення. На ділянці дослідження наочно видно різні ступені руйнації, та різні види забудови. Ці два населених пункти є типовими представниками українського типу поселень. У цьому регіоні дахи зазвичай створюють з бетону, шиферу, металочерепиці, ондуліну та профнастилу різних кольорів. В якості тестової ділянки для розробки правил класифікації було обрано частину досліджуваної території. Точність виявлення дахів будівель оцінювалась на основі тестової області.

Гостомель — селище, що ціною численних руйнацій та жертв перешкодило рух окупантам на їх шляху до столиці. Аеропорт став однією з головних цілей росіян під час вторгнення 2022 р.

Горенка — одне з найбільш зруйнованих селищ Київщини. З першого дня повномасштабної війни населений пункт опинився під обстрілами. Окупаційні війська значно пошкодили село, знищивши чимало житлових будівель та забудов. Жертвою обстрілів став значний відсоток цивільного населення Горенки, але точна кількість загиблих залишається невідомою.

Також було визначено координати ділянки дослідження (табл.1. 1):

Таблиця 1.1

Координати ділянки дослідження

| х | у |
|-----------|-----------|
| 30,28971 | 50,543785 |
| 30,28971 | 50,564455 |
| 30,326173 | 50,564455 |
| 30,326173 | 50,543785 |

1.3. Іноземні дослідження зруйнованої інфраструктури

Досвід наукових робіт та наукових проєктів із дослідження зруйнованої інфраструктури є дуже важливим для відновлення та реконструкції місцевих громад після конфліктів з державою-окупантом.

Один з найбільш відомих наукових проєктів в цій галузі - це "Архітектура у зоні катастроф", який проводиться Міжнародним Інститутом Баухаузу (Das Staatliche Bauhaus) у співпраці з урядом Німеччини та Європейським Союзом. Метою проєкту є розробка нових методів та технологій для відновлення зруйнованих місцевих громад та підтримка зміцнення їхньої інфраструктури.

Україна також має власний досвід роботи зі зруйнованою інфраструктурою після Майдану та конфлікту на сході країни. У 2015 році було створено Урядову комісію з відновлення інфраструктури, яка координувала відновлення зруйнованих будівель, доріг та іншої інфраструктури на сході України. Крім того, українські науковці та інженери активно досліджують нові технології відновлення інфраструктури, такі як 3D-друк будівель, застосування дронів для сканування пошкоджень та використання штучного інтелекту для аналізу та прогнозування руйнувань.

Було проаналізовано десятки наукових робіт з дистанційного зондування, деякі з яких пропонували методології класифікації зруйнованої інфраструктури.

Наприклад, у статті "Базові модулі ENVI" [2] українського електронного журналу "Arc GIS часопис" за осінь 2022 р. розглянуто модуль глибокого навчання ENVI Deep Learning Module, що розроблений для аналізу пошкоджених будівель, від часткового до повного руйнування.

У статті "Change detection in urban areas from remote sensing data: a multidimensional classification scheme" [3] наведено багатовимірну схему класифікації змін у міських районах.

У статті "Building change detection in very high-resolution remote sensing image based on pseudo-orthorectification" [4] розглянуто проблему зображень ДЗЗ з високою роздільною здатністю, що були отримані у різний час з різними

кутами супутникового зображення й запропоновано метод виявлення змін в будівлі, що засновано на псевдо-орторектифікації.

У статті “Detection of collapsed building from unmanned aerial vehicle data with object based image classification” [5] описано процес аналізу супутникових знімків для виявлення зруйнованих будівель під час стихійного лиха за даними БПЛА. Використано метод об’єктної класифікації зображень, що складався з етапів сегментації та класифікації. У цьому методі схожі пікселі групуються за умовою однорідності. У процесі сегментації формуються набори правил для майбутньої класифікації й виділення потрібних об’єктів із зображення.

У статті “Building Change Detection Method to Support Register of Identified Changes on Buildings” [6] було розглянуто дослідження території двох міст у Сербії - Суботиці та Зреняніні. Розглянуто “Правила обліку виявлених змін на будівлях в м. Сербія” (2020), використання методу контрольованої об’єктної класифікації зображень та створення тренувальних прикладів для ідентифікації дахів різних кольорів та з різних матеріалів.

У статті “Comparison between pixel - and object-based image classification of a tropical landscape using Système Pour l’Observation de la Terre-5 imagery” [7] розглянуто два алгоритми: класифікатор максимальної правдоподібності (MLC) та класифікатор на основі об’єктів найближчого сусіда (K-Nearest Neighbor) на прикладі класифікації категорій землекористування. Територія дослідження: Басейн Лангат, південна частина долини Кланг, басейн річки, Малайзія.

У статті “Comparison of pixel-based and object-based image classification techniques in extracting information from UAV imagery data” [8] розглянуто використання БПЛА через низьку вартість, високу роздільну здатність, об’єктний аналіз зображень, піксельну техніку, класифікацію SVM для класифікації досліджуваної території. Територія дослідження: Національний інститут землевпорядкування (INSTUN) у Перак, Малазія. На території дослідження були голий ґрунт, мертва трава, трав’яні угіддя, пісок, посіви,

кущі, дерева, плавальні басейни, озера, септики та тіні (від високих будівель та дерев).

У статті “A review of supervised object-based land-cover image classification” [9] розглядаються способи класифікації зображень наземного покриття. Використовуючи зображення ДЗЗ і різні контрольовані процеси класифікації: PRISMA, OBIA, GEOBIA, NN вчені провели порівняння та отримали корисні дані.

У статті “Supervised Machine Learning for Regionalization of Environmental Data: Distribution of Uranium in Groundwater in Ukraine” [10] наведено приклад залучення керованого машинного навчання для регіоналізації екологічних даних: розподілу урану в підземних водах України. Було досліджено декілька керованих алгоритмів машинного навчання для визначення однорідних областей, використовуючи кілька методів просторової статистики та неконтрольованої класифікації.

У статті “Monitoring war destruction from space using machine learning” [11] розглянуто автоматизований метод визначення руйнування на супутникових зображеннях з досить високою роздільною здатністю. Також в статті йдеться про використання методів глибокого навчання. Даний метод було застосовано для міста Алеппо, яке постраждало унаслідок громадянської війни в Сирії.

На сьогодні супутникові знімки стають повсюдними (популярними). Дослідження показали, що штучний інтелект, застосований до супутникових зображень, дозволить автоматично виявляти руйнування будівель, пов'язаних із війною. Хоча ці результати є багатообіцяючими, моніторинг у реальних додатках вимагає високої точності, особливо коли руйнування незначні, а виявлення зруйнованих будівель еквівалентно пошуку голки в стозі сіна.

Проект «Моніторинг військових руйнувань із космосу за допомогою машинного навчання» [11] продемонстрував, що використання постійного характеру руйнування будівель може значно покращити навчання автоматизованого моніторингу руйнування. Також даний проєкт висвітлив

додатковий етап машинного навчання, який використовує зображення навколишніх областей і кілька послідовних зображень тієї самої області, що значно покращує виявлення.

Під час опрацювання наукових матеріалів було зафіксовано інструменти, що використовувались в іноземних дослідженнях.

Нижче наведений певний перелік інструментів для оброблення знімків ArcToolBox:

- просторова прив'язка Spatial Reference, Georeferencing;
- обробка зображення Clip Raster (обрізка), Merge (об'єднання), Extract by Mask, Raster Dataset, Raster Functions | Mosaic, Create Seed, Raster Calculator, Composite Bands, Principal Components;
- класифікація об'єктів Image Classification Tools | Segmentation, Training Samples Manager, Classification (ISO Cluster, Maximum Likelihood, K-Nearest Neighbor, Support Vector Machine, Random Trees), Reclassify, Raster aggregation, Segment Mean Shift, Supervised Object-Based Image Classification, Generate Training Samples From Seed Points, створення Scheme та Training Samples;
- робота з атрибутами Spatial Join (поєднання), Calculate Field;
- додаткові інструменти Map Swipe Tool (відображення).

1.4. Досвід проєктів із дослідження зруйнованої інфраструктури

Я була залучена до волонтерського об'єднання «RebuildUA» - це небайдужі люди, які спеціалізуються на створенні ортофотопланів, оцифровці, даних, аналітиці, процесах та звітності [12].

Селище Гостомель постраждало майже на 40%: різного ступеня пошкодження зазнали 4 553 будівель із 11 874 наявних. Руйнації тут можна оцінювати навіть вулицями: так, Лугова постраждала на 95%, а Чумацький шлях та Свято-Покровська — на 68% та 51% відповідно.

Суттєвої шкоди тут зазнав житловий фонд: 1 834 приватних будинки та таунхауси, а також 111 багатоповерхівок.

Значних руйнувань завдано промисловій та соціальній інфраструктурі міста. Пошкодження котелень та енергетичних підстанцій мали колосальні наслідки для рівня життя, а руйнування адміністративних будівель вплинули на ритм життя людей та місцеві бюджети [13, 15].

Та історія міста все ж будується довкола аеропорту «Антонов». Частина міста поблизу нього знаходиться у «no-fly» зоні, тож оцінити масштаби руйнувань прилеглих територій волонтери проєкту «RebuildUA» могли лише під час польових виїздів, а от оцифрувати їх не вдалося. За даними ЗМІ [17], збитки аеропорту оцінюють у \$1 млрд, що містить в собі знищені літаки і нашу "Мрію", посадкові смуги, льотно-випробувальну базу.

Орієнтуючись на приблизні розрахунки Kyiv School of Economics [13] збитки, завдані забудові міста – майже 10 млрд грн, або \$343 млн. Виходить близько \$1,5 млрд прямих втрат. Внаслідок бойових дій у Гостомелі зруйновано майже 40% споруд — 4.5 тис з 11.8 тис існуючих будівель. Повного або сильного руйнування завдано 905 об'єктам.

Найбільших збитків війна завдала промисловості. У Гостомелі зруйновано або пошкоджено 130 господарських споруд, 72 промислові будівлі, 59 об'єктів будівництва та 57 складів. Постраждали будівлі таких підприємств

як «Ветропак Гостомельський Склозавод», НВП «ПІМ», «Екатерра Україна», «Хаус Еко», «Вікна Дизайн».

Під час волонтерства у «RebuildUA» я познайомилась з ініціаторами проекту. Було отримано знімки високої роздільної здатності з БПЛА (див. Додаток А, рис. 1). Це були дві окремі частини, для подальшої роботи з ними їх необхідно було перепроеціювати в одну координатну систему, з'єднати дві частини за допомогою інструменту Merge та вирівняти колір. Знімки покривали частину Гостомеля та Горенки. На волонтерських засадах раніше я векторизувала межі будинків (шар Hostomel_Building_3-polygon) та класифікувала їх за ступенем руйнації (шар Hostomel_Damage-point (див. Додаток А, рис. 2).

Покрокові дії зі знімками БПЛА подано нижче:

1. Обрано найбільш вдалу систему координат для проекту.
2. Застосовано інструмент Georeference.
3. Підключено до проекту шар карту-підложку Bing Satelite для перевірки.
4. Отримано знімки Sentinel на ділянку.
5. Оцифровано більше ніж 1000 меж будинків
6. Класифіковано пошкодження, використавши інструмент Supervised Classification (спочатку було відокремлено на зруйновані та цілі будинки; надалі відбулася деталізація класифікації руйнації будинків).

Було сформовано загальну ідею - класифікувати споруди за 5 типами пошкоджень. Такої класифікації цілком достатньо для оцінки руйнування.

На основі знімків БПЛА було класифіковано тип руйнування:

1 - повне руйнування | destroyed. Призначається у випадках, коли оригінальна структура будівлі більше не розрізняється, відновлення неможливе, а саме: будівля повністю або значною мірою зруйнована (>50%); лише частина будівлі обвалилася до фундаменту;

2 - сильне руйнування | severe damage. Передбачає значні видимі пошкодження будівлі та її структури, до яких відносяться: обвалення частини покрівлі; серйозні руйнування та пошкодження стін;

3 - слабе руйнування | moderate damage. Передбачає незначні/часткові пошкодження будівлі та її структури: легкі ушкодження даху; обвалення димоходів; пошкодження елементів фасаду, декоративних та знімних елементів; притаманна велика кількість сміття чи уламків;

4 - ймовірне руйнування | possible damage. Призначається для будівель, інтерпретація яких ускладнена через нижчу якість зображення (наприклад, тінь чи погіршення роздільної здатності через високий кут поза надиром). Серед візуальних ознак можлива наявність невеликої кількості сміття, щебеню чи піску навколо будівлі;

5 - без видимих руйнувань | no visible damage.

Після участі у волонтерському проєкті, мені на думку спало автоматизувати процес векторизації та класифікації зруйнованої інфраструктури. Я розпочала з пошуку іноземних джерел та вивчення результатів дослідження зруйнованої інфраструктури.

РОЗДІЛ 2. ПЕРЕДУМОВИ ПРОВЕДЕННЯ ДОСЛІДЖЕННЯ

2.1. Джерела даних для дослідження (картографічні, літературні, дистанційні).

Роботу над своїм дослідженням було розпочато з пошуку інформації, яка б стосувалася теми дослідницького проекту. Перш за все, необхідно отримати актуальну інформацію.

Джерела даних для досліджень — це різноманітні типи документів, які надають інформацію та корисні знання, необхідні для проведення дослідження [14].

В інформаційну епоху війна може бути також інформаційною, а свідчення злочинів поширюються за лічені хвилини. Отже, всі види джерел даних будуть корисними при дослідженні даного проекту.

Кожен дослідницький процес починається з пошуку інформації, що стосується визначеної теми, і розвивається навколо різних доступних джерел (гіпотез, теорій, методів, серед інших типів документів). Джерела дослідження дозволили нам здійснити критичний аналіз інформації та суттєво зекономити час для пошуку методології дослідження. Нами було використано різні типи джерел досліджень, щоб була гарантія, що дослідження є об'єктивним і не упереджене думкою того, хто його проводить [14].

Покрокові дії подано нижче:

1. Застосувала інструмент Georeference.
2. Було підключено до проекту шар карту-підложку Bing Satelite.
3. Було отримано знімки Sentinel на ділянку.
4. Для класифікації зруйнованих будівель було використано інструмент Supervised Classification, спочатку було відокремлено на зруйновані та цілі будинки. Надалі може відбуватися деталізація класифікації руйнації будинків.
5. Було оцифровано більше ніж 1000 будинків для наступного етапу: Machine Learning Classification for Impervious Surfaces.

Також, при аналізі іноземних досліджень я дізналась про використання різних видів класифікації. Переді нами постала необхідність з'ясувати — використання якої класифікації в нашому випадку є найбільш доцільним.

Нижче наведено визначення понять.

Сегментація — це процес групування просторово суміжних, спектрально подібних комірок в об'єкт зображення або «сегмент». Техніка розглядає набір суміжних пікселів, щоб обчислити середнє значення пікселя, щоб визначити, які пікселі слід включити в кожен сегмент. Растр, який було сегментовано, виглядатиме гладким і матиме менше деталей, ніж зазвичай. Сегментоване зображення показує подібні області, згруповані разом в об'єкти без особливих цяток. Сегментація узагальнює область, щоб зберегти всі об'єкти як більшу безперервну область.

Сегментація може значно вплинути на якість результатів класифікації. Створюючи сегментований растр, слід враховувати параметри, які використовуються для створення сегментів. Просторові та спектральні деталі можна змінювати незалежно, зі значеннями від 1 до 20. Правильно сегментовані растри є балансом спектральних і просторових деталей. Сегменти можуть бути дуже різними, залежно від налаштувань (рис. 2.1.1). Розмір сегмента на основі пікселів також можна змінити, щоб вибрати більші або менші сегменти.

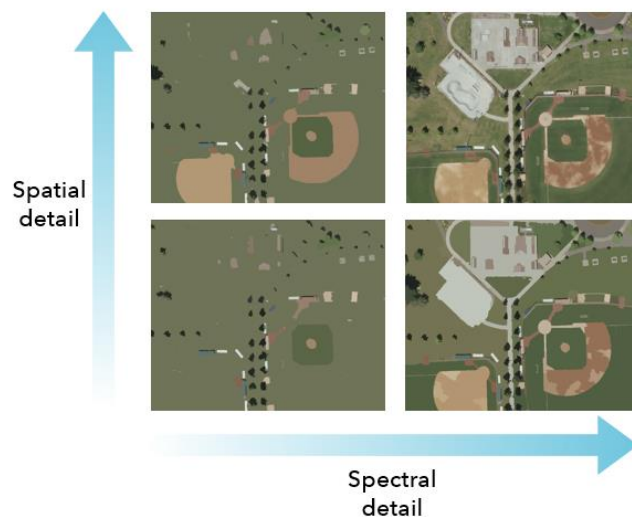


Рис. 2.1.1 Графік параметрів сегментації

Цей графік параметрів сегментації показує, як зміна просторових і спектральних деталей впливає на те, наскільки впізнаваними є об'єкти.

Сегментація призначена для підвищення швидкості обробки класифікації шляхом усунення складності та розміру файлу завдяки високій просторовій роздільній здатності. Зменшуючи деталізацію у будь-якому з параметрів, також зменшується складність і розмір файлу растра. Сегментовані растри з високою спектральною деталізацією та меншою просторовою деталізацією є кращими через менший час обробки.

Перш за все, необхідно було уважно вивчити свій сегментований растр, щоб визначити, чи сегменти представляють об'єкти, які я планую класифікувати. Якщо об'єкти, які класифікуються, не розпізнаються у сегментованому растрі, необхідно змінити параметри. Правильно сегментований растр усуне частину спектральної мінливості об'єкта.

Оцінюючи результати сегментації за допомогою растрової функції, необхідно пам'ятати та завжди збільшувати вихідну роздільну здатність. Растрові функції обробляють зображення з роздільною здатністю екрана, тому результати, показані в різних масштабах, відрізнятимуться. Для цього я використовувала функції будь-якого масштабу, щоб отримати приблизні параметри або забезпечити просторовий контекст.

Сегментація — фундаментальний перший крок в об'єктно-орієнтованому аналізі зображення. Це процес поділу зображення на сегменти шляхом групування сусідніх пікселів зі схожими значеннями характеристик, такими як яскравість, текстура та колір. Ці сегменти ідеально відповідають об'єктам реального світу. Середовище для візуалізації зображень використовує алгоритм сегментації на основі меж, який є дуже швидким. Пригнічуючи слабкі межі на різних рівнях, алгоритм може давати результати багатомасштабної сегментації від дрібнішої до більш грубої сегментації. Вибір відповідного значення вважається найважливішим етапом об'єктного аналізу зображень [7].

Training Samples Manager - це інструмент в ArcGIS Pro, який використовується для створення, управління та аналізування навчальних вибірок для класифікації зображень. Навчальні вибірки (training samples) - це набори пікселів або векторних об'єктів, які відповідають певним класифікаційним категоріям на зображенні. Ці навчальні вибірки використовуються для навчання класифікатора, щоб він міг автоматично класифікувати інші зображення зі схожим вмістом.

Training Samples Manager надає користувачам можливість створювати та редагувати навчальні вибірки, включаючи додавання, видалення та редагування класів, а також додавання та видалення пікселів або векторних об'єктів до кожного класу. Крім того, інструмент дозволяє аналізувати якість навчальних вибірок, включаючи розподіл класів та їх розташування на зображенні.

Training Samples Manager є важливим інструментом для класифікації зображень в ArcGIS Pro, оскільки правильно створені та управлені навчальні вибірки можуть покращити точність класифікації та зменшити кількість помилок.

Класифікація — це процес призначення кожній клітинці або пікселю на зображенні певної класифікаційної категорії на підставі деяких критеріїв. Критерії можуть базуватися на інтенсивності пікселів, текстурі, формі, контексті тощо. Класифікація допомагає аналізувати та інтерпретувати зображення, забезпечуючи швидкий та точний спосіб отримання інформації про вміст зображення. У ArcGIS Pro класифікація зображень може бути здійснена за допомогою різних методів, таких як метод максимальної правдоподібності, метод рішучих дерев, метод машинного навчання тощо.

Для класифікації даних в ArcGIS Pro доступні п'ять класифікаторів:

K-Nearest Neighbor|К-найближчий сусід — класифікатор K-Nearest Neighbor виконує класифікацію K-nearest Neighbor, яка класифікує піксель за більшістю значень його сусідів. Процес навчання призначає навчальні зразки відповідним класам. K — визначена кількість сусідів, які розглядаються під час

класифікації. Більші значення, як правило, зменшують ефект шуму та викидів, але вони можуть спричинити неточну класифікацію. Експериментальні дослідження наведені (див. Додаток Б, рис. 1).

Maximum Likelihood | **Максимальна ймовірність** — класифікатор максимальної правдоподібності є традиційним параметричним методом класифікації зображень. Для надійних результатів кожен клас повинен бути представлений статистично значущою кількістю навчальних вибірок із нормальним розподілом, а відносна кількість навчальних вибірок, що представляють кожен клас, має бути подібною. Експериментальні дослідження наведені, (див. Додаток Б, рис. 2).

Random Trees | **Випадкові дерева**. Класифікатор Random Trees — це вдосконалена техніка машинного навчання, яка стійка до переобладнання та може працювати з сегментованими зображеннями та іншими допоміжними наборами растрових даних, а також із мультиспектральними зображеннями. Для стандартних вхідних зображень інструмент приймає багатосмугові зображення з будь-якою бітовою глибиною та виконуватиме класифікацію випадкових дерев (іноді її називають класифікацією випадкового лісу) на основі вхідного навчального файлу зразка. Не використовували, через те, що у нас інший об'єкт дослідження, але результати прийнятні.

Support Vector Machine | Підтримуюча векторна машина. Класифікатор Support Vector Machine — це вдосконалений метод класифікації машинного навчання, який здатний обробляти сегментований растровий вхід або стандартне зображення. Він менш сприйнятливий до шуму, корельованих смуг і незбалансованої кількості або розміру навчальних майданчиків у кожному класі. Ядро використовує нелінійну радіально-базисну функцію (RBF), що використовує двовимірну сітку з оптимальними парами параметрів (C, гамма) (див. Додаток Б, рис. 3).

Тип класифікації **Supervised classification** - результат класифікації залежить від наданих навчальних зразків. Зразки навчання є репрезентативними

сайтами для всіх класів, які надалі будуть класифіковані на тренувальному прикладі. Ці сайти зберігаються як точкові або багатокутні класи об'єктів із відповідними назвами та кодами класів для кожного об'єкта, і вони створюються або вибираються на основі інформації про вихідні дані та очікувані результати. Усі інші пікселі на зображенні класифікуються за характеристиками навчальних зразків.

Тип класифікації **Object based**. Класифікація виконується на локалізованих околицях пікселів, згрупованих разом за допомогою процесу, який називається сегментацією. Сегментація враховує характеристики кольору та форми під час групування пікселів в об'єкти. Об'єкти, отримані в результаті сегментації, більше нагадують об'єкти реального світу та дають чіткіші результати класифікації.

Інструмент **Image Classification** містить три параметри, які керують тим, як сегментуються зображення (див. Додаток В, рис. 1).

Spectral detail|Спектральна деталізація — рівень важливості, який надається спектральним відмінностям об'єктів на вашому зображенні. Значення в діапазоні від 1,0 до 20,0. Більше значення доцільно, якщо необхідно досягти детальної класифікації. Менші значення призводять до більшого згладжування деталей зображення (для класифікації дахів будівель без будь-яких деталей про обладнання на даху, рекомендовано використовувати нижче значення Spectral Detail).

Spatial Detail|Просторова деталізація — рівень важливості, який надається близькості між об'єктами на зображенні. Дійсні значення в діапазоні від 1 до 20. Більше значення підходить для сцени, де цікаві об'єкти невеликі та згруповані разом. Менші значення створюють просторово плавніші результати (для класифікації непроникних поверхонь за допомогою меншого значення просторової деталізації; або для класифікації будівлі та дороги як окремі класи за допомогою більшого значення просторової деталізації).

Minimum segment size in pixels|Мінімальний розмір сегмента в пікселях — параметр, що відповідає за об'єднання сегментів, що менші за цей розмір, із найкращим сусіднім сегментом. Це значення пов'язане з мінімальною одиницею відображення у проєкті.

Reclassify в ArcGIS Pro - це процес геообробки, що дозволяє перетворити значення пікселів (або клітинок) у растровому шарі на нові значення на основі заданої схеми рекласифікації.

При перекласифікації (реклаифікації) растрового шару в ArcGIS Pro, можна використовувати різні методи перекласифікації, їх перелік подано нижче.

Ці методи дозволяють автоматично розподіляти значення пікселів на задану кількість категорій на основі їх розподілу в досліджуваній області. Виконуючи перекласифікацію можна вручну задати границі категорій і призначити нові значення пікселів для кожної категорії. Це дозволяє змінювати зовнішній вигляд растрового шару та виконувати аналіз даних на основі нової класифікації.

Raster aggregation|Растрова агрегація — це техніка повторної вибірки, яка дозволяє генерувати сітку з нижчою роздільною здатністю (сітку з більшими розмірами клітинок) на основі атрибутів вхідної сітки.Значення для кожної вихідної комірки можуть базуватися на середньому, медіані, сумі, мінімумі чи максимумі вхідних комірок, що входять до екстену вихідної комірки (див. Додаток В, рис. 1).

Інструменти аналізу узагальнення використовуються або для очищення невеликих помилкових даних у растрі, або для узагальнення даних, щоб позбутися непотрібних деталей для більш загального аналізу. Інструменти узагальнення допомагають ідентифікувати такі області та автоматизувати призначення більш надійних значень клітинкам, які утворюють області. Наприклад, після рекласифікації на растровому знімку видно суттєві невеликі ділянки помилкових даних на дорогах, городах (див. Додаток В, рис. 2).

Generalization Toolset в ArcGIS Pro - це збірка інструментів, яка дозволяє зменшувати складність геометрії об'єктів, зберігаючи при цьому їхню форму та розмірність.

6. EOS DATA ANALYTICS [Геопросторові Дані та Їх Аналітика: Рішення від EOSDA](#)
7. Pacgeo [Pacific Geomatics](#)
8. SpyMeSat [SpyMeSat](#)
9. Maxar [Maxar Technologies](#)
10. Cloudeo [cloudeo](#)
11. Up42 [Company · UP42](#)
12. Google Earth Pro
13. Zoom Earth [Zoom Earth](#)
14. World Imagery Wayback [World Imagery Wayback](#)
15. USGS [EarthExplorer](#)
16. Earth Data
<https://search.earthdata.nasa.gov/search?lat=50.286189975508734&long=28.48798817396164&zoom=7>
17. WorldView
[https://worldview.earthdata.nasa.gov/?v=28.641692808434684,49.01973732932683,32.01669280843468,52.29353133193439&l=Reference_Labels_15m\(hidden\),Reference_Features_15m\(hidden\),Coastlines_15m,BlueMarble_NextGeneration\(hidden\),VIIRS_NOAA20_CorrectedReflectance_TrueColor\(hidden\),VIIRS_SNPP_CorrectedReflectance_TrueColor\(hidden\),MODIS_Aqua_CorrectedReflectance_TrueColor\(hidden\),MODIS_Terra_CorrectedReflectance_TrueColor&lg=true&s=30.2632,50.5808&t=2022-02-22-T17%3A39%3A39Z](https://worldview.earthdata.nasa.gov/?v=28.641692808434684,49.01973732932683,32.01669280843468,52.29353133193439&l=Reference_Labels_15m(hidden),Reference_Features_15m(hidden),Coastlines_15m,BlueMarble_NextGeneration(hidden),VIIRS_NOAA20_CorrectedReflectance_TrueColor(hidden),VIIRS_SNPP_CorrectedReflectance_TrueColor(hidden),MODIS_Aqua_CorrectedReflectance_TrueColor(hidden),MODIS_Terra_CorrectedReflectance_TrueColor&lg=true&s=30.2632,50.5808&t=2022-02-22-T17%3A39%3A39Z)

Я шукала супутникові знімки, які були б високої роздільної здатності (30 – 80 см), панхроматичними, з якомога більшою кількістю каналів та були зроблені до початку військових дій та після визволення досліджуваної території:

- до руйнування — грудень 2021- 23 лютого 2022 р.
- після руйнування — 2 квітня 2022 - грудень 2022 р.

Для дослідження й подальшої класифікації бажано було б отримати супутникові в однакову пору р., наприклад знімки з різницею у рік. Проте, у ході пошуку даних, були виявлено наступні проблеми: засекречення даних та заборона на придбання супутникових знімків з високою роздільною здатністю (таких як, WorldView, за певний проміжок часу, для приватних осіб; платформи для аналізу даних не зберігали знімки на Гостомель та Горенку до 24 лютого 2022 р. (найсвіжіші знімки до руйнувань було знайдено за 5 травня 2020 рік). Також, в процесі пошуку знімків — було з'ясовано, що варто зосередитись на пошуку знімків від таких супутників: Pleiades Neo (PNEO), P1, KOMPOSAT-3 та KOMPOSAT-3A.

Після тривалих пошуків платформи, що дає можливість придбати знімки, які відповідають вище зазначеним вимогам я зупинила свій вибір на платформі Apollo Mapping.

Ми сконтактувались за допомогою електронної пошти та Google Meet з менеджером компанії «Apollo Mapping» - Бромом, повідомила межі ділянки, на яку шукаю дані. Він створив для нас особистий кабінет на платформі «Image Hunter». «Image Hunter» - це прототип системи пошуку зображень на основі вмісту. Наступний етап — ознайомитись з інтерфейсом порталу та знайти знімки, що задовольняють потреби для дослідження. Портал різноманітні інструменти: виділення меж за допомогою багатокутника, прямокутника або вказавши координати; завантаження меж у форматі KML/KMZ, GeoJSON або архівований .shp-файл.; пошук знімка за ідентифікатором в каталозі; інструмент вимірювання; посібник користувача (див.рис. 2.2.2).



Рис. 2.2.2 Інструменти в особистому кабінеті, платформа «Image Hunter»

Інтерфейс порталу виглядає інтуїтивно зрозумілим (див. рис. 2.2.3).

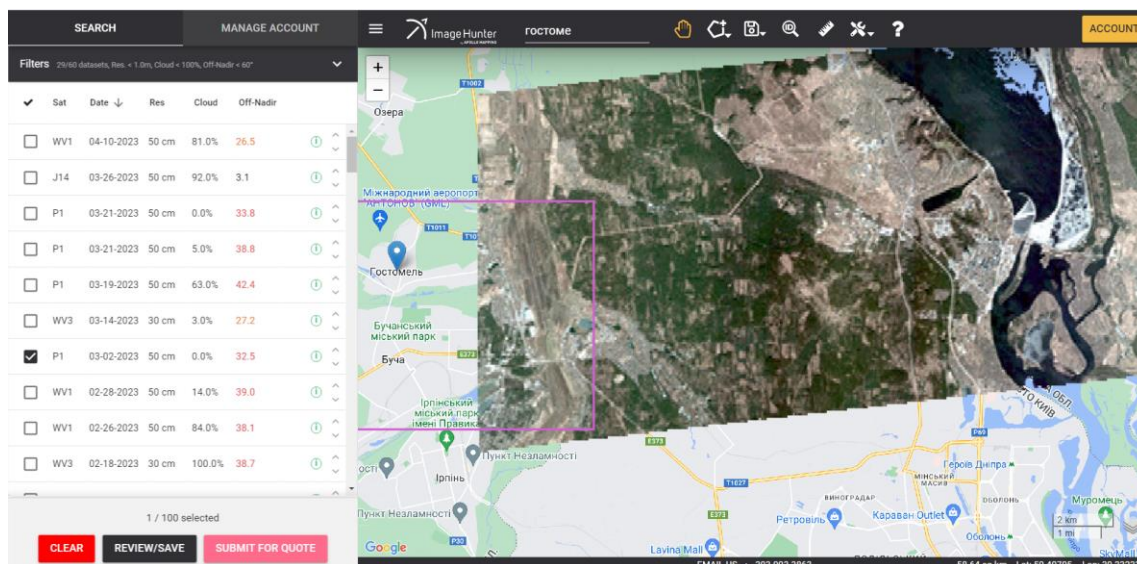


Рис. 2.2.3 Інтерфейс платформи «Image Hunter»

Супутникові знімки війни на території України починають з'являтися за допомогою супутника #Sentinel2. Роздільна здатність становить 20 м, і це недостатньо добре для деталей автомобіля, але дим і нагріті зони можна виявити за допомогою ІЧ-діапазонів. Аеропорт Гостомель (також Гостомель) на північний захід від Києва 9.06 26/2

В результаті тривалих пошуків мені вдалося знайти супутникові знімки, які відповідали всім вимогам. Придбані супутникові знімки містили різну кількість каналів і необхідний був час, щоб ознайомитись і зрозуміти який з каналів є найбільш інформативним.

Для проведення наукового дослідження для проекту було придбано у компанії Apollo Mapping 2 супутникові знімки (табл. 2.1):

1. Знімок до руйнування датується 05/10/2020 (травень).
2. Знімок після руйнування датується 03/15/2022 (березень).

Таблиця 2.1

Характеристики супутникових знімків

| | До руйнування | Після руйнування |
|------|--------------------------|---------------------------|
| Дата | 5 травня 2020 05/10/2020 | 15 березня 2022 3/15/2022 |

| | | |
|-------------------|---------------------|---------------------|
| Quality | 50cm Pleiades | 30cm Pleiades Neo |
| Description | 4-Band Pansharpened | 6-Band Pansharpened |
| Resolution | 50cm | 30cm |
| Resampling Kernel | Spline | Spline |
| Product: | Primary | Primary |
| Coordinate System | NA | NA |
| Datum | NA | NA |
| Tiling | None | None |
| Bit Depth | 16 | 16 |
| Media | FTP-Pull | FTP-Pull |
| License | Internal Use, Perp | Internal Use, Perp |

Необхідно було проаналізувати та дослідити, які канали та їх поєднання краще за всіх окреслюють інфраструктуру. Аналіз та спостереження міксування каналів у P1, PNEO наведено, (див. Додаток Д).

РОЗДІЛ 3. МЕТОДИКА ЦИФРОВОГО ОБРОБЛЕННЯ КОСМОЗНІМКІВ ЗРУЙНОВАНОЇ ІНФРАСТРУКТУРИ ВНАСЛІДОК ВІЙНИ

3.1. Методика оброблення космознімків і результат

Попереднє ознайомлення з функціоналом та інструментами ArcGIS Pro є важливою передумовою успішної роботи з цією програмою.

Методика оброблення космознімків для визначення руйнування внаслідок воєнних дій, яка була застосована в дослідницькому проєкті передбачає наступну послідовність дій:

1. Отримання набору даних
 - 1.1. Приклад порталу, який було використано для пошуку PNEO та P1
 - 1.1.1. Вимоги – без хмар, дати зйомки, роздільна здатність
2. Підготовка набору даних
 - 2.1. Ортофото з дрона: геоприв'язка, мозаїка, корекція кольору
 - 2.2. PNEO та P1: обрізка, додавання додаткових бендів
3. Обробка набору даних
 - 3.1. Сегментація – принципи, параметри
 - 3.2. Колекція навчальних сайтів на основі сегментації: список імен класів
 - 3.3. Класифікація
 - 3.3.1. На основі об'єкта: використані методи та їх параметри, результати
 - 3.3.2. На основі пікселів: використані методи та їх параметри, результати
 - 3.4. RSA для пошуку змін на основі зображення з бендами з різними значеннями
4. Класифікація постоброблення
 - 4.1. Рекласифікація лише будинків
 - 4.2. Згладжування меж та видалення пробілів

- 4.3. Векторизація
5. Виявлення змін для ідентифікації відсутніх (зруйнованих) будівель
 - 5.1. З будівель, отриманих з PNEO та P1
 - 5.2. Від PCA – P1 діапазон 1-4 і Pneo діапазони 1-4 (RGB+NIR), + сегментація + діапазон 2 показує зміни
 - 5.3. Від сегментації PNEO
6. Оцінка точності

Перш ніж починати роботу зі знімками PNEO та P1, рекомендується детально вивчити та дослідити канали.

Проведені експерименти дозволили побачити поєднання яких каналів дає можливість побачити чіткі межі між об'єктами (див. Додаток Е). Також, вдалося визначити, що найінформативнішими каналами є Red, Green та NIR.

3.2. Автоматизована класифікація космознімків

Попереднє ознайомлення з довідкою про функціонал та інструменти є важливим етапом перед початком роботи з ArcGIS Pro.

Складено наступний етап робіт:

1. Сегментація
2. Створення Scheme й Training samples (тренувальні вибірки)
3. Класифікація
4. Рекласифікація
5. Очистка

Проведено експерименти з різними параметрами для класифікації дозволили визначити оптимальні значення, які забезпечують найчіткіше відображення будинків. ArcGIS Pro має різноманітні інструменти для сегментації растрових даних, зокрема:

- **Segmentation** з підменю Image Classification;
- **Segment Mean Shift** (Image Analyst), Geoprocessing Tools (див. Додаток Ж, рис. 1);
- **Classification Wizard** (Image Analyst) Tools (див. Додаток Ж, рис. 2) - майстер класифікації проводить користувачів через увесь робочий процес класифікації від початку до кінця;
- **Segment Mean Shift** (Raster Function), Classification Tools (див. Додаток Ж, рис. 3).

Проведені експерименти з різними інструментами для класифікації дозволили зробити наступні висновки:

1. Spectral detail - має бути великим (більше ніж 15), бо немає чітких контурів
2. Spatial detail - узагальнює (басейни, річки)
3. Minimum segment size in pixel - мінімальний розмір сегмента може бути скоригованим

4. **Classification Wizard** - проводить через увесь робочий процес класифікації від початку до кінця, але він не ефективний у нашому випадку. Складається з 8 етапів (Configure; Training Samples Manager; Train; Classify; Merge Classes; Reclassifier). Не ефективний через те, що після Segmentation не можна підвантажити свої вже раніше оцифровані Training Samples в наявну Scheme. А якщо підвантажити свої Training Samples, то буде конфлікт з Scheme і не можна перейти на наступний етап. Також, маючи 6 Bands більш доцільно використовувати більше ніж 1 Band, проте під час запуску процесу Segmentation можна використовувати лише 1 Band, а це не надто інформативно.

5. Segment Mean Shift - це один з етапів Classification Wizard, але він працює окремо. Також можна використовувати 3 канали для більшої інформативності.

6. Для Classification використовуємо інструмент Segment Mean Shift, можна використовувати до 3 каналів.

Експерименти з параметрами сегментації наведені, Tools (див. Додаток 3, рис. 1, 2, 3).

Як результат, для сегментації на основі знімків PNEO та P1 було застосовано інструмент **Segmentation** з підменю Image Classification. У цьому дослідженні, заснованому на попередньому іноземному досвіді та рекомендаціях літератури три рівні коефіцієнти масштабу, тобто 18, 16 і 10 використовувалися для сегментації зображення.

Проміжні етапи й фінальні результати сегментації до руйнування та після руйнування (див. Додаток 3, рис. 4, 5).

Наступний етап — створення **Training Samples**.

В ArcGIS Pro є можливість зробити тренувальні вибірки декількома способами:

- **Generate Training Samples From Seed Points** - створення навчальних зразків із початкових точок
- **Training Samples Manager** - диспетчер навчальних зразків

Для створення Scheme та тренувальних вибірок (training samples) в ArcGIS Pro необхідно виконати наступні кроки:

1. Відкрити діалогове вікно "Training Samples Manager" в Image Classification | Classification Tools.
2. Перш за все необхідно створити нову схему класифікації та додати нові класи (див. Додаток И, рис. 1, 2). Тут можна налаштувати параметри створення вибірки, такі як розмір вибірки, тип вибірки та кількість класів.
3. Обрати тип вибірки (point, polygon або вибравши сегмент із сегментованого шару), ввести кількість класів та відзначити (векторизувати) їх на карті.
4. Натиснути кнопку "Create" та зберегти створену схему та тренувальну вибірку у вигляді нового шару.

Було проведено декілька експериментів зі створенням схеми, класів, навчальних зразків, і було встановлено, що:

1. Варто зробити унікальні схеми та індивідуальні навчальні вибірки для знімків до руйнування та після руйнування (див. Додатки 18 та 19);
2. Краще за все створювати навчальну вибірку, вибравши сегмент із сегментованого шару. Цей параметр доступний, лише якщо на панелі вмісту є сегментований шар, який було отримано на передньому етапі роботи;
3. Були ідеї створювати 3 навчальні вибірки на кожен будинок за таким принципом (світлий дах - lightroof; темний дах - darkroof; тінь будинку - shadow), але це виявилось неефективним.

Виникла нова ідея зробити класи та навчальні вибірки за кольорами дахів будинків, виділити окремо різні типи вегетації та водойми.

Було прийнято рішення зробити наступні класи та навчальні вибірки (див. Додаток И, рис. 3):

| | |
|----------------------|-------------------------|
| До руйнування | Після руйнування |
|----------------------|-------------------------|

| | |
|-----------------------------|-----------------------------|
| 1. White roof 1 | 1. White roof 1 |
| 2. Grey roof 2 | 2. Grey roof 2 |
| 3. Darker roof 3 | 3. Darker roof 3 |
| 4. Dark grey 4 | 4. Dark grey 4 |
| 5. Grass 5 | 5. Grass 5 |
| 6. Bush (кущ) 6 | 6. Bush (кущ) 6 |
| 7. Open (відкритий ґрунт) 7 | 7. Open (відкритий ґрунт) 7 |
| 8. Water 8 | 8. Water 8 |
| 9. Red roof 9 | 9. Red roof 9 |
| 10. Trees 10 | 10. Trees 10 |
| 11. Asphalt 11 | 11. Asphalt 11 |
| 12. Shadow 12 | 12. Shadow 12 |
| 13. Blue roof 13 | 13. Blue roof 13 |
| 14. Plantations (городи) 14 | 14. Plantations (городи) 14 |
| | 15. Destroyed build 15 |

Було створено навчальні вибірки ((див. Додаток И, рис. 4, 5). Таблиця навчальних зразків містить кількість зразків і відсоток пікселів, що представляють кожен клас. Тобто, я використовувала засіб вибору сегментів, щоб зібрати навчальні зразки, то кількість зразків – це кількість сегментів, які я обрала для визначення класу. Кількість сегментів представляє загальну кількість вибірок.

Після створення тренувальної вибірки, я використала її для навчання моделей машинного навчання та класифікації даних.

Наступний етап — класифікація, надалі я з'єднаю класи або перекласифікую їх і буде створено 1 єдиний клас «Будинки» на основі інших.

Для того, щоб зробити класифікацію в ArcGIS Pro, можна скористатися такими інструментами:

- **Classification Wizard** (Image Analyst)
- **Classify** (Image Classification | Classification Tools)

- **Machine Learning Classification**
- **Spatial Analyst Classification**
- **Supervised Classification**

Проведені експерименти з різними інструментами та параметрами для класифікації дозволили визначити оптимальні значення класифікації та зроблено висновки:

- для класифікації обрано **Supervised Object-Based Image Classification**
- оптимальні типи класифікації, що підходять під вимоги дослідження - Random Trees та Support Vector Machine
- K-Nearest Neighbor - традиційний, найпримітивніші результати. Більші значення зменшують ефект шуму та викидів, але вони можуть спричинити неточну класифікацію.
- Maximum Likelihood - стандартний, не дуже ефективний
- Random Trees - складний алгоритм для вегетації та будинків
- Support Vector Machine - гарний алгоритм для прорахунку інфраструктури
- найкращі параметри для класифікації такі:
 - Support Vector Machine без використання сегментованого зображення,
 - Maximum Number of Samples per Class - 500 (за замовчення)
- об'єкти, які мають певною мірою схожі спектральні характеристики, повинні класифікуватися в різні класи (дахи, різні типи вегетації)

Метод 1: Використання Machine Learning Classification

1. Клікнути правою кнопкою миші на назву шару та обрати пункт "Run Analysis" з контекстного меню.
2. У вікні "Geoprocessing" знайти та обрати інструмент "Classify Pixels Using Deep Learning".
3. Налаштувати параметри моделі та натиснути кнопку "Run" для початку процесу класифікації.

Метод 2: Використання Spatial Analyst Classification

1. Клацнути правою кнопкою миші на назву шару та обрати пункт "Run Analysis" з контекстного меню.
2. У вікні "Geoprocessing" знайти, обрати інструмент "Classify Raster".
3. Обрати метод класифікації (наприклад, Support Vector Machine або Random Trees), налаштувати параметри та натиснути кнопку "Run" для початку процесу класифікації.

У обох методах результатом процесу класифікації буде новий шар з класифікованими пікселями. Були проведені експерименти символізації шару для кращої візуалізації результатів.

Проаналізувавши вище викладену інформацію для аналізу об'єкта дослідження нами було обрано метод **Контрольованої об'єктної класифікації зображень** (Supervised Object-Based Image Classification). Перед застосуванням цього методу у своєму проєкті я пройшла курс від ESRI Performing Supervised Object-Based Image Classification (див. Додаток К, рис. 1).

Я обрала цей метод класифікації тому, що він забезпечує кращий результат класифікації за допомогою сегментації.

Далі необхідно провести рекласифікацію. Reclassify є корисним інструментом для обробки растрових даних, що дозволяє збільшувати точність та коректність аналізу геопросторових даних.

Для того, щоб зробити рекласифікацію в ArcGIS Pro, можна скористатися такими інструментами:

- **Classification Wizard** (Image Analyst);
- **Reclassify**;
- **Equal Interval**;
- **Natural Breaks**;
- **Quantile**;
- **Raster aggregation (Aggregate)**.

Після проведення численних експериментів з різними методами та параметрами для рекласифікації, було визначено, що:

- якщо потрібно перекласифікувати діапазон значень, діапазони не повинні перекриватися, за винятком межі двох вхідних діапазонів;
- якщо відбувається накладення, верхня межа нижчого вхідного діапазону є включеною, а нижня межа вищого вхідного діапазону є виключною.

Обміркувавши, я використала інструмент Reclassify та за унікальними значеннями проставити NO DATA - для всіх об'єктів окрім будівель та дахів (див. Додаток Л, рис. 1).

Я провела сегментацію та рекласифікацію зі знімком P1 (до руйнування). Потім провела те саме з PNEO (після руйнування) з однаковими налаштуваннями (див. Додаток Л, рис. 2, 3).

Для того, щоб провести очищення|генералізація (узагальнення) растрового шару, отриманого в процесі рекласифікації необхідно здійснити декілька процесів в ArcGIS Pro.

Інструмент **Generalization toolset** поділяється на кілька загальних категорій:

- узагальнюють зони (Expand та Shrink, а також Nibble and Thin);
- згладжують краї зони (Boundary Clean та Majority Filter);
- ідентифікують унікальні регіони, що містять зони (Region Group);
- змінюють роздільну здатність даних (Aggregate).

Рекомендована послідовність використання набору інструментів узагальнення (Generalization toolset) та опис наведено нижче:

1. Region Group;
2. Extract by Attributes;
3. Boundary Clean;
4. Reclassify> Shrink;
5. Expand.

За результатами численних експериментів з різними параметрами для генералізації, було знайдено оптимальні значення параметрів та з'ясовано, що (див. Додаток М, рис. 1 - 6):

- Region Group - для кожної комірки у вихідних даних записується ідентичність підключеної області, до якої ця комірка належить. Кожному регіону присвоюється унікальний номер (розбиває на класи)
- Extract by Attributes - витягує клітинки растра на основі логічного запиту.
- Boundary Clean - згладжує межі між зонами в растрі;
- Reclassify - використовується інструмент, щоб з'єднати всі класи в 1 клас (зонує);
- Shrink - зменшує вибрані зони на вказану кількість клітинок, замінюючи їх значенням клітинки, яка найчастіше зустрічається в її сусідстві. В результаті буде зменшено по контуру весь шар на 1 піксель;
- Expand - розширює вказані зони растра на вказану кількість клітинок. Протилежний інструмент до Shrink.

Результати генералізації можна назвати успішними, проте на тренувальному майданчику видно, що не всі будинки класифікувались, після генералізації декілька будинків, що розміщені поруч ідентифікувались як одна будівля, не всі помилкові об'єкти зникли (див. Додаток М, рис. 1 - 6):

Після випробування методики всі етапи було повторено з використанням інструментів з тими самими параметрами на повних супутникових знімках Р1 та РNEO. Проведення цих етапів зайняло багато часу через складність процесів та вимог до ПК. З цього можна зробити висновок, що для ідентифікації будівель на цією методикою на супутникових знімках високої роздільної здатності слід мати потужний робочий комп'ютер. Отримані результати після генералізації (див. Додаток Н, рис. 1, 2).

3.3. Створення та інтерпретація тематичних растрів

Створення тематичних растрів — це процес використання геоінформаційних технологій для створення карти, що відображає розподіл якогось фізичного, соціального або економічного явища на певній території.

Тематичний растр — це растрове зображення, де кожен піксель або клітинка містить інформацію про конкретний аспект об'єкта або явища. Тематичні растри будуть корисні для аналізу та підрахунку руйнувань інфраструктури.

Після генералізації растрів з класифікованими будинками до руйнування та після руйнування необхідно було провести порівняння та підрахунок будинків.

Було проведено декілька експериментів з різними методами та параметрами для інтерпретації. Нами було встановлено, що для того, щоб виявити пошкодження інфраструктури бажано дотримуватись наступної послідовності використання набору інструментів:

1. Reclassify;
2. Compute Change Raster;
3. Extract by Attributes;
4. Change to integer raster;
5. Region Group;
6. Extract by Attribute;
7. Підрахувати кількість зниклих будівель.

За результатами численних експериментів з різними параметрами для виявлення пошкодженої інфраструктури, було знайдено оптимальні значення параметрів та з'ясовано, що (див. Додаток П, рис. 1 - б):

- При рекласифікації PNEO та P1, значення мають бути узагальнені;
- Extract by Attributes – в Output Raster рекомендовано додати файл «Changes», де:
 - 0 – жодних змін;

- -2 – будівництво зникає;
 - 2 – нове будівництво.
- Region Group – формула для розрахунку має бути наступна: «Where Count is greater than 600»;

На основі 564 знімків у форматі .JPG було вирішено створити цифрову модель рельєфу (DEM) в програмі Agisoft Metashape Professional. Для побудови ЦМР потрібно було виконати наступні кроки:

Імпортувати фотографії та GPS-дані до проєкту Metashape (опція "Add Photos", меню "Workflow") (див. Додаток Р, рис. 1, 2):

1. Налаштувати параметри проєкту: тип камери, налаштування геоданих та параметри процесування фотографій;
2. Використати функцію "Align Photos", меню "Workflow", щоб зареєструвати фотографії та визначити їхні точні геодані;
3. Використати функцію "Build Dense Cloud", меню "Workflow" для побудови об'ємної хмари точок, яка відображає поверхню об'єкта;
4. Використати функцію "Build DEM", меню "Workflow", для побудови ЦМР на основі об'ємної хмари точок;
5. Експортувати результат у форматі GeoTIFF).

Результати побудови DAM наведені, (див. Додаток Р, рис. 3). Використовуючи отриману цифрову модель рельєфу є припущення, що ідентифікувати зруйновану інфраструктуру буде набагато ефективніше. Ми плануємо використати методику оброблення космознімків, яку було досліджено під час написання магістерської роботи та DEM і продовжити роботу над проєктом. Усі напрацювання плануємо занотувати для написання наукової статті.

ВИСНОВКИ

Для виконання дослідження обрано ділянку с.м.т. Гостомель та с. Горенка, тому що на час початку написання магістерської роботи я була очевидцем того, як сильно потерпають ці населені пункти й з якою агресією російські війська руйнують ці населені пункти, в яких проживали тисячі цивільних людей. Станом на квітень 2022 р. саме Гостомель та Горенка були найбільш постраждалими населеними пунктами від військового вторгнення. На ділянці дослідження наочно видно різні ступені руйнації, та різні види забудови.

Для досягнення мети роботи виконано такі завдання: сформовано вимоги до набору даних; отримано матеріали ДЗЗ, які підготовлено до обробки та постобробки; інтерпретовано растрові зображення та ідентифіковано ступінь зруйнування будівель.

Було опрацьовано іноземну наукову літературу про дослідження зруйнованої інфраструктури внаслідок стихійного лиха та воєнних дій, автоматизований метод визначення руйнування на супутникових зображеннях, модуль глибокого навчання та побудову ЦМР. Як підсумок проведення дослідницької роботи було знайдено інструменти для створення та інтерпретації тематичного растра й оцінки збитків зруйнованої інфраструктури, що були завдані воєнними діями.

У результаті виконання кваліфікаційної роботи було апробовано методику цифрового оброблення космознімків зруйнованої інфраструктури. Було встановлено, що для поставлених цілей найкраще підходить сегментація за допомогою Support Vector Machine, а класифікація — використовуючи інструмент Supervised Pixel-Based Image Classification. Також було з'ясовано, найкращі інструменти для створення набору даних для ідентифікації зруйнованих будинків.

Після випробування методики всі етапи було повторено з використанням інструментів з тими самими параметрами на повних супутникових знімках Р1

та PNEO. Проведення цих етапів зайняло багато часу через складність процесів та високих вимог до ПК. З цього можна зробити висновок, що для ідентифікації будівель за цією методикою на супутникових знімках високої роздільної здатності слід мати потужний персональний комп'ютер.

Отже, у результаті досліджень апробовано розроблену методику розпізнавання зруйнованих будинків, яку буде використано з цифровою моделлю рельєфу для досягнення найкращих результатів ідентифікації зруйнованої інфраструктури. Також проаналізовано й проведено оцінку збитків внаслідок воєнних дій.

Досліджувані населені пункти, а конкретно Гостомель, що постраждало майже на 40%: різного ступеня пошкодження зазнали 4 553 будівель із 11 874 наявних. Руйнації тут можна оцінювати навіть вулицями: так, Лугова постраждала на 95%, а Чумацький шлях та Свято-Покровська — на 68% та 51% відповідно. Суттєвої шкоди тут зазнав житловий фонд: 1 834 приватних будинки та таунхауси, а також 111 багатоповерхівок. Загальна площа руйнувань житла складає понад 865 тис. кв. м, а сума збитків перевищує 3 млрд грн. Значних руйнувань завдано промисловій та соціальній інфраструктурі міста. Пошкодження котелень та енергетичних підстанцій мали колосальні наслідки для рівня життя, а руйнування адміністративних будівель вплинули на ритм життя людей та місцеві бюджети.

На мою думку, використання методології в промислових масштабах, допоможе Україні швидше провести аналітику стосовно руйнувань, почати відбудову держави й вийти з кризи менш болісним способом.

СПИСКИ ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

Інтернет-ресурси

1. Василенко В. А. Російсько-українська війна 2014 року: причини, перебіг та політико-правові оцінки [[Архівовано](#) 29 листопада 2014 у Wayback Machine.] / [Володимир Василенко] // Український. Тиждень, 2014. — № 42. — С. 28-42. Режим доступу: [Російсько-українська війна \(з 2014\) — Вікіпедія](#). – Дата звернення: 06.04.2023.
2. I Міжнародна конференція з управління інфраструктурою та ГІС [46 с.]. Режим доступу: https://ecomm.in.ua/sites/default/files/2023-02/arc-gs-chasopis_4.pdf. - Arc ГІС Часопис. - Дата звернення: 06.04.2023.
3. Change detection in urban areas from remote sensing data: a multidimensional classification scheme. Автори: Hayet Si Salah, Samy Ait-Aoudia Icon, Abdelmounaam Rezgui & Sally E. Goldin Pages 6635-6679 | Received 24 Mar 2018. Режим доступу: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01431161.2019.1583394?journalCode=tres20>. - Дата звернення: 06.04.2023
4. Building change detection in very high-resolution remote sensing image based on pseudo- orthorectification. Автори: Hui Chen Icon, Ka Zhang Icon, Wen Xiao, Yehua Sheng, Liang Cheng, Wei Zhou, Pengbo Wang, Dong Su, Longjie Ye & Shan Zhang. Режим доступу: [Building change detection in very high-resolution remote sensing image based on pseudo-orthorectification](#). - Дата звернення: 06.04.2023
5. Detection of collapsed building from unmanned aerial vehicle data with object based image classification. Автори: Anadolu Üniversitesi Bilim Ve Teknoloji Dergisi - B Teorik Bilimler, Resul Comert, Ugur Avdan, Dilek Küçük Matci, December 2018. Режим доступу: [ESKİŞEHİR TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLİM VE TEKNOLOJİ DERGİSİ B- TEORİK BİLİMLER DETECTION OF COLLAPSED BUILDING FR](#). - Дата звернення: 06.04.2023

6. Building Change Detection Method to Support Register of Identified Changes on Buildings by Dušan Jovanović, Milan Gavrilović, Dubravka Sladić, Aleksandra Radulović and Miro Govedarica. Режим доступу: [Building Change Detection Method to Support Register of Identified Changes on Buildings](#). - Дата звернення: 06.04.2023
7. Comparison between pixel- and object-based image classification of a tropical landscape using Système Pour l'Observation de la Terre-5 imagery. Автори: Hadi Memarian, Siva K Balasundram, Raj Khosla. Режим доступу: [\(PDF\) Comparison between pixel- and object-based image classification of a tropical landscape using Système Pour l'Observation de la Terre-5 imagery](#). — Дата звернення: 06.04.2023
8. Comparison of pixel-based and object-based image classification techniques in extracting information from UAV imagery data. Автори: H I Sibaruddin, H Z M Shafri, B Pradhan and N A Haron. Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, Universiti Putra Malaysia, 43400 Serdang, Selangor, Malaysia. School of Systems, Management and Leadership, Faculty of Engineering and Information Technology, University of Technology (UTS), Broadway NSW 2007, Australia. Режим доступу: [Comparison of pixel-based and object-based image classification techniques in extracting information from UAV imagery data - IOPscience](#). — Дата звернення: 06.04.2023
9. A review of supervised object-based land-cover image classification. August 2017, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 130, DOI:10.1016/j.isprsjprs.2017.06.001, License: CC BY-NC-ND 4.0. Автори: Lei Ma, Manchun Li, Xiaohue Ma, Liang Cheng, Peijun Du, Yongxue Liu. Режим доступу: [\(PDF\) A review of supervised object-based land-cover image classification](#). — Дата звернення: 06.04.2023
10. Supervised Machine Learning for Regionalization of Environmental Data: Distribution of Uranium in Groundwater in Ukraine. Автори: Michael Govorov, Gennady Gienko, Viktor Putrenko. Режим доступу: [Supervised](#)

[Machine Learning for Regionalization of Environmental Data: Distribution of Uranium in Groundwater in Ukraine](#). — Дата звернення: 06.04.2023

11. Monitoring war destruction from space using machine learning. Автори: Mueller Hannes, Groeger Andre, Hersh Jonathan, Matranga Andrea, Serrat Joan. April 26, 2021. Режим доступу: [Monitoring war destruction from space using machine learning | PNAS](#). — Дата звернення: 12.04.2023
12. RebuildUA [Facebook]. Режим доступу: <https://www.facebook.com/rebuildua.net/posts/118478457598140>. — Дата звернення: 10.10.2022
13. Kyiv School Of Economics [Facebook]. Збитки інфраструктури села Горенка на Київщині від війни. Режим доступу: [https://www.facebook.com/KyivSchoolOfEconomics/posts/pfbid02T176AsHhOzuZ3atmYpbrMSgbNmJGNjGTJqXK1CaWj1z54GJ5JtvkbKeec2ZYGMLBl?_cft__\[0\]=AZX8dHh7rQqhDSeanKUkPmoI_QbSzbhAA1MPfJdZhKet9wbMEud4U4z-Qjm5N8rZFJa9f8EAzPRc4pnD7-lkOyCxqExrNGLBhrxSgn3N164dXf192gr4E4NXhxfACmKFurA&_tn=%2CO%2CP-R](https://www.facebook.com/KyivSchoolOfEconomics/posts/pfbid02T176AsHhOzuZ3atmYpbrMSgbNmJGNjGTJqXK1CaWj1z54GJ5JtvkbKeec2ZYGMLBl?_cft__[0]=AZX8dHh7rQqhDSeanKUkPmoI_QbSzbhAA1MPfJdZhKet9wbMEud4U4z-Qjm5N8rZFJa9f8EAzPRc4pnD7-lkOyCxqExrNGLBhrxSgn3N164dXf192gr4E4NXhxfACmKFurA&_tn=%2CO%2CP-R). — Дата звернення: 10.10.2022
14. «Що таке джерела досліджень?», Автори: Frank Hunt, 10 Квітень 2023. Режим доступу: [Що таке джерела досліджень? - Наука - 2023](#). — Дата звернення: 13.04.2023
15. Kyiv School Of Economics [Facebook]. Збитки, завдані інфраструктурі міста Гостомель під час війни. Режим доступу: [https://www.facebook.com/KyivSchoolOfEconomics/posts/pfbid0zd595VTBMLkTbTKfvVNYBSv5Ca5rVzYMnyzLUVzv6846rS5Dhx7PgvKQCa5XoaGt1?_cft__\[0\]=AZXEovK386fZGbknu-oJwj6LNwBBpzZKyYQAUZi91KB92se5jVCIluV-4mJOI8ILBRi0UOQ7SQ3h-CXY_Cj6a4RsAOUWc4L_BwmhCDt4bxXXyLU9d4wsSSQh0je_Bh4adr0&_tn=%2CO%2CP-R](https://www.facebook.com/KyivSchoolOfEconomics/posts/pfbid0zd595VTBMLkTbTKfvVNYBSv5Ca5rVzYMnyzLUVzv6846rS5Dhx7PgvKQCa5XoaGt1?_cft__[0]=AZXEovK386fZGbknu-oJwj6LNwBBpzZKyYQAUZi91KB92se5jVCIluV-4mJOI8ILBRi0UOQ7SQ3h-CXY_Cj6a4RsAOUWc4L_BwmhCDt4bxXXyLU9d4wsSSQh0je_Bh4adr0&_tn=%2CO%2CP-R). — Дата звернення: 11.11.2022

16.ESRI

Режим

доступу:

https://www.esri.com/training/Engine/defaultui/player/modern.html?configuration=ReturnUrl%7C&preventRightClick=False&cc=uk-UA&cache=21.1.14.331&playerConfUrl=n@istration=InstanceId%7C0%21LearningObjectId%7C5c0ff7155daae879f4879239-17373%21UserId%7Cshynka17_VIU&package=LearningObjectId%7C5c0ff7155daae879f4879239-17373%21VersionId%7C11&tracking=True&forceReview=False. — Дата

звернення: 29.12.2022

17.KSE «Збитки інфраструктури Гостомеля на Київщині». Режим доступу:

https://kse.ua/ua/about-the-school/news/zbitki-infrastrukturi-gostomelya-na-kiyvshhini-otsinyuyutsya-u-9-5-mlrd-griven/?fbclid=IwAR3j_HicQmCNq4k7QXxDRLtSV2djHPBn5eyCxlyRu6JVIBaTRytJnBT-fuo . — Дата звернення: 29.12.2022

ДОДАТКИ

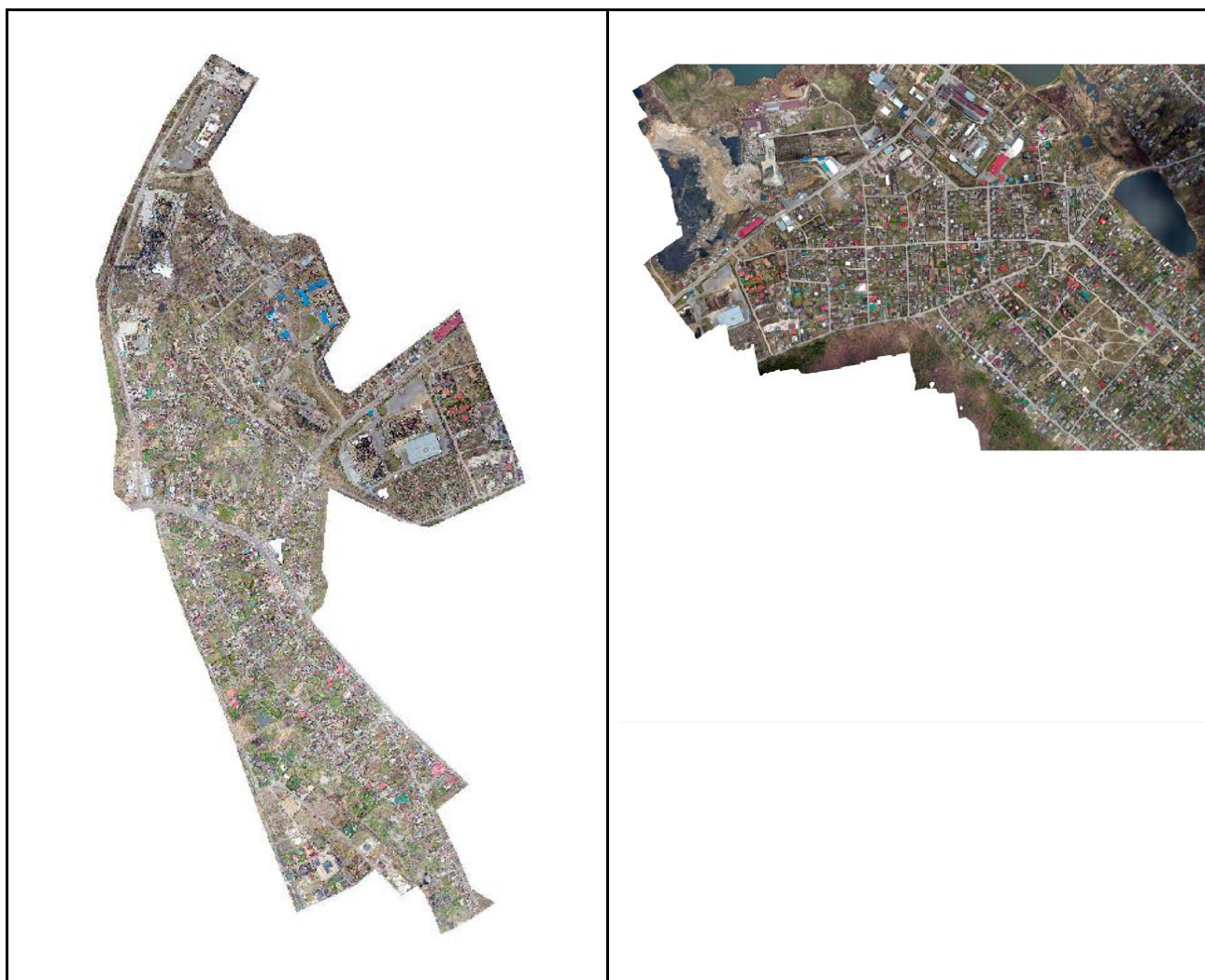


Рис.1. Знімки з БПЛА від волонтерського проєкту «RebuildUA»



Рис. 2. Фрагмент волонтерського проєкту «RebuildUA»

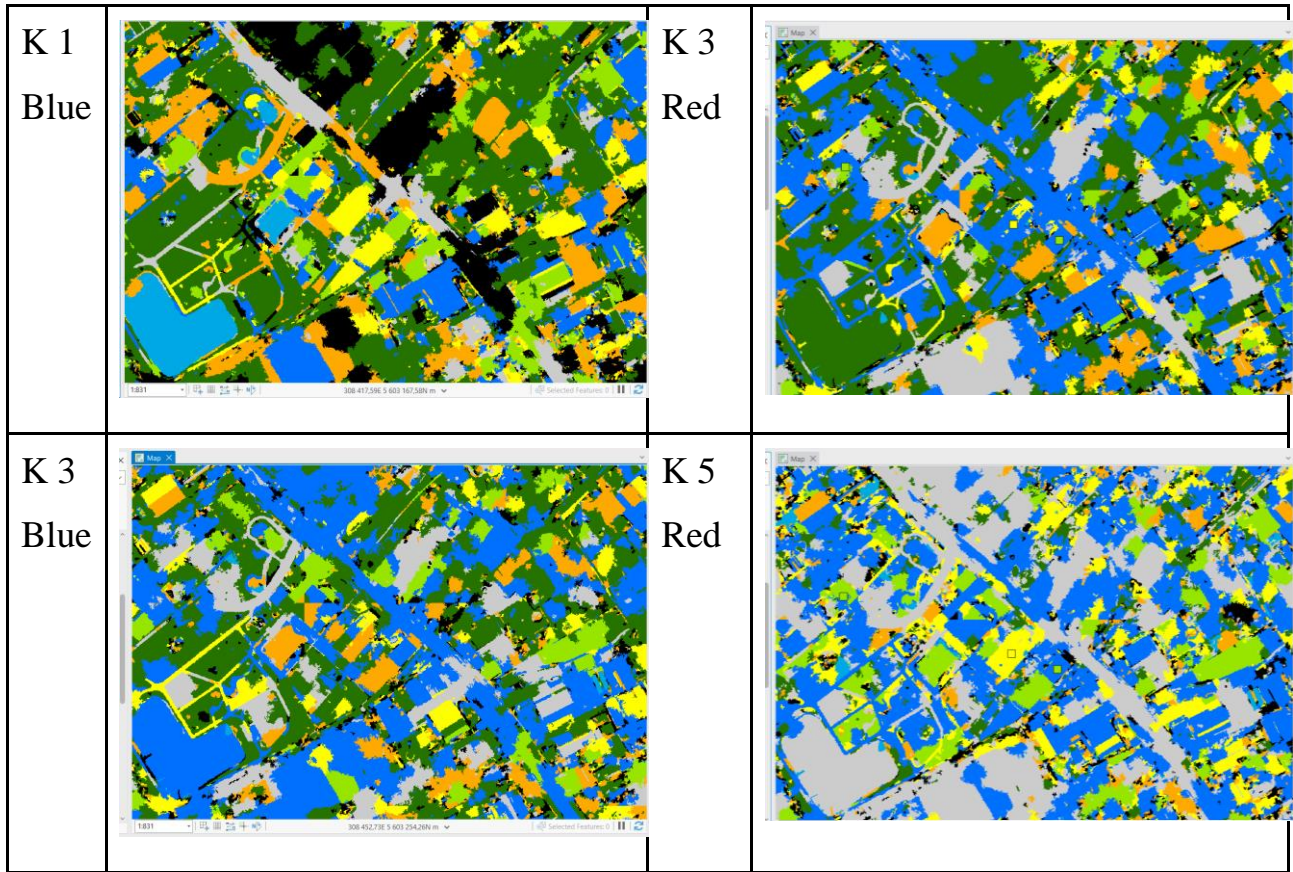


Рис. 1. Застосування методу найближчого сусіда.

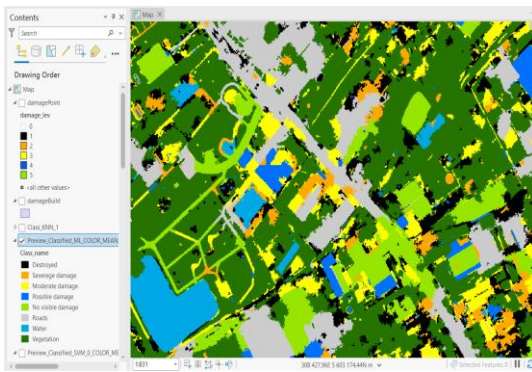


Рис.2. Застосування методу максимальної ймовірності.

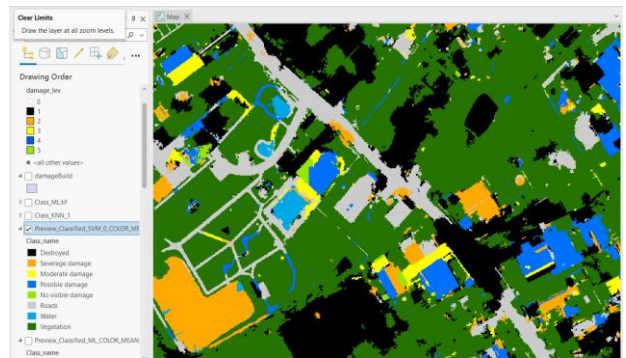


Рис. 3. Застосування методу вектору

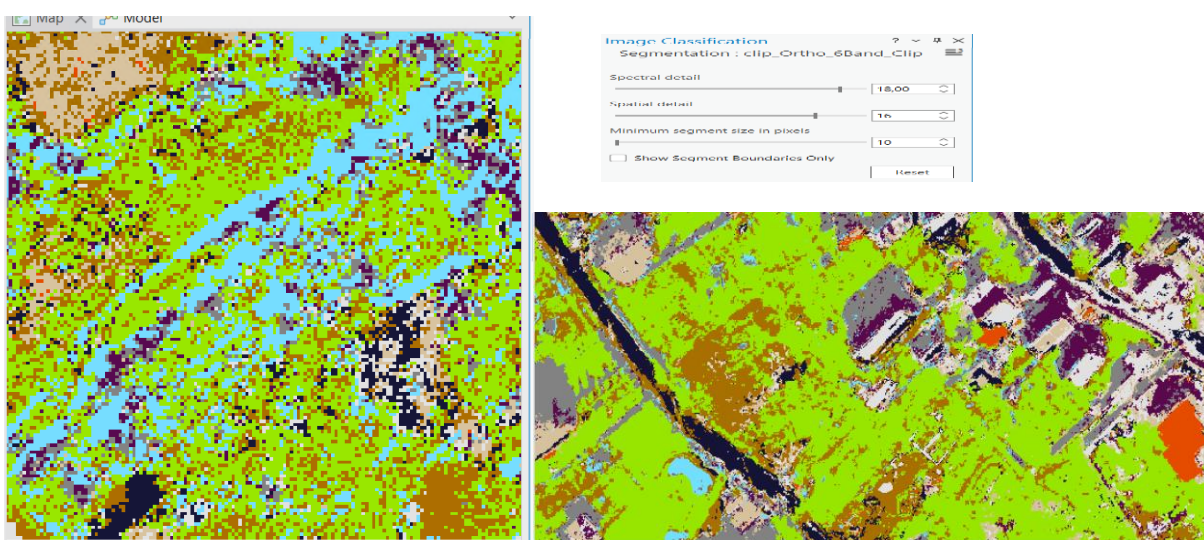


Рис. 1. Raster aggregation (Агрегація растрових даних)

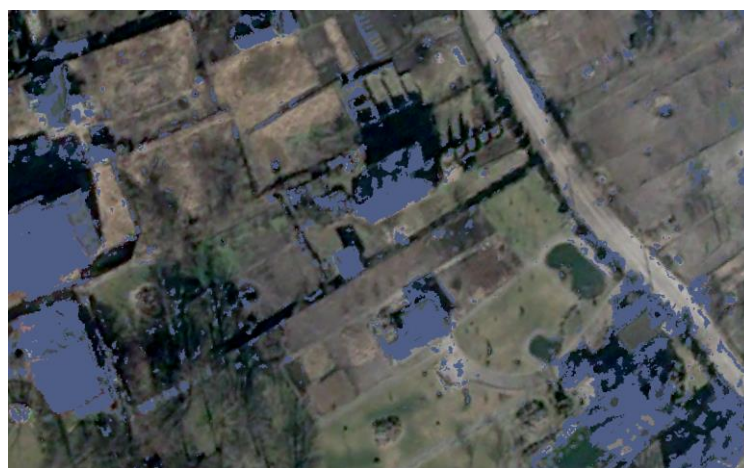




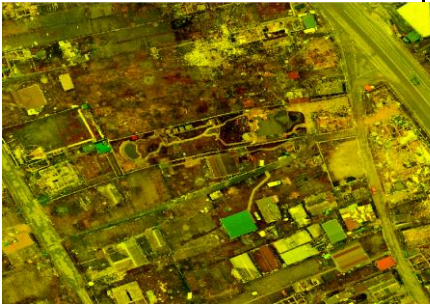





Рис. 2. Невеликі ділянки помилкових даних у растрі



Рис. 3. Фрагмент карти-підожки Bing Satellite











ДОДАТОК Д

Поєднання та міксування каналів для відображення чітких меж будинків

| Комбінація каналів | Приклад знімка | Комбінація каналів | Приклад знімка |
|--------------------|---|--------------------|---|
| 1,2,3 |  | 1,3,3 |  |
| 1,3,4 |  | 1,4,2 |  |
| 2,1,1 |  | 2,1,3 |  |
| 1,2,1 |  | 3,2,1 |  |

ДОДАТОК Е

Найкращі поєднання каналів для ідентифікації будівель

| Комбінація каналів | Приклад знімка | Комбінація каналів | Приклад знімка |
|-------------------------------|---|--------------------|---|
| 1 темні частини дахів в тіні. |  | 2 ні |  |
| 3 ні |  | 4 світлі |  |
| 5 ні |  | 6 ні |  |
| 7 відкрита земля світла |  | 8 |  |
| 9 дороги |  | 10 супер |  |

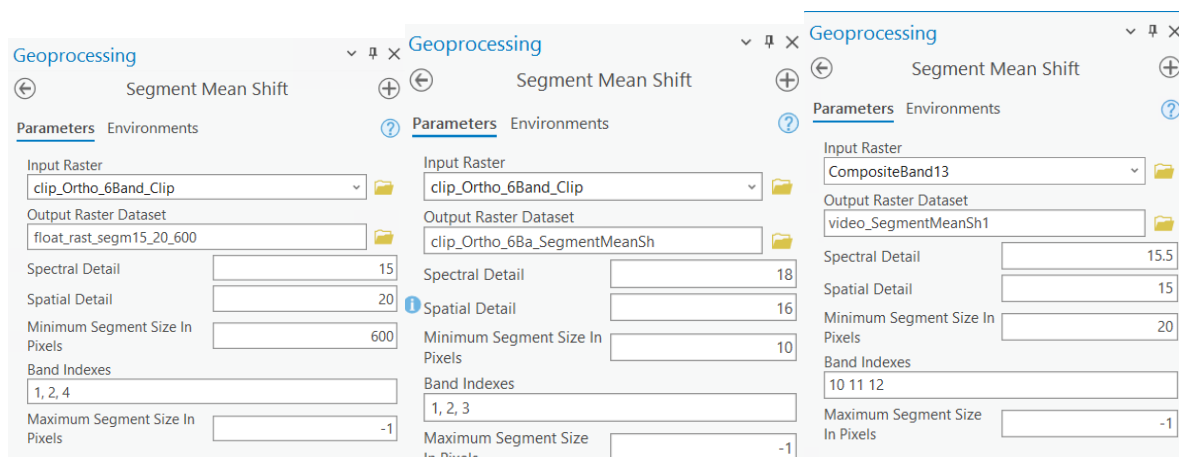


Рис. 1. Segment Mean Shift (Image Analyst), Geoprocessing Tools

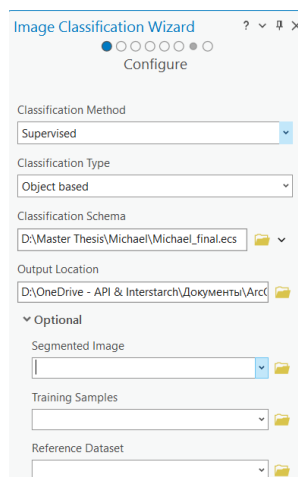


Рис. 2. Classification Wizard (Image Analyst)

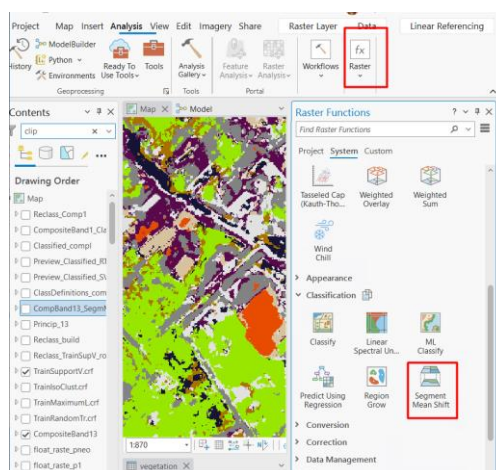


Рис. 3. Segment Mean Shift (Raster Function), Classification

ДОДАТОК 3

На вкладці «Середнє зміщення сегмента» встановіть такі параметри:

- Спектральна деталізація: 15,5
- Просторова деталізація: 5
- Мінімальний розмір сегмента в пікселях: 20

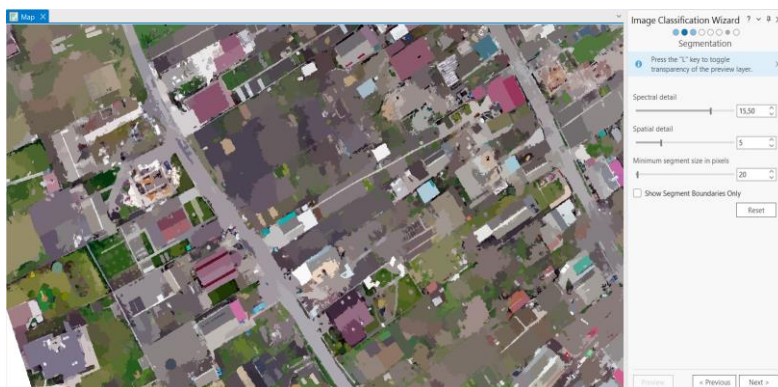


Рис. 1. Експерименти з параметрами сегментації 15,5, 5, 20

На вкладці «Середнє зміщення сегмента» встановіть такі параметри:

- Спектральна деталізація: 15,5
- Просторова деталізація: 5
- Мінімальний розмір сегмента в пікселях: 40



Рис. 2. Експерименти з параметрами сегментації 15,5, 5, 40

На вкладці «Середнє зміщення сегмента» встановіть такі параметри:

- Спектральна деталізація: 18
- Просторова деталізація: 5
- Мінімальний розмір сегмента в пікселях: 40

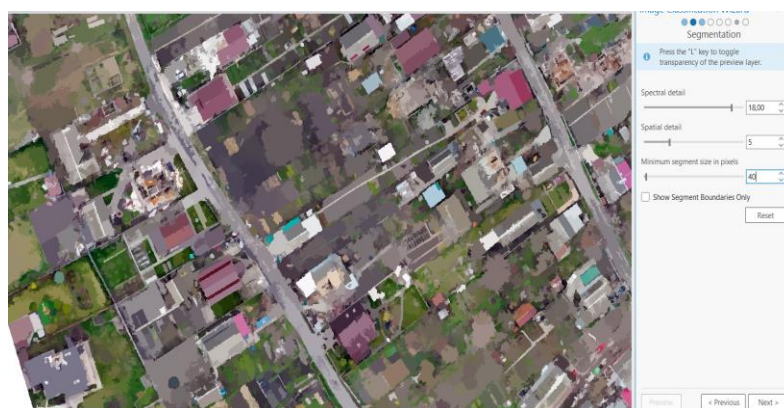


Рис. 3. Експерименти з параметрами сегментації 18, 5, 40



Рис. 4. Проміжні етапи і фінальні результати сегментації до руйнування



Рис. 4. Проміжні етапи і фінальні результати сегментації після руйнування

ДОДАТОК И

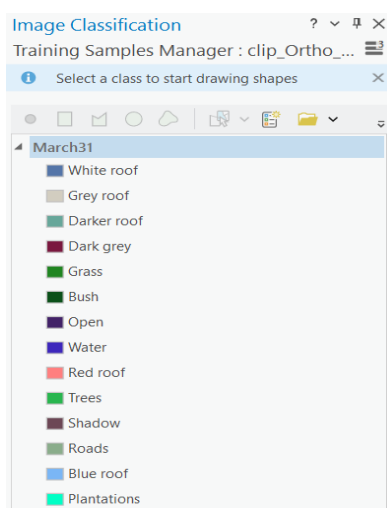


Рис. 1. Схема класифікації та нові класи до руйнування

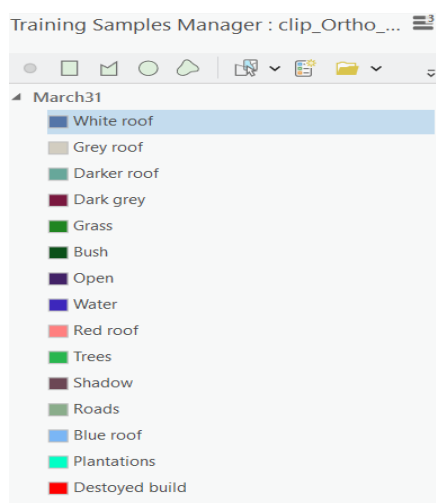


Рис. 2. Схема класифікації та нові класи після руйнування

| Будинки | Вегетація Вода | Земля |
|------------------|------------------|-------------------------|
| 1. White roof 1 | 1. Grass 5 | 1. Open (відкр. ґрунт 7 |
| 2. Grey roof 2 | 2. Bush (кущ 6 | 2. Asphalt 11 |
| 3. Darker roof 3 | 3. Trees 10 | 3. Shadow 12 |
| 4. Dark grey 4 | 4. Water 8 | 4. Plantations |
| 5. Red Roof 9 | | (огороди 14 |
| 6. Blue roof 13 | | |

Рис. 3. Згруповані класи для тренувальних прикладів

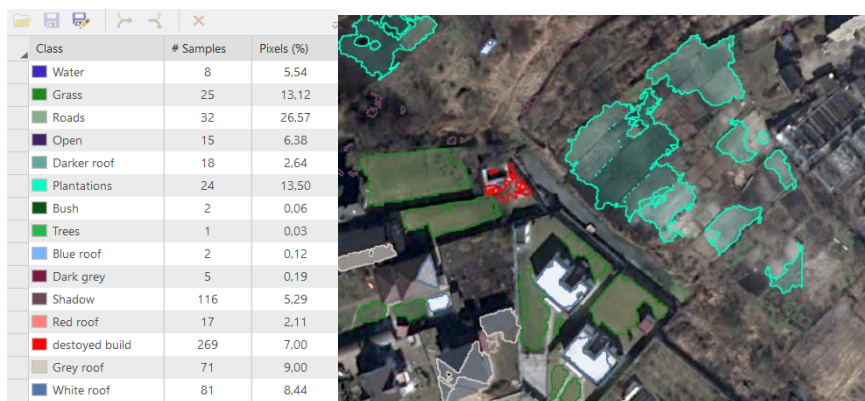


Рис.4. Зібрані навчальні зразки для тренінгу до руйнування

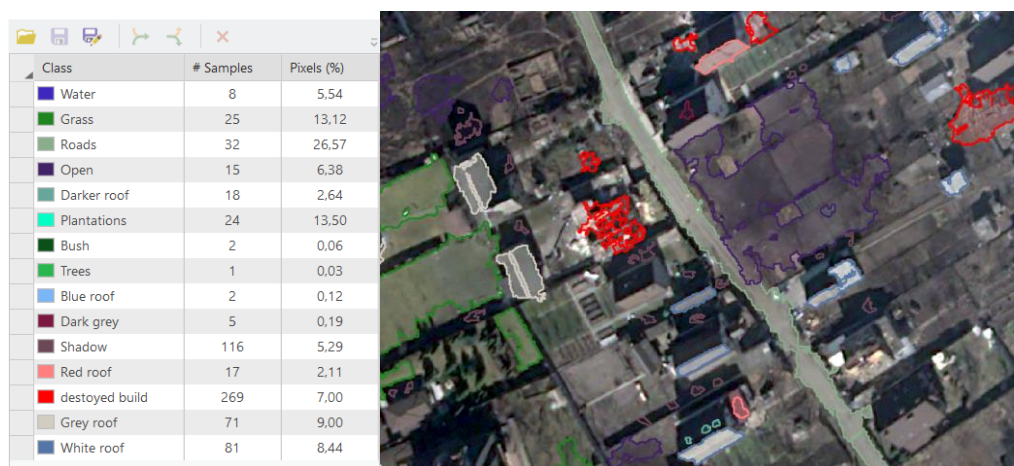


Рис. 5. Зібрані навчальні зразки для тренінгу після руйнування

ДОДАТОК К

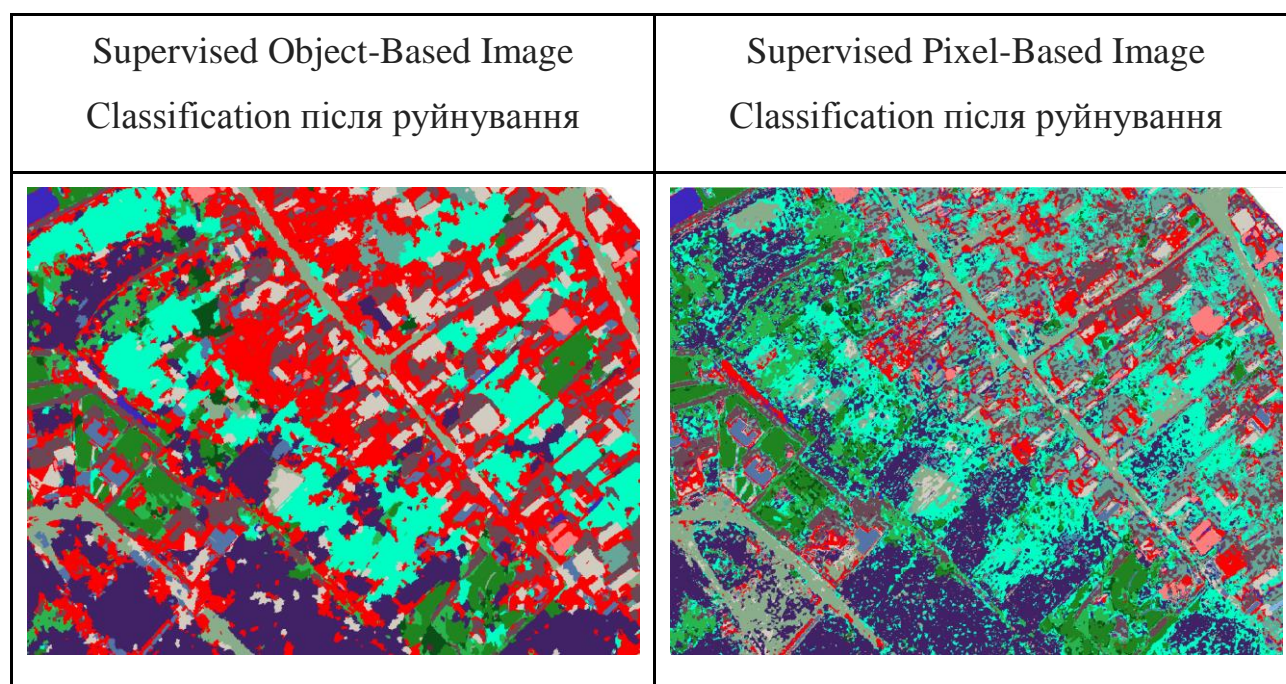


Рис. 1. Контрольовано-об'єкта та піксельна класифікація



Рис. 1. Reclassify, експерименти зі значеннями

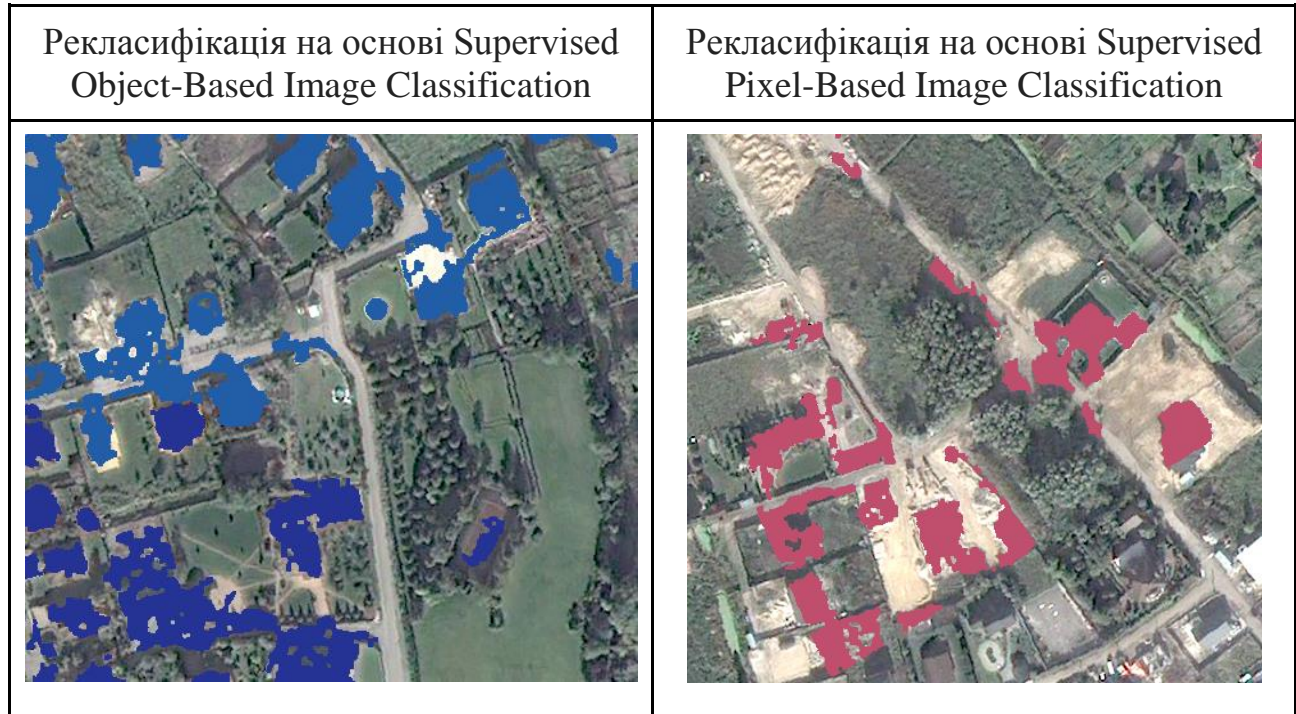


Рис. 2. Reclassify, (до руйнування), P1

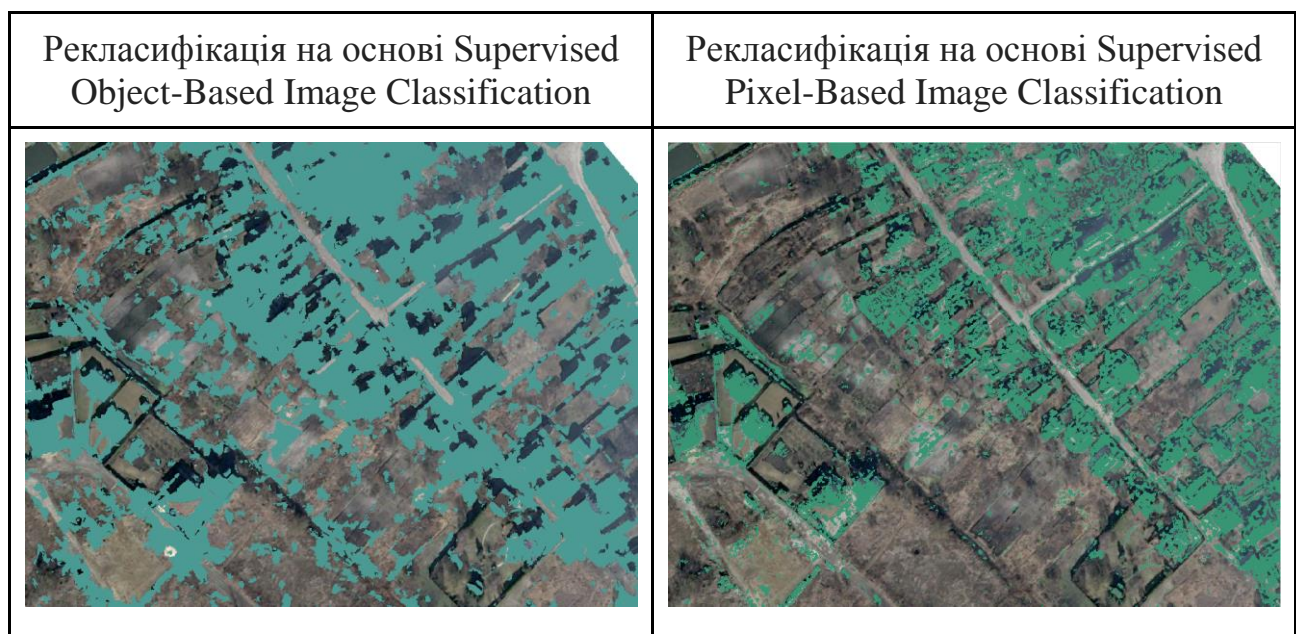


Рис. 3. Reclassify, (після руйнування), PNEO

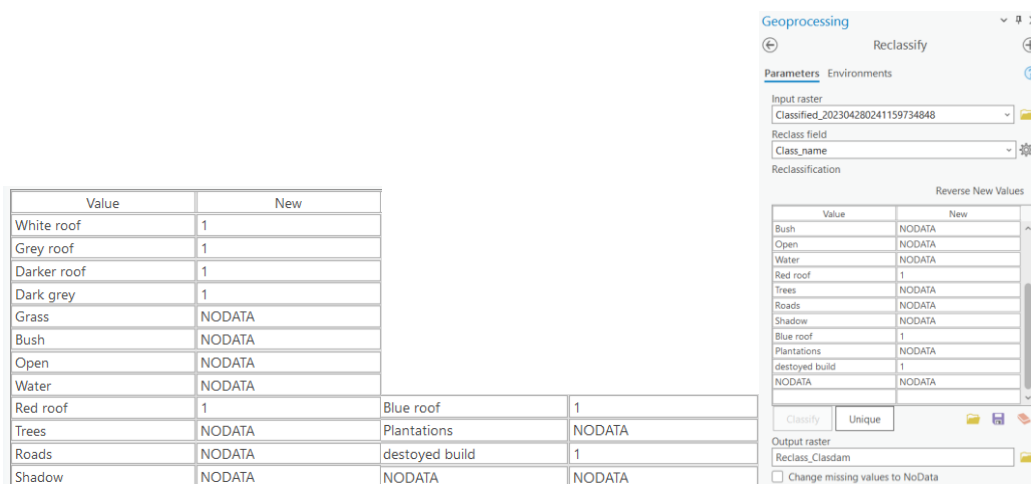


Рис. 4. Налаштування інструменту Reclassify

ДОДАТОК М

(Generalization toolset), послідовність використання

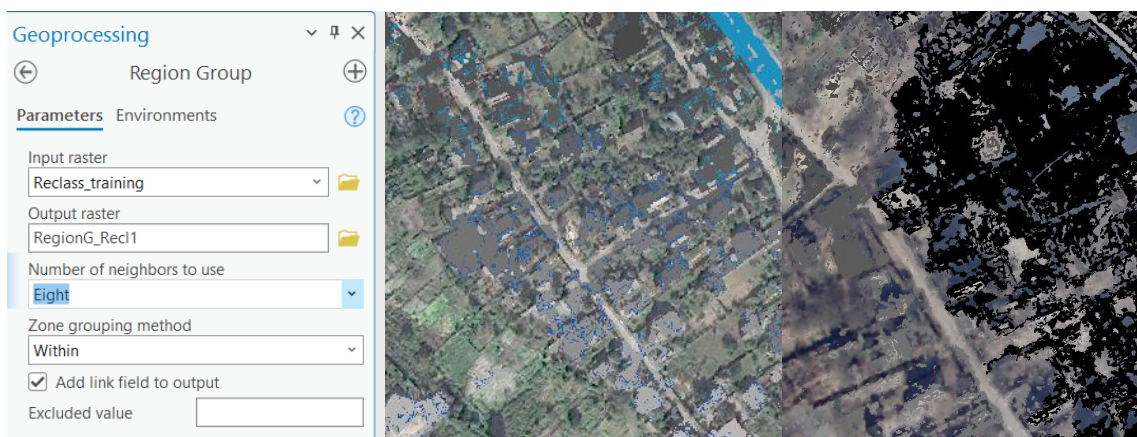


Рис. 1. Region Group

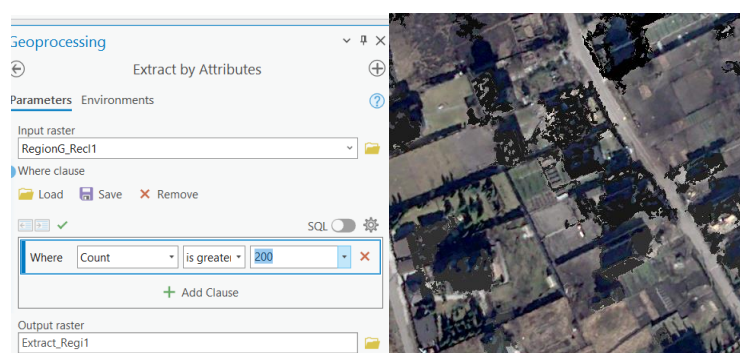


Рис. 2. Extract by Attributes

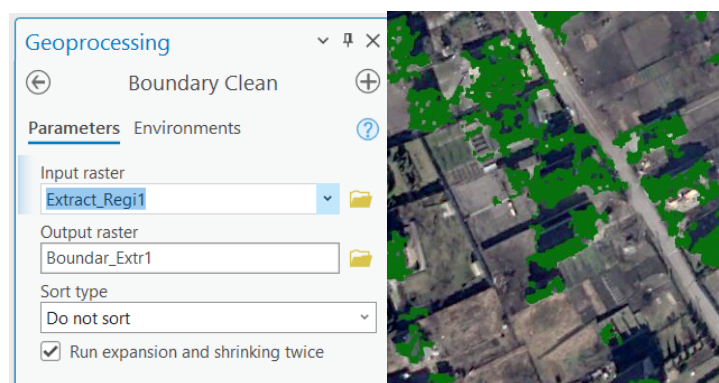


Рис. 3. Boundary Clean

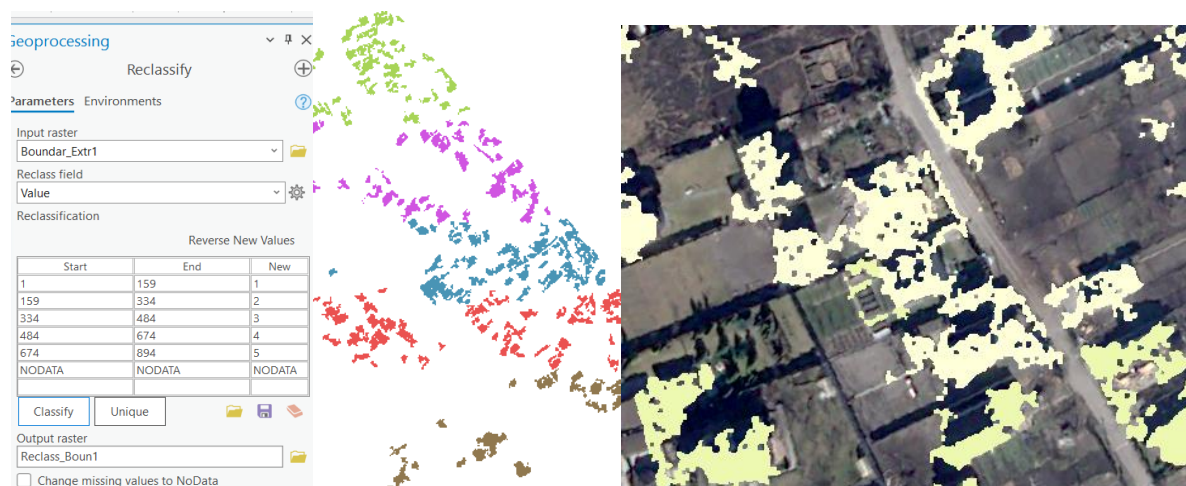


Рис. 4. Reclassify

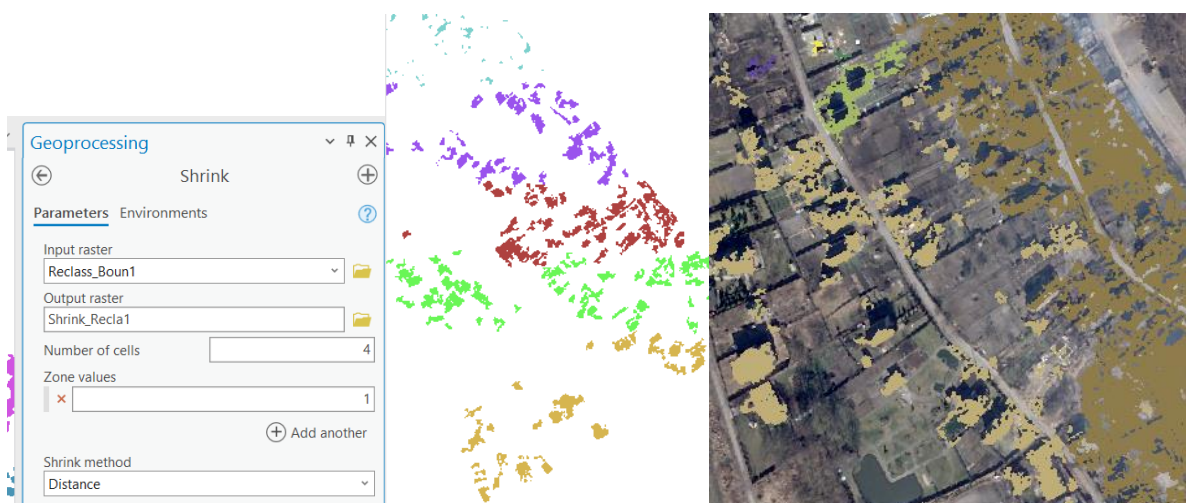


Рис. 5. Shrink

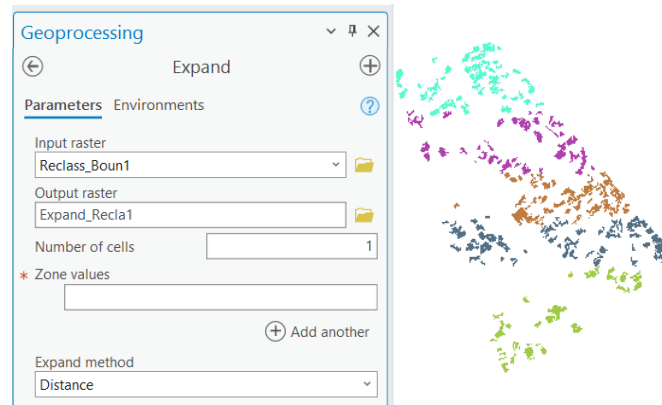


Рис. 6. Expand

ДОДАТОК Н

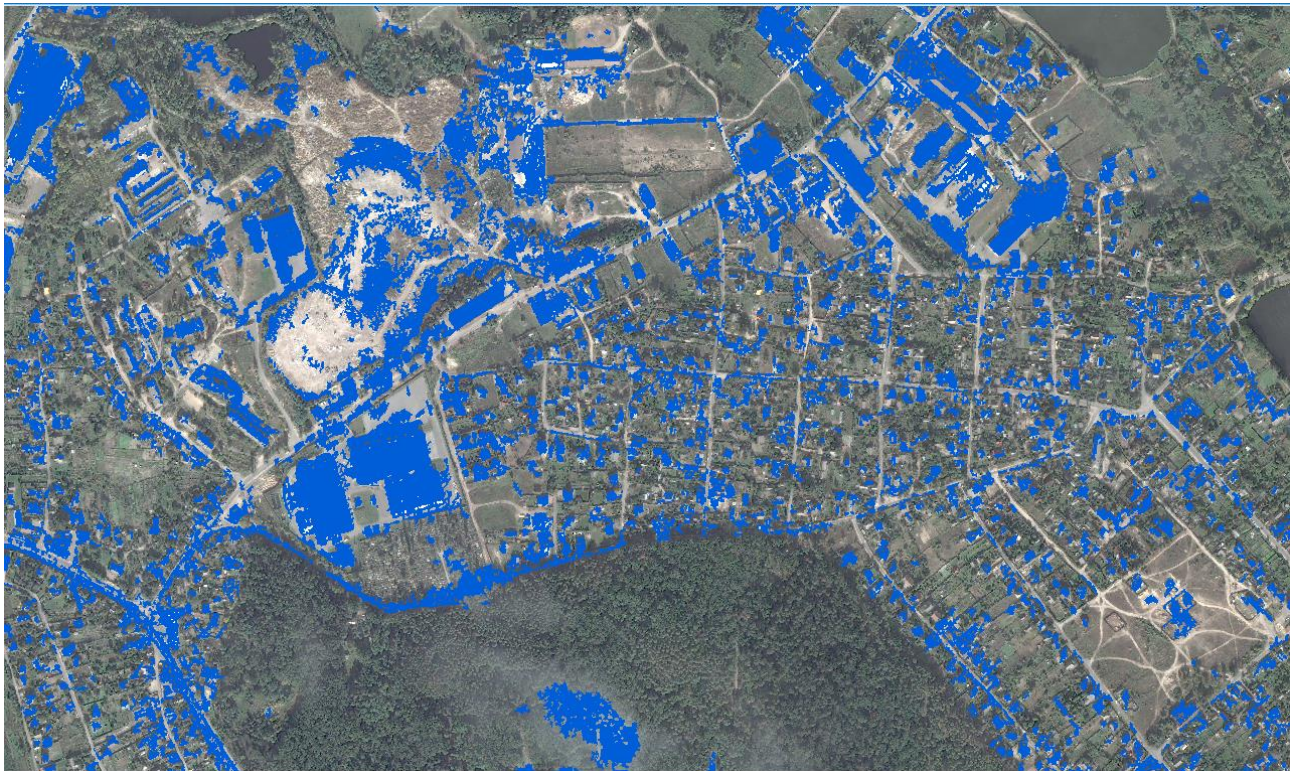


Рис. 1. Кінцевий результат Р1



Рис. 1. Кінцевий результат PNEO

ДОДАТОК П

Послідовність дій для виявлення змін в інфраструктурі

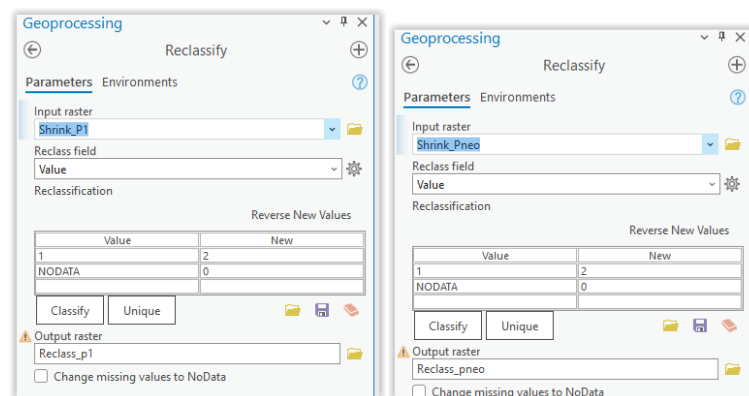


Рис. 1. Reclassify (P1, PNEO)

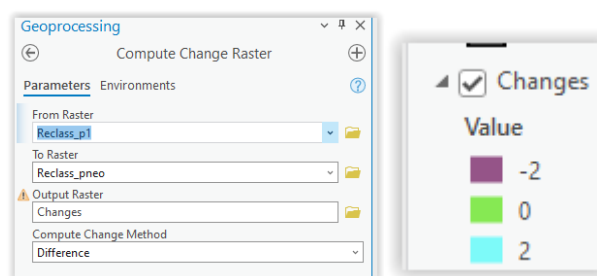


Рис. 2. Compute Change Raster

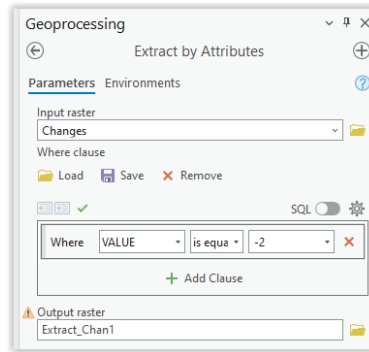


Рис. 3. Extract by Attributes

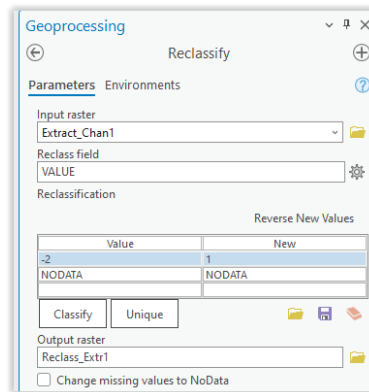


Рис. 4. Reclassify

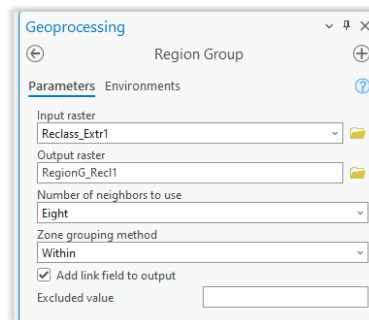


Рис. 5. Region Group

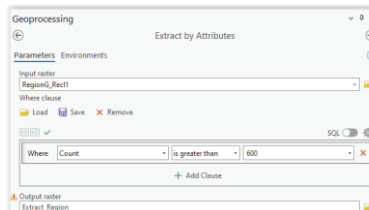


Рис. 6. Extract by Attributes

ДОДАТОК Р

Послідовність дій для побудови ЦМР

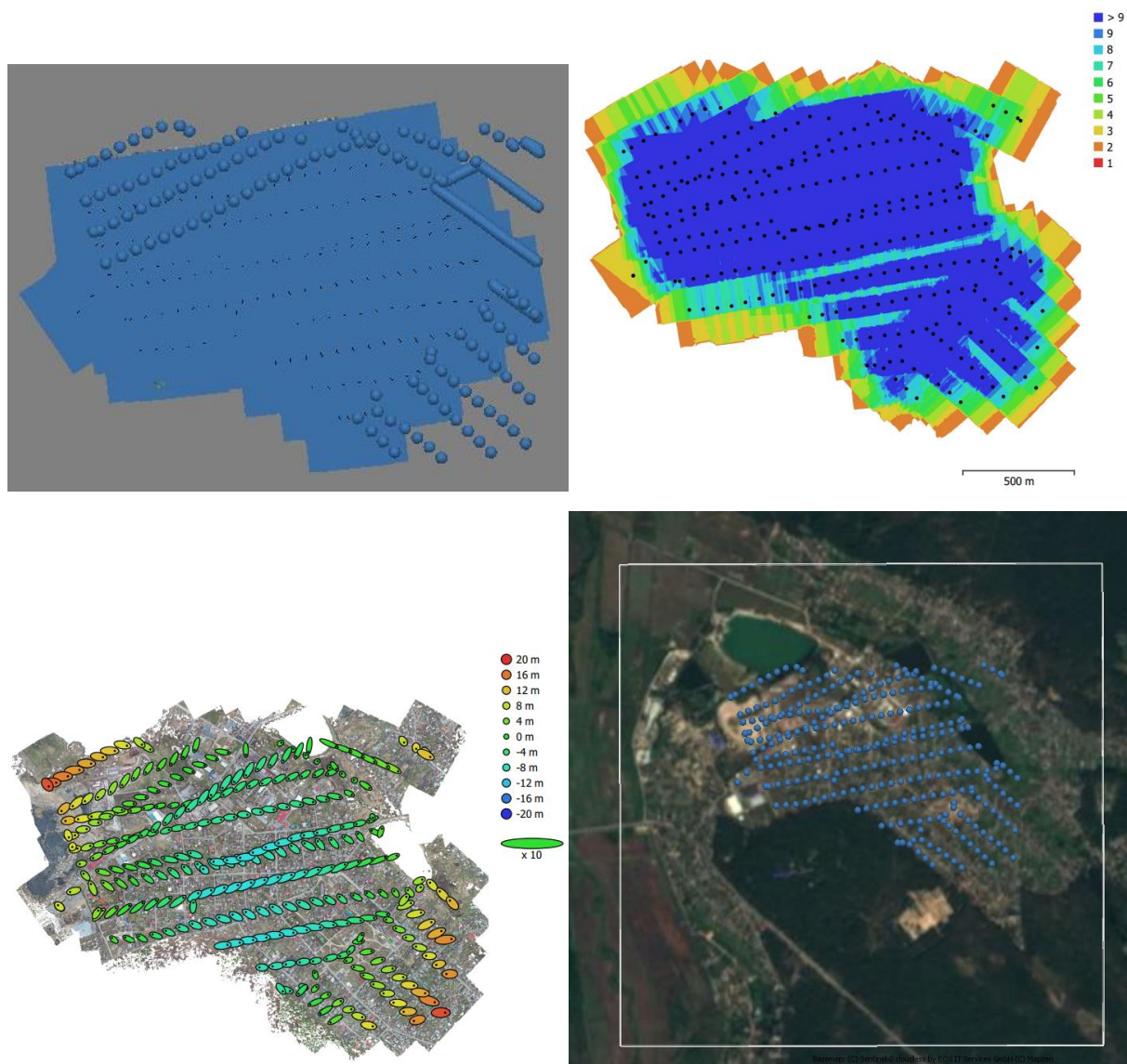


Рис. 1. Survey Data та Camera Locations

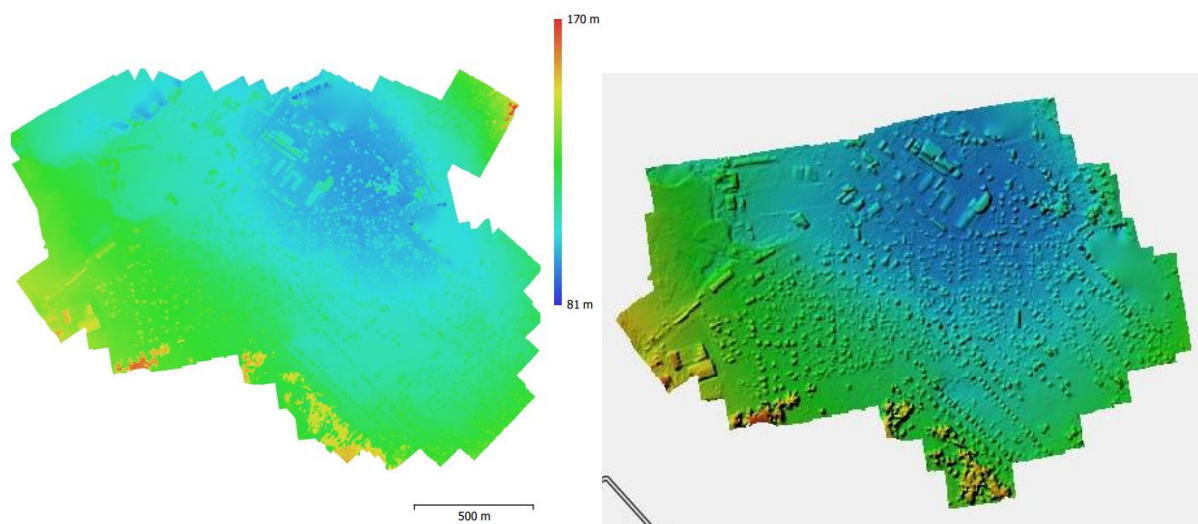


Рис. 2. Реконструйована цифрова модель рельєфу

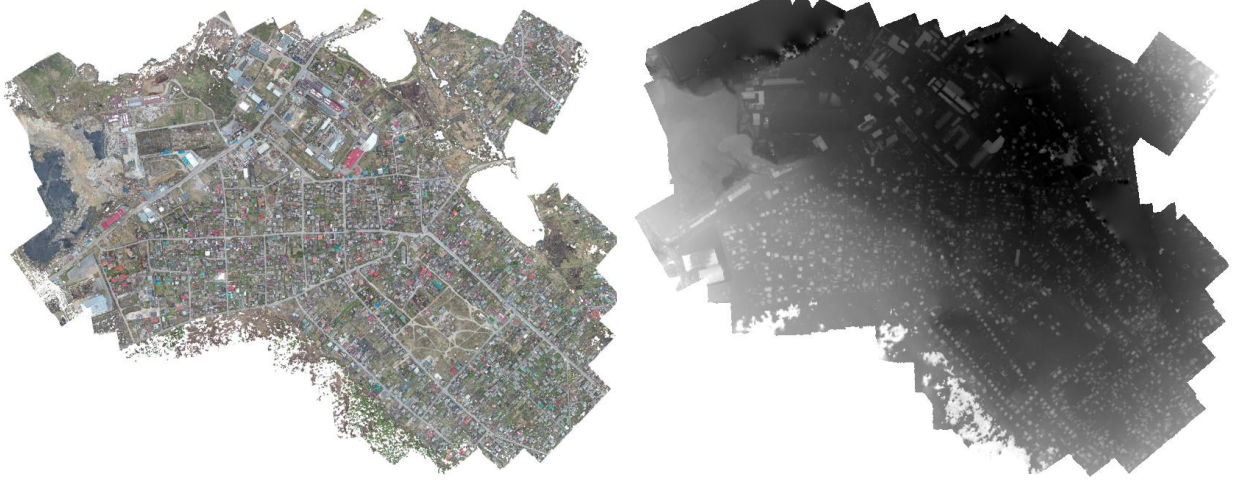


Рис. 3. Результат, побудована ЦМР