

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**ДЕРЖАВНИЙ ВИЩИЙ НАВЧАЛЬНИЙ ЗАКЛАД**  
**«УЖГОРОДСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ»**  
**НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ХІМІЇ ТА ЕКОЛОГІЇ**

Кафедра екології та охорони навколишнього середовища

Магістерська робота

**Використання даних Landsat і Sentinel для моніторингу  
пожеж у вибраних громадах Ужгородського району**

Виконав: студент II курсу  
ОС Магістр спеціальності  
101 Екологія  
Піпаш В.В.  
Керівник:  
к.х.н., доц. Глух О.С.  
Рецензент:  
к.х.н., доц. Зубака О.В.

Ужгород – 2025

## ЗМІСТ

Вступ	3
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МОНІТОРИНГУ ПОЖЕЖ	6
1.1. Супутниковий моніторинг пожеж: основні принципи	8
1.2. Індекс NBR і dNBR для виявлення наслідків пожеж	10
1.3. Особливості супутникових систем Landsat і Sentinel	12
1.4. Характеристика Ужгородської, Холмківської та Оноківської громад Ужгородського району	17
РОЗДІЛ 2. МЕТОДИКА ТА ВИХІДНІ ДАНІ	19
2.1. Створення скриптів для роботи у середовищі Google Earth Engine	19
РОЗДІЛ 3. РЕЗУЛЬТАТИ ТА ЇХ АНАЛІЗ	24
Виявлені осередків пожеж у межах досліджуваних громад	24
3.2. Розрахунок індексів NBR та dNBR	30
3.3. Порівняльна оцінка результатів, отриманих на основі даних Landsat I Sentinel	35
ВИСНОВКИ	37
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	39
ДОДАТОК	43

## ВСТУП

### *Актуальність теми*

Пожежі мають значний вплив на клімат, екосистеми та біорізноманіття. Тому, необхідним є систематичний моніторинг наслідків пожеж на великій території та оцінка їх екологічних наслідків. Дистанційне зондування Землі (ДЗЗ), зокрема використання даних Landsat і Sentinel-2, є потужним інструментом для точного та своєчасного отримання даних про зміни на поверхні, що дозволяє виявляти, відстежувати та оцінювати вплив пожеж. dNBR є ключовим спектральним індексом, який вимірює різницю у спектральній відбивній здатності між знімками, зробленими до та після пожежі, для виявлення змін на поверхні, таких як зменшення рослинного покриву та вологи, і збільшення видимості попелу та ґрунту.

**Мета:** оцінити та порівняти зміни площ згорілих територій та ступінь вигорання, використовуючи індекс dNBR на основі даних Landsat та Sentinel-2, у Холмківській, Ужгородській та Оноківській громадах Ужгородського району за період 2020–2025 років.

### *Завдання дослідження:*

- здійснити огляд та аналіз наукових публікацій, присвячених методам дистанційного зондування Землі для моніторингу пожеж, зокрема застосуванню супутникових даних Landsat і Sentinel-2;
- проаналізувати підходи до використання спектральних індексів NBR та dNBR для виявлення згорілих територій і оцінки ступеня вигорання рослинного покриву;
- розрахувати індекс dNBR для кожного звітного періоду (наприклад, 2020–2021, 2021–2022 і т.д.) з використанням даних Sentinel-2 та Landsat для кожної громади.
- проаналізувати просторовий розподіл та часову динаміку згорілих ділянок (зони з позитивними значеннями dNBR) у кожній громаді.

**Об'єкт дослідження:** пожежі та їх наслідки (згорілі площі, ступінь вигорання) у вибраних громадах.

**Предмет дослідження:** Диференційований нормалізований індекс згорілої рослинності (dNBR), розрахований за даними Landsat і Sentinel-2, як показник змін, спричинених пожежами.

**Практичне значення роботи** Оперативне виявлення та картографування згорілих площ; планування заходів з відновлення лісів та постраждалих територій.; інтеграції даних Landsat і Sentinel-2 для підвищення точності та деталізації моніторингу.; розробки стратегій запобігання пожежам та управління ними, використовуючи точні дані.

### ***Наукова новизна***

Вперше здійснено порівняльний аналіз ефективності використання dNBR, отриманого з різних супутників (Landsat і Sentinel-2), для моніторингу пожеж і зміни рослинності у специфічних умовах Ужгородського району, що має різні типи землекористування та рослинності.

Створено серії карт ступеня вигорання (dNBR) у високій просторовій роздільній здатності (завдяки Sentinel-2) за п'ять послідовних років, що дозволяє оцінити довгострокову динаміку змін.

Виявлено тенденції у пожежній активності в Холмківській, Ужгородській та Оноківській громадах, які можуть бути пов'язані з антропогенними факторами чи змінами клімату.

### ***Апробація результатів***

Результати дослідження апробовані на щорічних студентських підсумкових конференціях ННІХЕ, Ужгород, 25 травня 2023 і 10 травня 2024 років, ІХ Міжнародному молодіжному конгресі Сталий розвиток: захист навколишнього середовища. Енергоощадність. Збалансоване природокористування, 28-29 березня 2024, Україна, Львів, Chemical Hub forum "Chemistry and Ecology Nexus:

Igniting Innovation and Sustainability for Future Generations". 18-20 вереня 2024 р.  
Ужгород.

***Структура роботи:*** Робота викладена на 50 ст. машинописного тексту, включає 11 рисунків, 4 таблиці, Список використаних джерел містить 38 найменування.

## РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МОНІТОРИНГУ ПОЖЕЖ

Лісові пожежі, природне явище, що виникло ще до появи людської цивілізації, становлять серйозну загрозу для екосистем, соціально-економічних факторів та здоров'я людини. Через зміну клімату та вплив людини частота та інтенсивність глобальних лісових пожеж зростають, що призводить до величезних викидів в атмосферу та ускладнює світові зусилля щодо боротьби з глобальним потеплінням. Це дослідження представляє та узагальнює реагування на лісові пожежі, включаючи моніторинг пожеж, прогнозування розвитку та технології пожежогасіння. Супутники, сторожові вежі, дрони та бездротові сенсорні мережі надають пожежним службам комплексні дані моніторингу лісових пожеж. Алгоритми штучного інтелекту підвищують ефективність аналізу та обробки даних.

Моніторинг поширення лісових пожеж може бути основою для гасіння пожеж та евакуації у разі надзвичайних ситуацій. Величезна кількість даних моніторингу також може служити для перевірки та уточнення теорій та моделей лісових пожеж. У цьому розділі ми представимо чотири схеми моніторингу лісових пожеж від традиційних до найновіших. Спостережні вежі, встановлені на вершинах пагорбів, є традиційним засобом моніторингу лісових пожеж, з радіусом спостереження до 20 км за ідеальних умов [1]. Автоматизовані пристрої спостереження за зображеннями (наприклад, системи відеоспостереження), встановлені на сторожових вежах, значною мірою замінили спостерігачів-людей, демонструючи чудову продуктивність у світлий час доби [2,3]

Системи сторожових веж пропонують практичні переваги завдяки постійному моніторингу в межах прямої видимості на великих територіях, особливо в регіонах, де супутникове/безпілотне з'єднання виявляється ненадійним. Їхня економічна ефективність порівняно з орбітальними системами підвищується, коли оптимізоване для ГІС розміщення максимізує покриття на одну установку, тоді як автоматизовані тепловізійні камери забезпечують базову 24-годинну роботу. Однак критичні обмеження зберігаються: обмеження видимості через рельєф місцевості або погоду створюють постійні сліпі зони,

недоступні для статичних веж, а моделі резервування на основі ризиків не можуть повністю компенсувати негнучкість у динамічних сценаріях пожеж. Експлуатаційні витрати зростають у віддалених районах через вимоги до інфраструктури, тоді як помилкові тривоги від промислових джерел тепла залишаються невирішеними. Ці обмеження пояснюють їхню сучасну роль як гібридних мережевих компонентів, а не як автономних рішень.

Супутниковий дистанційний моніторинг завдяки розвитку, удосконаленню нових сенсорних систем і технологій обробки зображень, а також зростанню доступності безкоштовних зображень, дистанційне зондування (ДЗ) на основі супутникових та радіолокаційних знімків широко застосовується в моніторингу лісових пожеж, особливо для великих віддалених районів

Супутникове дистанційне зондування пропонує безпрецедентні переваги для моніторингу лісових пожеж у величезних або важкодоступних регіонах, проте практичні обмеження зберігаються. Геостаціонарні системи забезпечують часті теплові спостереження, але мають труднощі з виявленням менших пожеж через грубу просторову роздільну здатність, часто пропускаючи критичні ранні стадії займання нижче певних радіаційних порогів. Супутники на полярній орбіті надають точніші просторові деталі, необхідні для картографування периметрів пожеж, але їхні рідкісні повторні візити ризикують пропустити швидко розвиваючіся пожежі між проходами. Хмарний покрив регулярно заважає оптичним датчикам, особливо під час сезонних мусонів або в тропічних зонах, схильних до пожеж, де дим та пірокумулясні хмари посилюють проблеми з видимістю. [4]

## 1.1. Супутниковий моніторинг пожеж: основні принципи

Одним із найпоширеніших супутникових індексів для виявлення пожеж є Індекс пожежної погоди (FWI), який оцінює ризик пожежі на основі погодних умов, таких як температура, швидкість вітру та вологість. [5] Хоча FWI ефективний для оцінки ризиків на основі погодних умов, FWI безпосередньо не використовує супутникові знімки для виявлення пожеж у реальному часі. [6] Аналогічно, індекс Fire Radiative Power (FRP) оцінює інтенсивність пожежі за допомогою теплових інфрачервоних даних, надаючи важливу інформацію про енергію, що виділяється внаслідок горіння біомаси. Хоча FRP ефективний для виявлення великих, інтенсивних пожеж, він може пропускати менші або менш інтенсивні пожежі, особливо в лісистих районах. [7]

У цьому дослідженні представлено новий Нормований індекс різниці вогню (NDFI), який зосереджений на диференціації обгорілих і незгорілих ділянок на основі спектральної відбиття в SWIR 2 та червоних смугах. NDFI, на відміну від інших індексів, таких як нормалізований коефіцієнт горіння (NBR) або диференційований NBR (dNBR), пропонує унікальний підхід, використовуючи ці специфічні спектральні діапазони для підвищення точності виявлення пожежі, особливо в районах з різною рослинністю та рельєфом. NBR і dNBR широко використовуються для картування інтенсивності горіння, аналізу супутникових знімків до та після пострілу. Хоча обидва індекси корисні, вони можуть мати труднощі з виявленням пожеж під щільними навісами або невеликими пожежами, які випромінюють мінімальне теплове випромінювання. NDFI, навпаки, вирішує ці виклики, забезпечуючи кращу чутливість до пожежних районів, що робить його особливо цінним для виявлення менших пожеж і точного визначення меж пожеж.

Крім того, індекси, такі як Індекс випалених площ (BAI), Індекс глобального моніторингу навколишнього середовища (GEMI) та Індекс середньо-інфрачервоного горіння (MIRBI), зосереджуються на стресі рослинності, виявленні активних пожеж або диму через різні спектральні діапазони. [8] Кожен індекс акцентує увагу на різних аспектах виявлення лісових

пожеж, пропонуючи компроміси між точністю, часовою роздільною здатністю та доступністю даних.

Однак величезний обсяг даних, створених супутниковими сенсорами, становив серйозний виклик. Традиційні методи аналізу супутникових зображень базувалися на ручній інтерпретації підготовленими експертами, що є трудомістким процесом, схильним до помилок і невідповідностей. [9] Крім того, динамічний характер лісових пожеж із їхньою швидкою зміною поведінки та просторового масштабу зробив методи статичного аналізу неефективними для фіксації їхньої повної складності.

У відповідь на ці виклики галузь машинного навчання стала перспективним напрямком для розвитку можливостей виявлення лісових пожеж. Використовуючи потужність штучного інтелекту для аналізу величезних обсягів супутникових зображень, алгоритми машинного навчання могли виявляти закономірності та аномалії, пов'язані з лісовими пожежами, з безпрецедентною швидкістю та точністю. [10] Ці алгоритми, навчені на великих наборах позначених зображень, навчилися розрізняти нормальні варіації навколишнього середовища від характерних ознак лісових пожеж, що дозволяло їм виявляти пожежі майже в реальному часі та надавати раннє попередження рятувальникам. Однією з ключових переваг систем для виявлення лісових пожеж на основі машинного навчання є їхня здатність адаптуватися та розвиватися з часом. Коли з'являються нові дані та алгоритми стикаються з новими сценаріями, вони можуть удосконалювати розуміння динаміки лісових пожеж і покращувати свої можливості виявлення. [11] Ця адаптивність особливо важлива в контексті зміни клімату, коли зміна екологічних умов і нові режими пожеж створюють постійні виклики для традиційних методів моніторингу.

Запропонована методологія виявлення лісових пожеж використовує нову модель, що поєднує Support Vector Machines (SVM), застосованої до супутникових знімків Landsat. Процес складається з п'яти ключових кроків, починаючи зі збору даних з Google Earth Engine, де супутникові знімки Landsat 8 з часовою роздільною здатністю 16 днів доступні безкоштовно, і для цього

дослідження були отримані за допомогою щомісячного медіанного композитного підходу за місяць після пожежі у грудні 2019 року. Цей метод підвищує якість даних, зменшуючи шум і пом'якшуючи вплив викидів, забезпечуючи чіткіше уявлення про уражені території після лісової пожежі. Незважаючи на відносно низьку частоту повторних пожеж, висока просторова роздільна здатність зображень Landsat 8 дозволяє детально зафіксувати динаміку лісових пожеж.

Окрім даних Landsat-8, було включено продукт MODIS Burned Area Monthly для цілей валідації. Цей набір даних із просторовою роздільною здатністю приблизно 500 м надає комплексний слід пожежі, що підкреслює масштаби постраждалих територій, що дозволяє провести надійне порівняння з результатами моделі. Використання даних MODIS додає незалежний рівень валідації для оцінки продуктивності нашої моделі та гарантує узгодження наших висновків із широко прийнятими методологіями виявлення пожежі.

Для підвищення точності та своєчасності виявлення лісових пожеж ми пропонуємо поєднати дані Landsat-8 із зображеннями Sentinel-2. Landsat-8 забезпечує високу просторову роздільну здатність 15–30 м, тоді як Sentinel-2 забезпечує вищу частоту повторного заходу — 5 днів, що дозволяє покращити виявлення пожежі в реальному часі. Ця комбінація враховує часові обмеження Landsat-8, зберігаючи при цьому тонкі просторові деталі. [12]

## **1.2. Індекс NBR і dNBR для виявлення наслідків пожеж**

NBR можна використовувати для надійної оцінки тяжкості пожеж у різних частинах територій, уражених пожежами – чим нижчі значення NBR, тим більші збитки. [13] NDVI в основному використовувався для короткострокових оцінок відновлення. [14] Зміни в лісовому рослинному покриві можна виміряти за допомогою зображень, отриманих до та після пожежі, та розрахунку значень диференційованих індексів (dNDVI та dNBR). [15] Однак реакція рослинності на пожежу та відновлення після пожежі помітно відрізняється залежно від стану рослинності до пожежі, типу рослинності та біогеографічного регіону. [16] Методи розрахунку dNDVI та dNBR підтримують вивчення порушень лісової

екосистеми, проте вони недостатньо точні для вивчення відновлення лісових екосистем після пожежі. Основними причинами є відмінності в порушеннях, спричинених пожежами, видовому різноманітті, характеристиках підросту та різних регенеративних здібностях лісів з різними умовами навколишнього середовища. У науковій літературі існують неоднозначні звіти щодо ефективності спектральних індексів для моніторингу відновлення рослинності після пожежі. Жоден зі спектральних індексів не має кращих показників у різних екосистемах, масштабах та умовах часового затримки при оцінці порушень та відновлення після пожежі. [17]

Хоча dNBR (індекс нуклеотидного вигорання) є добрим показником серйозності пожеж у лісі, цей індекс не завжди точний і потребує перевірки за допомогою польових спостережень, коли застосовується до нового регіону або типу рослинності. [18,19] Композитний індекс вигорання (СВІ) – це стандартизований метод польових досліджень, розроблений для отримання єдиного індексу для кількох показників серйозності пожеж, серйозності вигорання та екологічної реакції з метою перевірки точності dNBR. Однак, коли мірою інтересу є серйозність пожежі як така, в СВІ є екологічні показники, які не є релевантними, наприклад, відновлення паростків дерев після пожежі та зміна видового складу після пожежі. Тому польові спостереження за серйозністю пожеж у цьому дослідженні включали лише компонент СВІ, який зосереджений на серйозності пожежі, а саме висоту обвуглення. Ми додатково оцінили серйозність стовбурових пожеж, як це зробили у Дюнных заростях, типі деревної рослинності, який має спільні види з афротемпературним лісом, але нижчий за зростом.

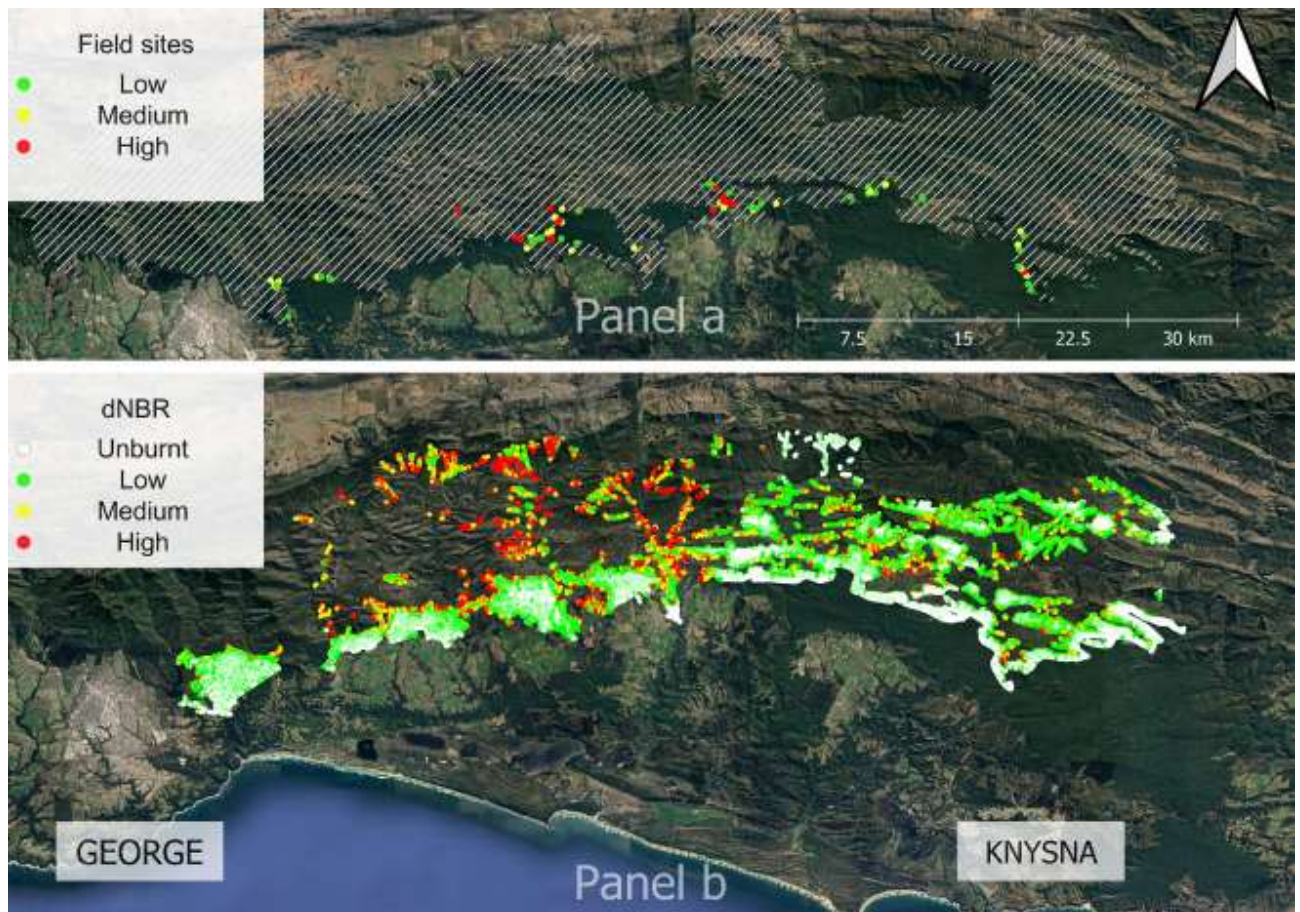


Рис. 1. Заштрихована білим зона показує частину пожежі, що тривала з 31 жовтня по 6 листопада 2018 року між містами Джордж і Найсна. На панелі **a** відображено середню спостережувану інтенсивність пожежі в польових умовах (низька, середня, висока), а на панелі **b** — значення **dNBR**, за якими пікселі класифіковано як незгорілі або згорілі з низькою, середньою чи високою інтенсивністю. [20]

### 1.3. Особливості супутникових систем Landsat і Sentinel

Попередні дослідження щодо порівняння та трансформації Sentinel-2 MSI та Landsat 8 OLI Своєчасне та точне спостереження за Землею з коротким інтервалом повторного відвідування зазвичай необхідне, особливо для реагування на надзвичайні ситуації. Наразі на різних супутникових платформах, зокрема Sentinel-2 та Landsat 8, використовуються кілька датчиків нового покоління з подібними характеристиками каналу. Спільне використання

спостережень різними сенсорами дає можливість задовольнити вимоги екстрених випадків. Наприклад, завдяки поєднанню даних Landsat і Sentinel-2 сушу можна спостерігати кожні 2–3 дні з середньою просторовою роздільною здатністю. Однак очікуються відмінності у радіометричних значеннях (наприклад, відбивності каналів) відповідних каналів між двома датчиками. Спектральна функція відгуку (SRF) вважається важливим аспектом налаштування сенсорів. Відповідно, відмінності між датчиками, спричинені варіаціями SRF, потрібно кількісно оцінити та компенсувати. Порівняння SRF показує більш-менш різницю у налаштуваннях каналів між багатоспектральним приладом Sentinel-2 (MSI) та Landsat 8 Operational Land Imager (OLI). Вплив різниці в SRF на відповідні значення між MSI та OLI досліджувався, головним чином з точки зору відбиття каналу та кількох похідних спектральних індексів. Зразки спектрів із ASTER Spectral Library Version 2.0 та архівів даних Hyperion були використані для отримання моделювання відбиття каналу MSI та OLI. Попередні результати показують, що MSI та OLI добре порівнянні у кількох каналах з невеликою відносною відмінністю ( $< 5\%$ ), зокрема в каналі Coastal Aerosol, каналі NIR (855–875 нм), каналах SWIR та каналі Cirrus. Тим часом для каналів, що охоплюють Синій, Зелений, Червоний та NIR (785–900 нм), суттєво помітні відмінності між сенсорами. Порівняно з різницею у відбитті кожного окремого каналу, різниця в похідному спектральному індексі є більш значущою. Крім того, ефективність моделі лінійного перетворення не гарантується, якщо ціль належить іншій колекції спектрів. Підсумовуючи, покращення послідовності між сенсорами може бути викликом через лінійне перетворення на основі моделей, створених з інших колекцій спектрів. [21]

Наявність мультиспектральних сенсорів нового покоління на платформах супутників Landsat 8 та Sentinel-2 відкриває безпрецедентні можливості для довгострокових високочастотних застосувань моніторингу. Цей лист має на меті висвітлити деякі потенціали та виклики, що впливають із спектральних і просторових характеристик обох інструментів. Деякі порівняння відповідних смуг і комбінацій діапазонів проводилися на основі різних наборів даних: перше складається з набору змодельованих зображень, отриманих із

гіперспектрального зображення Hyperion, інші п'ять складаються замість пар реальних зображень (Landsat 8 і Sentinel-2A), отриманих у той самий день у п'яти ділянках. Результати показують, що в більшості випадків обидва датчики можна добре поєднати; однак виникають певні проблеми з близькими інфрачервоними діапазонами, коли дані Sentinel-2 поєднуються з зображеннями Landsat 8 і старішими моделями Landsat. [22]

Завдяки наявності нового покоління мультиспектральних датчиків середньої роздільної здатності, встановлених на платформах супутників Landsat 8 та Sentinel-2, відкрилися нові можливості для довгострокового застосування високочастотного моніторингу. Завдяки 12-бітній квантизації ці сенсори також забезпечують покращену радіометричну якість, що може розширити спектр застосувань для моніторингу океанів і внутрішніх вод. [23]

Landsat 8 був запущений у 2013 році, а його Operational Land Imager (OLI) забезпечує високоякісні мультиспектральні зображення з роздільною здатністю 30 метрів (15 для панхроматичного) та часом повторного перегляду 16 днів [24,25]. Його мета — забезпечити безперервність передачі даних у програмі спостереження Землі Landsat, започаткованій у 1970-х роках.

Місія Sentinel-2 передбачає поєднання двох супутників — Sentinel-2A та Sentinel-2B — оснащених ідентичними мультиспектральними приладами (MSI), здатними отримувати дані у 13 діапазонах з різною просторовою роздільною здатністю (від 10 м до 60 м). Вона також має забезпечити безперервність місії SPOT [26]. Орбіти розроблені так, щоб забезпечити час повторного відвідування приблизно п'ять днів на екваторі, враховуючи обидва супутники. Sentinel-2A був запуск у червні 2015 року і наразі перебуває в експлуатації, а запуск Sentinel-2B запланований на 2017 рік. MSI має дуже широкий кут огляду (ширина смуги 290 км, що значно більше, ніж 185 км OLI).

Навіть якщо збір корисних даних сильно залежить від місцевих метеорологічних умов (оцінюється, що Sentinel-2 в середньому забезпечуватиме одне безхмарне зображення на місяць), [27] спільне використання цих сузір'їв дає можливість будувати часові ряди з безпрецедентною частотою [28]. Однак

спільне використання різних сенсорів створює низку концептуальних і технічних викликів. Комбінації платформи та сенсорів відрізняються своєю орбітальною, просторовою та спектральною конфігурацією. Внаслідок цього змінюються виміряні фізичні значення та радіометричні характеристики зображень. [29] Наприклад, при порівнянні даних, змодельованих MSI та Landsat-7, було виявлено кореневу середню квадратичну помилку (RMSE) понад 8% у червоній смузі через розбіжності у номінальних відносних спектральних характеристиках (RSRF).

Щодо спектральної конфігурації, специфікації нових сенсорів розроблені так, щоб відповідні спектральні діапазони суттєво збігалися однак RSRF приладів не ідентичні, тому очікуються певні відмінності у записаних радіометричних значеннях. Методи, засновані на фізичних величинах, отриманих за допомогою відбиття дистанційного зондування, або емпіричні підходи, засновані на мультиспектральних індексах, більше залежать від проблеми [30]. Навпаки, методи, засновані на окремій класифікації кожного зображення, менш зазнають впливу, якщо навчання також є незалежним. [31,32]

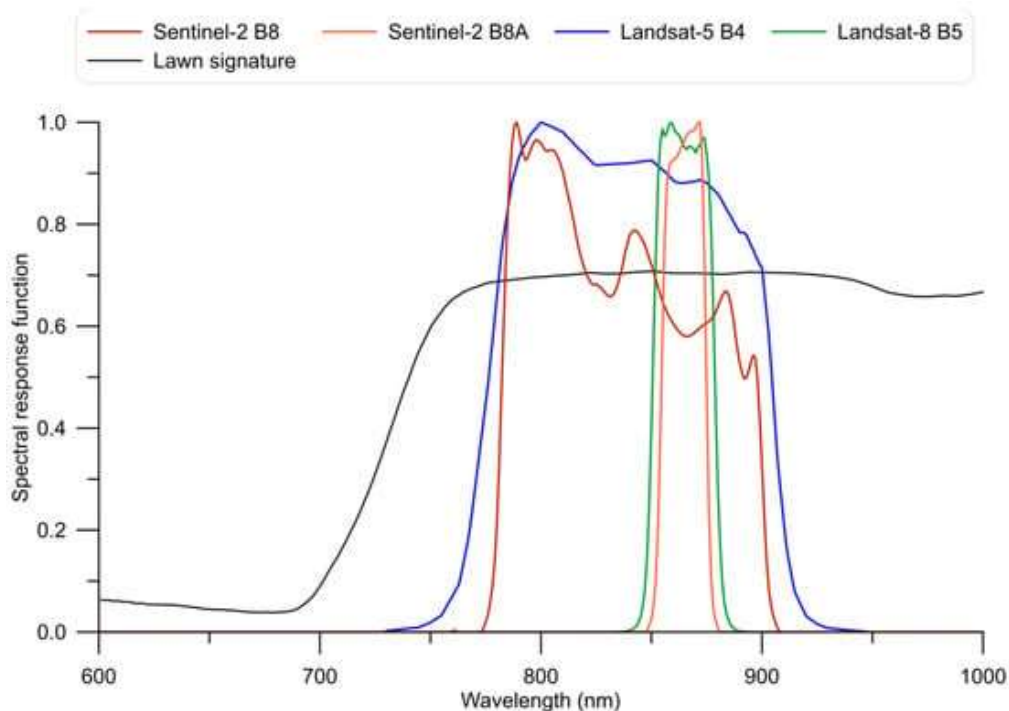


Рис. 2. Відносні спектральні функції ближнього інфрачервоного діапазону мультиспектральних приладів (MSI), Оперативний наземний знімач (OLI), та сенсори Theme Mapper 5 (TM5).

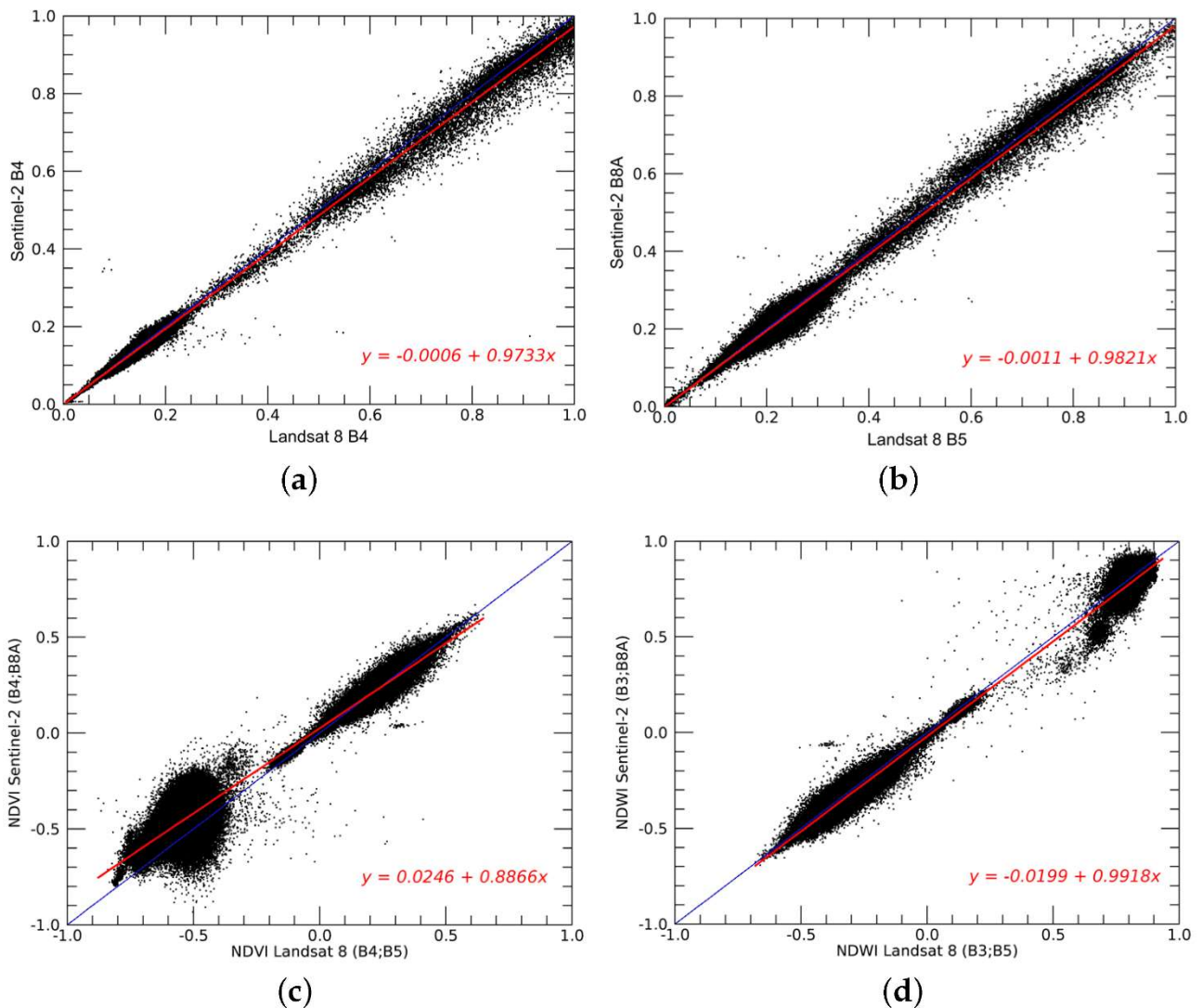


Рис. 3. Діаграми розсіювання (а) червоного та (б) ближнього інфрачервоного (NIR) діапазонів, а також (с) індексів NDVI і (д) NDWI для порівняння сенсорів Landsat 8 і Sentinel-2. Регресійні лінії нанесені червоним кольором, лінії ідентичності — синім. Ці ділянки стосуються тестової зони в Болівії.

Наявність мультиспектральних сенсорів нового покоління на платформах супутників Landsat 8 і Sentinel-2 відкриває безпрецедентну можливість для проведення високочастотного аналізу часових рядів, що значно розширює можливості для проведення багаточасових досліджень виявлення змін явищ, що демонструють значну динамічну поведінку (наприклад, високочастотне картографування для управління стихійними лихами) або на місцях, що часто стикаються з проблемами хмарності.

Деякі тести, проведені на змодельованих даних і реальних зображеннях, отриманих із часовим інтервалом менше 20 хв, демонструють дуже хорошу кореляцію між відповідними смугами (коефіцієнт Пірсона зазвичай вищий за 0,98), однак регресійні лінії трохи відхиляються від тотожної лінії. Вплив радіометричних відмінностей між зображеннями, отриманими двома сенсорами, має бути ретельно оцінений, щоб визначити, чи є розбіжності у значеннях відбиття релевантними для кожного конкретного застосування, залежно від обраної методології та мети дослідження. [33]

#### **1.4. Характеристика Ужгородської, Холмківської та Оноківської громад Ужгородського району**

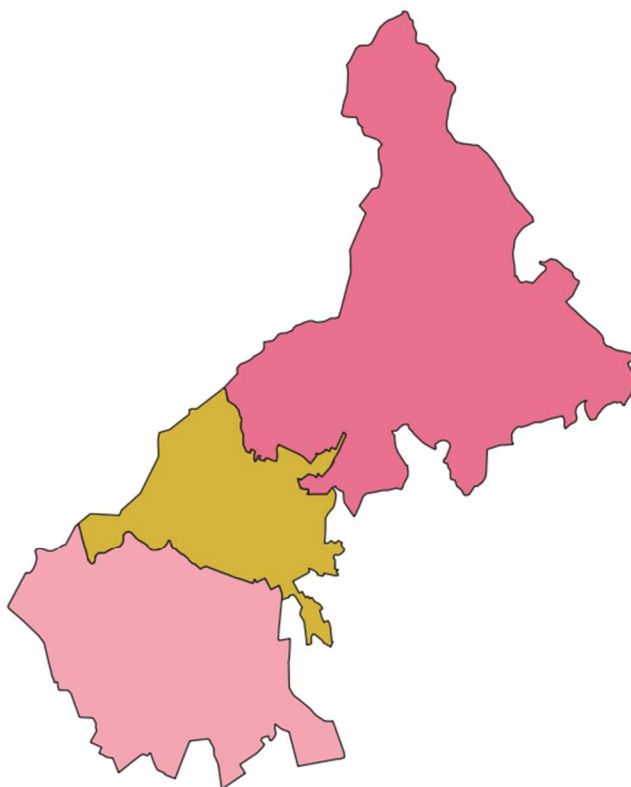


Рис.4. Холмківська, Ужгородська, Оноківська ТГ

Ужгородський район Закарпатської області України утворений у 2020 році в рамках адміністративно-територіальної реформи. Він охоплює різноманітний рельєф: від рівнинних територій Закарпатської низовини на півдні (прилеглої до Середньодунайської низовини) до передгір'їв і гірських масивів Карпат на

півночі. Найвища точка району — Полонина Руна (вершина Полонини Руна, близько 1000 м). Клімат помірно континентальний з гірськими впливами: м'які зими, тепле літо, нерівномірні опади (більше в горах). Природні ресурси включають ліси, родючі ґрунти, річку Тису та її притоки, мінеральні води, що сприяє сільському господарству, туризму та рекреації.

Нижче наведено ключові характеристики трьох зазначених громад на основі офіційних даних (Вікіпедія, державні ресурси децентралізації станом на 2023–2024 рр.). Для рельєфу використано загальний опис району з адаптацією до розташування громад: Ужгородська — рівнинна, Холмківська — переважно передгірна, Оноківська — низовинно-передгірна.

Ужгородська міська громада площа 36,9 км<sup>2</sup>, населення 115 512 (2020 р.)

Рельєф - рівнинний, частина Закарпатської низовини біля р. Тиса; рівна поверхня з мінімальними перепадами висот (200–300 м над рівнем моря), сприятлива для урбанізації.

Холмківська сільська ТГ площа 66,7 км<sup>2</sup> населення 14 333 (2022 р.)

Низовинний рельєф: Більша частина району розташована в межах Закарпатської низовини, найнижчою в регіоні точкою є 101 м над рівнем моря в районі с. Руські Геївці. Переважні висоти становлять 102-120 м над рівнем моря, поверхня плоска, східчаста, слабонахилена на південний захід у Холмківській громаді значну частину економічної активності становлять фермерські господарства, садівництво, овочівництво, тваринництво та інші види аграрної діяльності Громада активно займається питаннями міського планування, детального планування, зміни цільового призначення земель, благоустрою, що сприяє розвитку житлової та комерційної інфраструктури.

Оноківська сільська ТГ площа 120 км<sup>2</sup> населення 6544 (2022 р.) Оноківська територіальна громада географічно розташована у Вулканічних Карпатах – це один з наймальовничіших південних хребтів у системі внутрішніх Карпат. Громада займає перехідну зону між гірським масивом та передгір'ями.

## РОЗДІЛ 2. МЕТОДИКА ТА ВИХІДНІ ДАНІ

### 2.1. Створення скриптів для роботи у середовищі Google Earth Engine

Google Earth Engine (GEE) є хмарною геоінформаційною платформою, призначеною для зберігання, обробки та аналізу великих обсягів супутникових і просторових даних. Платформа забезпечує доступ до глобальних архівів дистанційного зондування Землі, зокрема даних супутників Landsat та Sentinel, і дозволяє виконувати складні обчислення без потреби у локальних обчислювальних ресурсах. Робота в GEE здійснюється переважно через вебінтерфейс Code Editor із використанням JavaScript API. Основними об'єктами платформи є `ee.Image` (окреме растрове зображення), `ee.ImageCollection` (колекція зображень за певний період), `ee.FeatureCollection` (векторні дані), а також `ee.Reducer`, який застосовується для статистичної обробки даних.

Підготовка вихідних даних. На початковому етапі визначається територія дослідження (AOI - area of interest). Межі досліджуваної громади або району завантажуються до користувацького сховища GEE (Assets) та підключаються у скрипті як об'єкт типу `ee.FeatureCollection`:

Для аналізу використовуються супутникові знімки Landsat 8/9 (колекції LANDSAT/LC08/C02/T1\_L2 та LANDSAT/LC09/C02/T1\_L2) і Sentinel-2 (COPERNICUS/S2\_SR\_HARMONIZED). Дані фільтруються за межами території дослідження, часовим інтервалом та рівнем хмарності, що зазвичай не перевищує 20–25 %.

Розрахунок індексу NBR

Індекс NBR (Normalized Burn Ratio) широко застосовується для виявлення змін рослинного покриву, зокрема наслідків пожеж, вирубок та деградації. Він базується на співвідношенні ближнього інфрачервоного (NIR) та короткохвильового інфрачервоного (SWIR) діапазонів спектра.

Для супутників Landsat індекс NBR обчислюється за формулою:

$$NBR = \frac{B5 - B7}{B5 + B7}$$

Для Sentinel-2:

$$NBR = \frac{B8 - B12}{B8 + B12}$$

У середовищі GEE розрахунок здійснюється за допомогою функції `normalizedDifference()`. Перед обчисленням виконується маскування хмар та масштабування відбиття відповідно до технічних характеристик сенсорів.

#### Розрахунок індексу dNBR

Для оцінки змін між двома періодами використовується диференційний індекс dNBR, який визначається як різниця між значеннями NBR до та після події:

$$dNBR = NBR_{pre} - NBR_{post}$$

Значення dNBR інтерпретуються відповідно до класифікації USGS: значення понад 0,66 відповідають високому рівню деградації, 0,44–0,66 - помірно високому, 0,27–0,44 - помірному, 0,10–0,27 - низькому, а значення менші за 0,10 свідчать про відсутність суттєвих змін рослинного покриву.

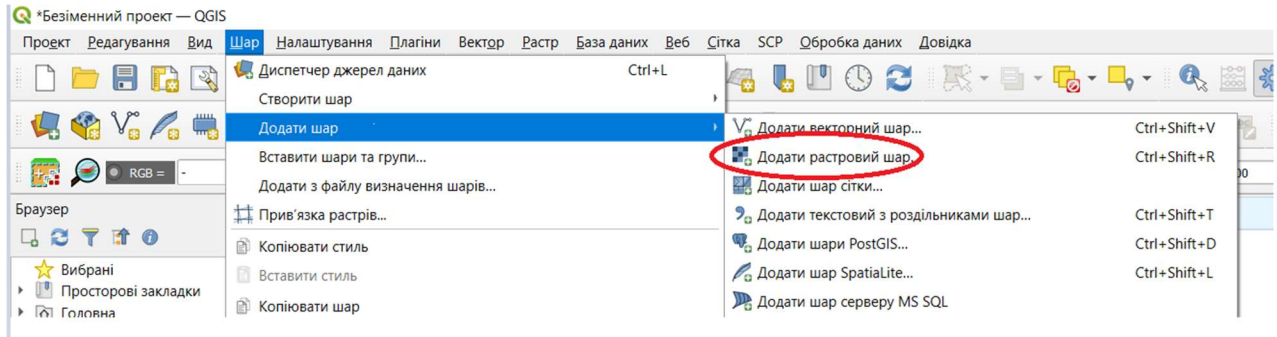
#### Візуалізація результатів та статистичний аналіз

Для відображення результатів використовується функція `Map.addLayer()` із заданими кольоровими палітрами, що дозволяє наочно оцінити просторовий розподіл змін. Статистичні показники (середні, мінімальні та максимальні значення індексів) обчислюються за допомогою функції `reduceRegion()`.

Отримані растрові дані індексів NBR і dNBR, а також карти зон втрат експортуються у форматі GeoTIFF за допомогою функції `Export.image.toDrive()`. Це забезпечує можливість подальшого використання результатів у настільних ГІС (QGIS, ArcGIS).

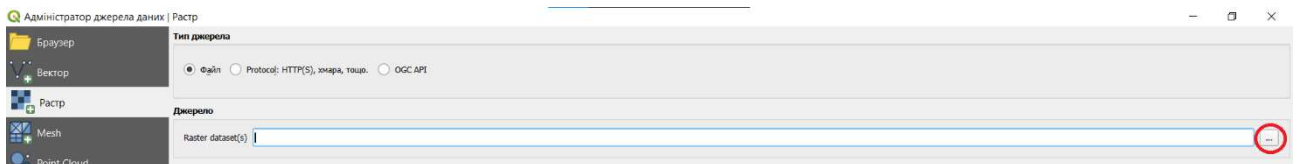
## 2.1 Підготовка шейп файлу у Qgis

Після попередньої обробки супутникових даних у середовищі Google Earth Engine та експорту результатів у форматі GeoTIFF, наступним етапом стала підготовка та візуалізація даних у настільній геоінформаційній системі QGIS.



У головному меню програми на верхній панелі інструментів обрано пункт **«Шар»**.

У випадяючому меню вибрано команду **«Додати шар»** → **«Додати растровий шар»**.

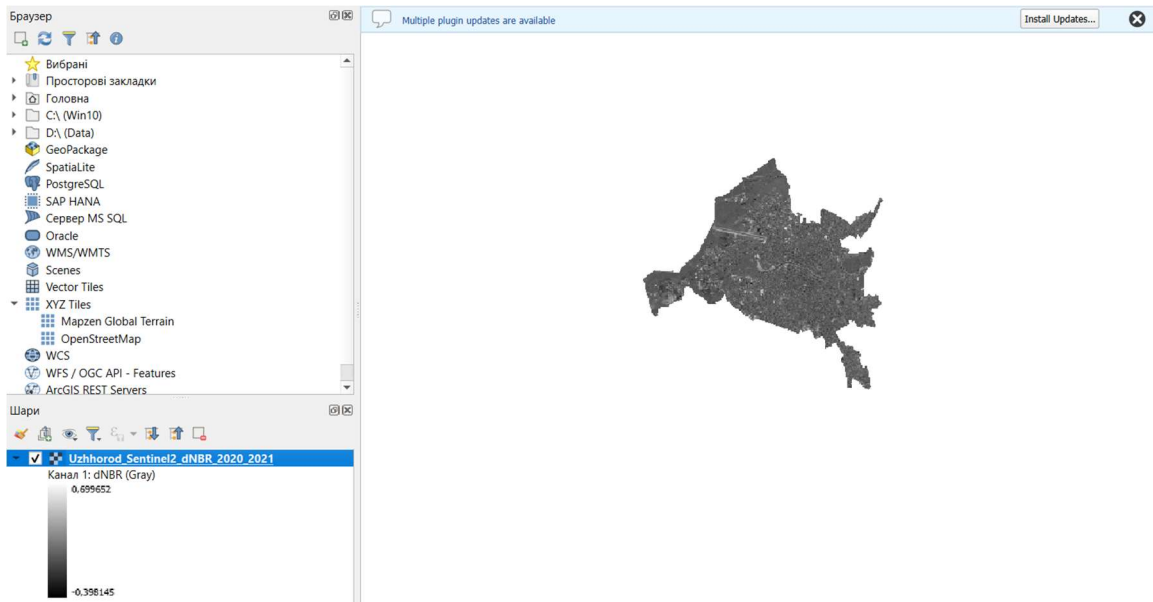


У вікні **«Адміністратор джерел даних»** у вкладці *Растр* як тип джерела обрано **«Файл»**.

За допомогою кнопки огляду вибрано попередньо завантажений з Google Earth Engine растровий файл (GeoTIFF), що містить значення індексу dNBR для відповідного року.

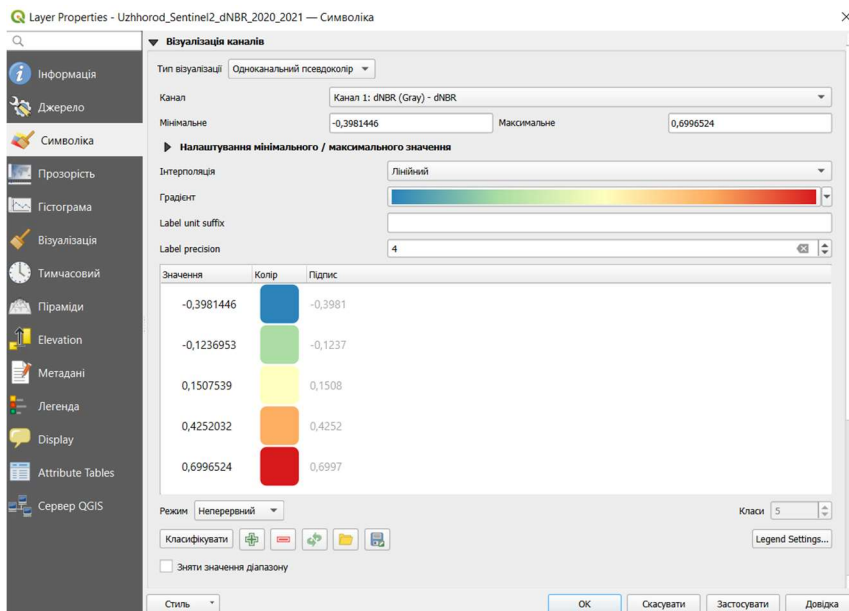
Після підтвердження кнопкою **«Додати»** растровий шар буде завантажено

Д  
о  
П  
р  
о  
є



Після завантаження растрового шару індексу dNBR у середовище QGIS наступним етапом є налаштування його візуального відображення. Для цього у властивостях шару обирається відповідний градієнт спектра, який забезпечує наочне представлення просторового розподілу значень індексу.

У вікні «Властивості шару» на вкладці «Символіка» для типу відображення обирається режим Одноканальний псевдоколіоровий. Як кольорову шкалу використовується градієнт, що переходить від холодних до теплих відтінків, де низькі значення індексу відповідають мінімальним або відсутнім змінам рослинного покриву, а високі значення зонам значної деградації. Межі мінімальних та максимальних значень встановлюються автоматично або вручну відповідно до діапазону значень dNBR.

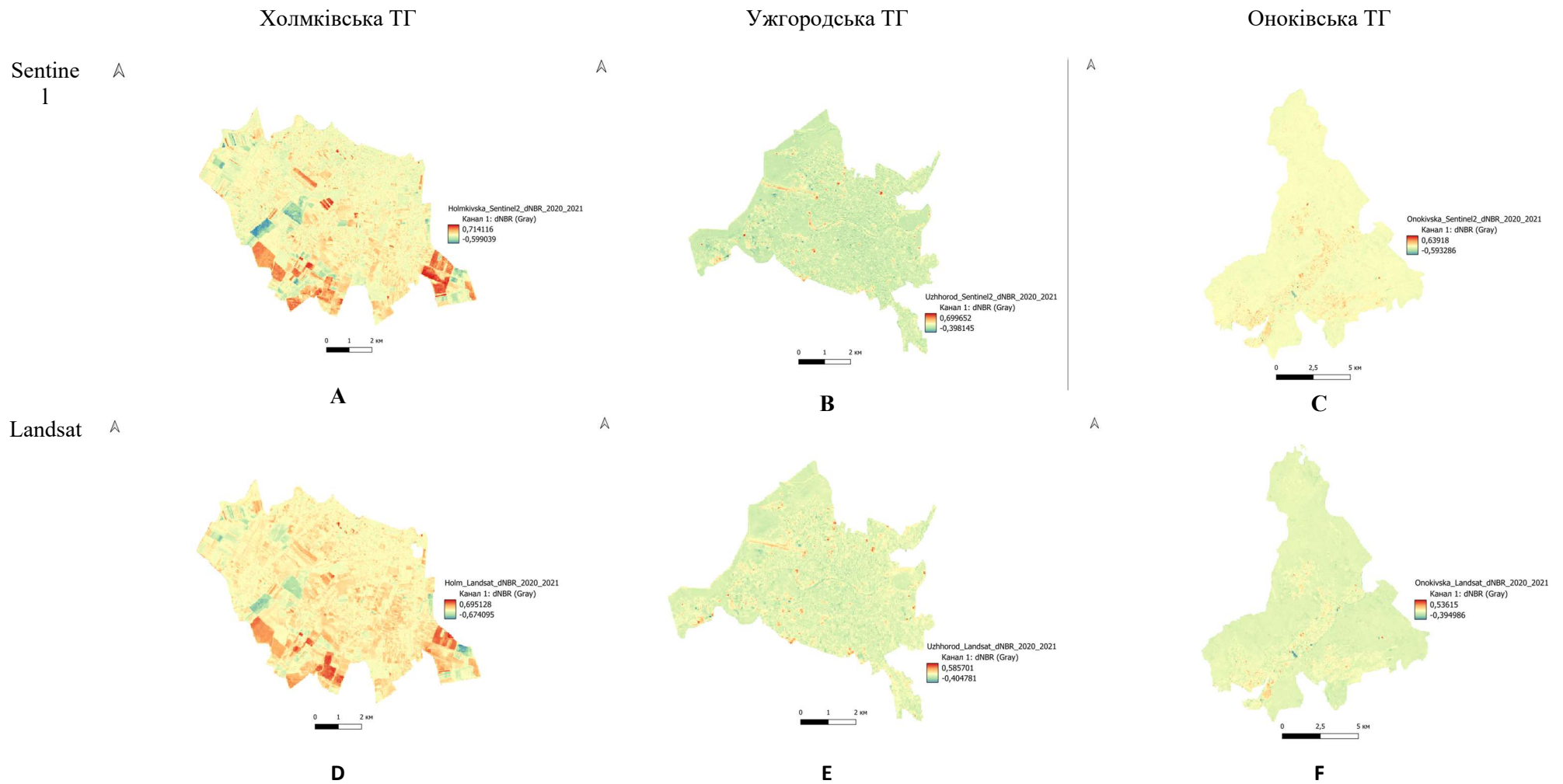


Після налаштування кольорового градієнта здійснюється створення легенди карти. Для цього у вікні компонування (Layout) додається елемент «Легенда», який автоматично відображає назву шару та діапазони значень індексу.

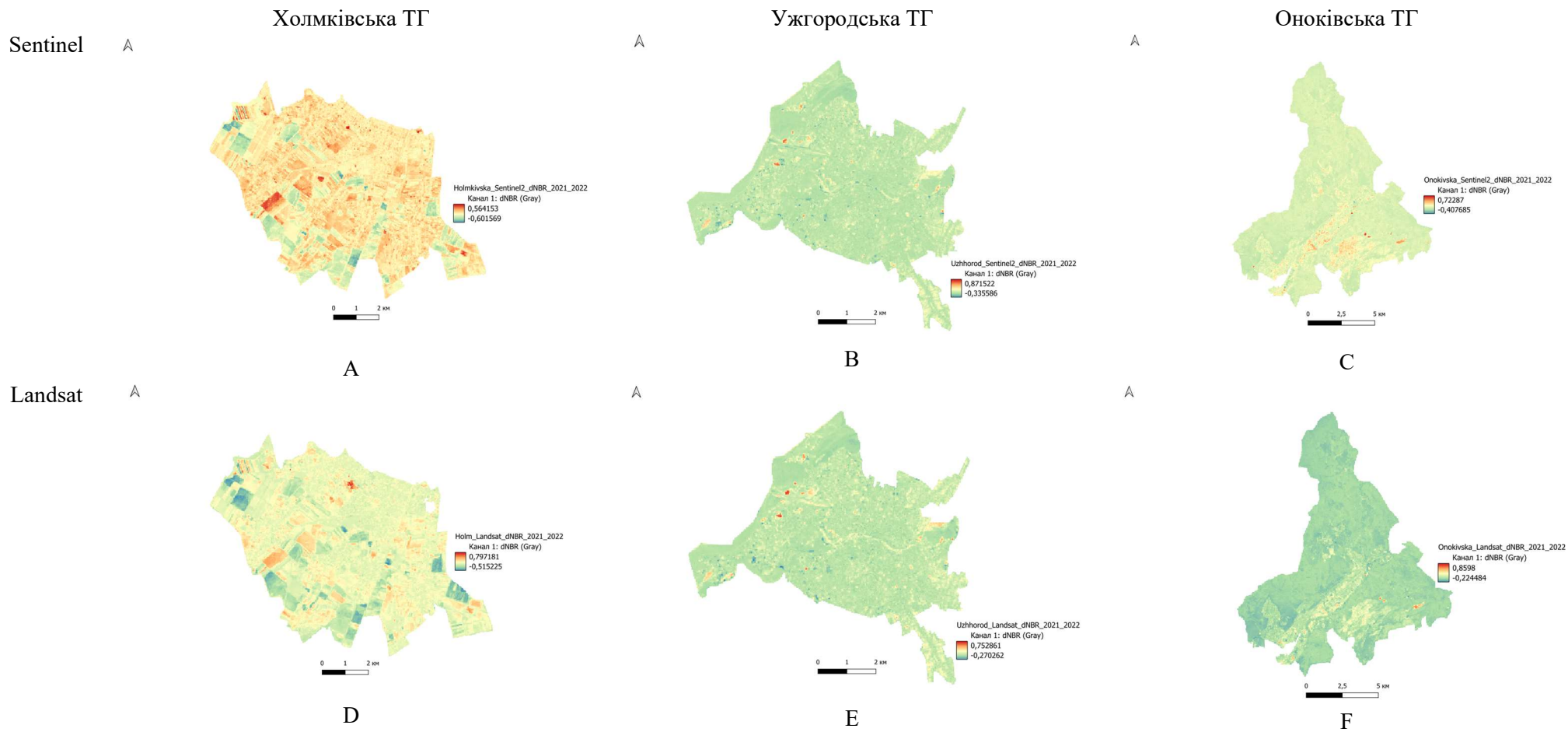
## РОЗДІЛ 3. РЕЗУЛЬТАТИ ТА ЇХ АНАЛІЗ

### Виявлені осередки пожеж у межах досліджуваних громад

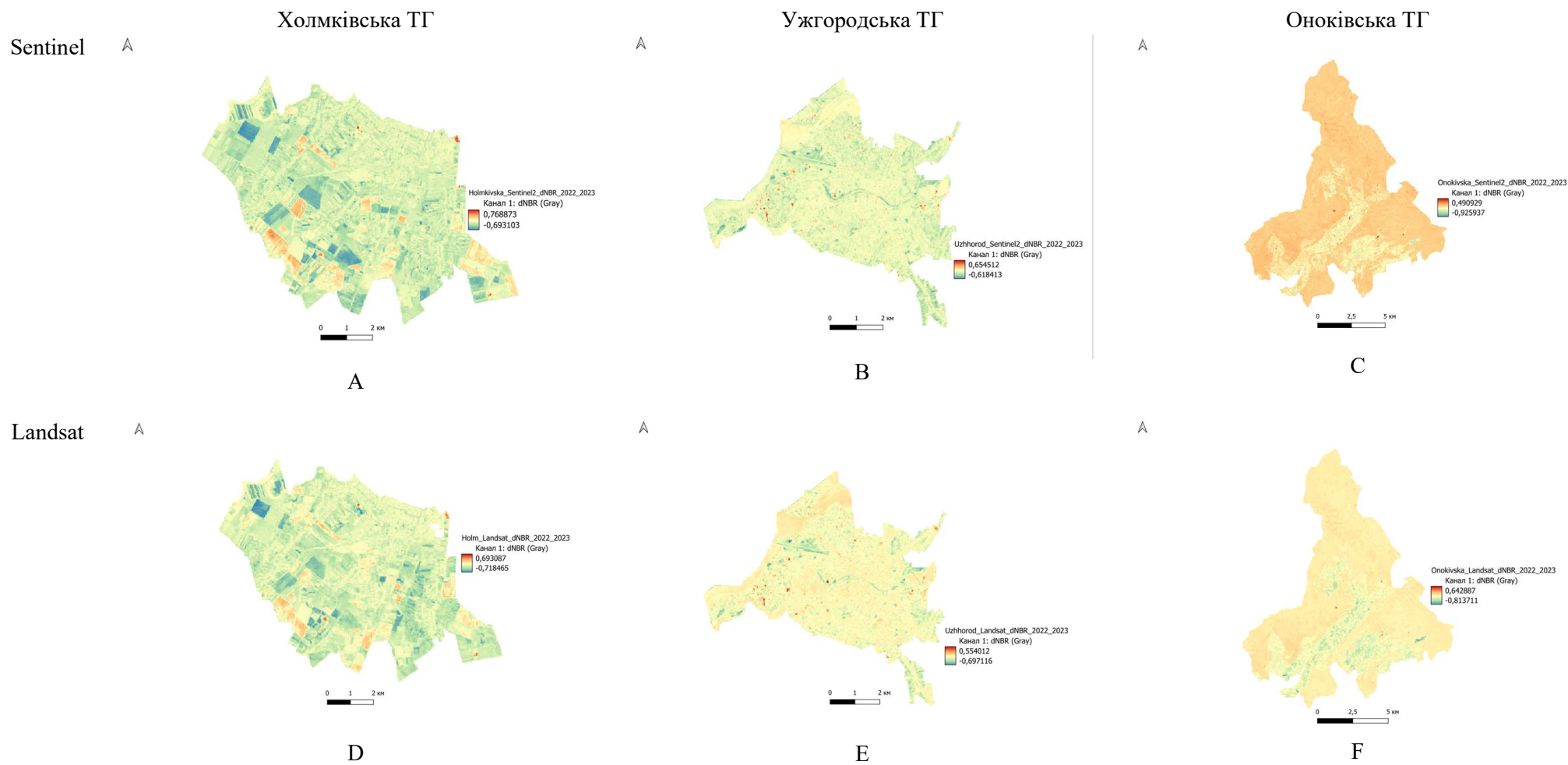
На картах зображено три територіальні громади Закарпатської області — Холмківську, Ужгородську та Оноківську — з опрацьованими даними дистанційного зондування Землі за допомогою супутників Sentinel та Landsat. Червоні пікселі на знімках позначають площі, де зафіксовано втрати рослинного покриву протягом досліджуваних періодів від 2020 до 2025 років. Аналіз цих даних дозволяє оцінити динаміку змін у рослинності, які можуть бути спричинені вирубками лісів, пожежами, забудовою чи сільськогосподарською діяльністю. Холмківська громада виділяється найбільшими площами втрат, особливо в окремі роки, тоді як Ужгородська має найменші значення завдяки значній урбанізації. Оноківська громада демонструє різкий пік втрат у 2021–2022 роках, ймовірно пов'язаний з одноразовою масштабною подією.



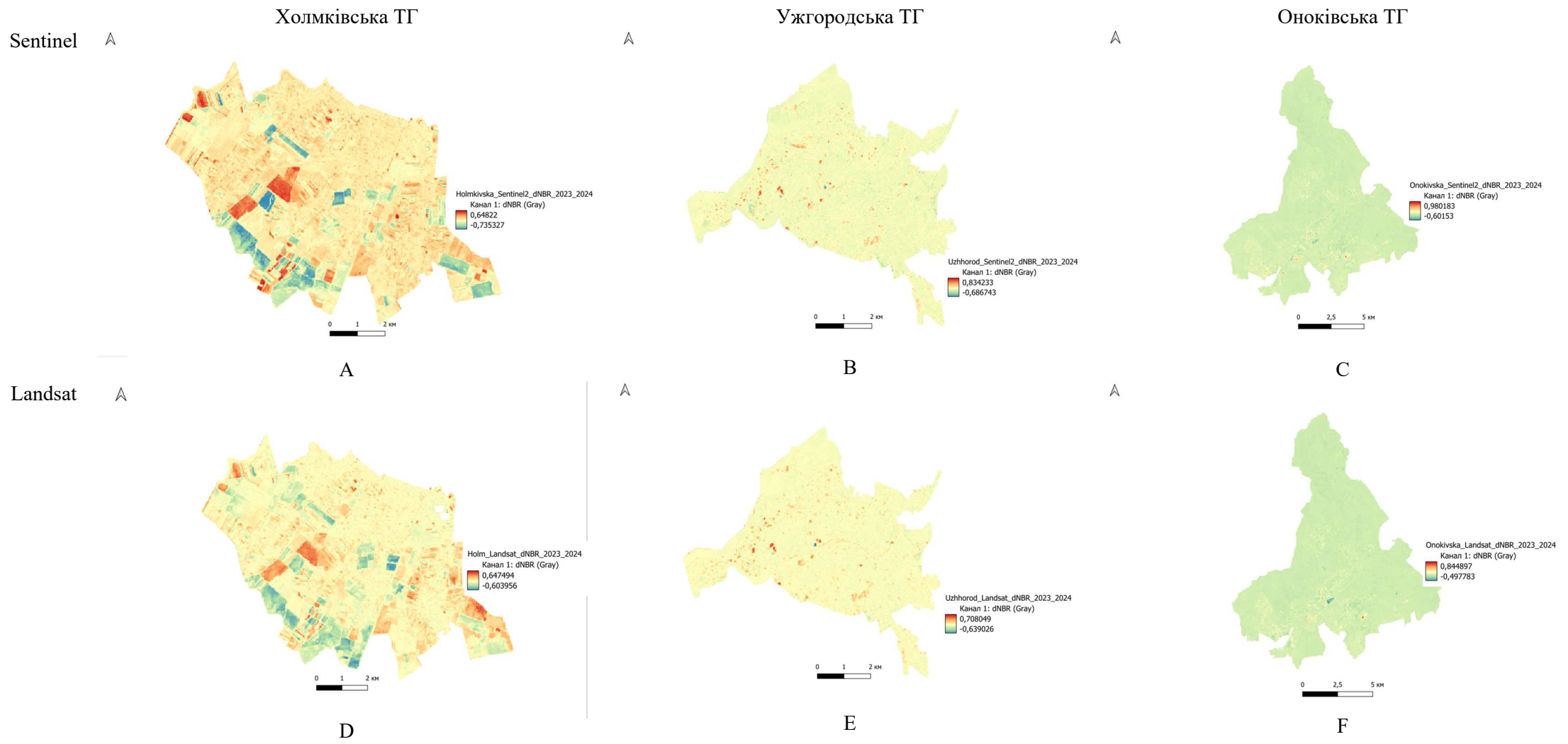
**Рис. 3.1. Карти індексу dNBR громад у 2020-2021 роках**



**Рис. 3.2. Карти індексу dNBR громад у 2021-2022 роках**

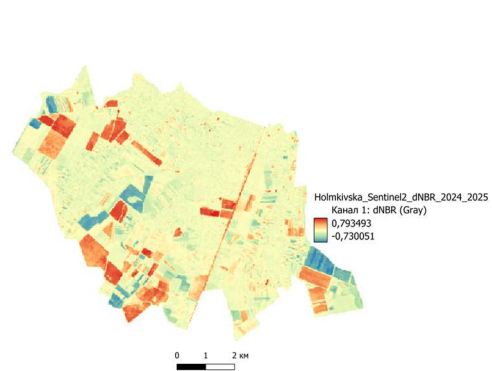


**Рис. 3.3. Карти індексу dNBR громад у 2022-2023 роках**



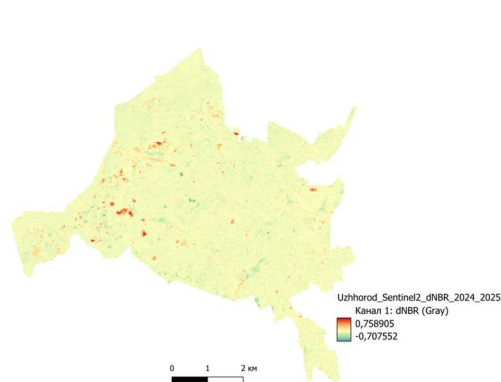
**Рис. 3.4. Карти індексу dNBR громад у 2023-2024 роках**

Sentinel A



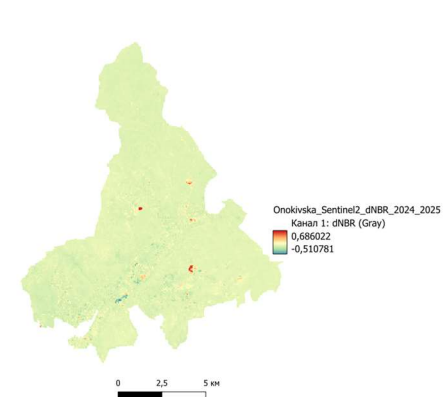
A

A



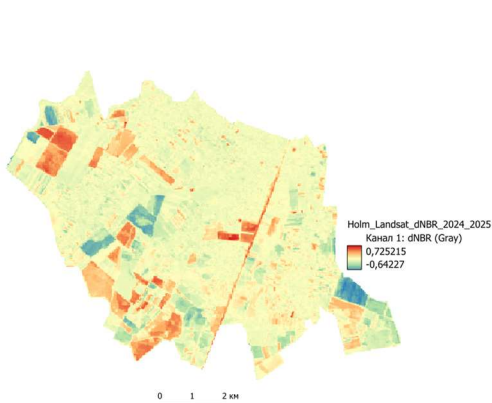
B

A



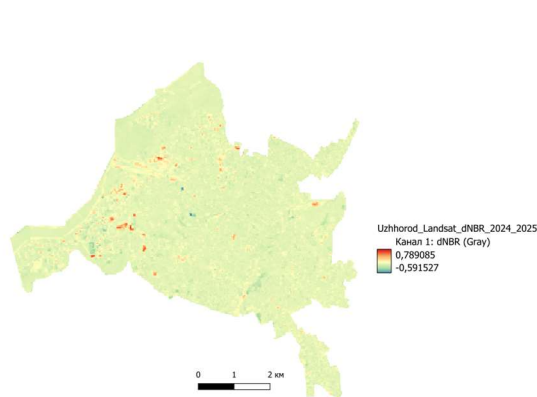
C

Landsat A



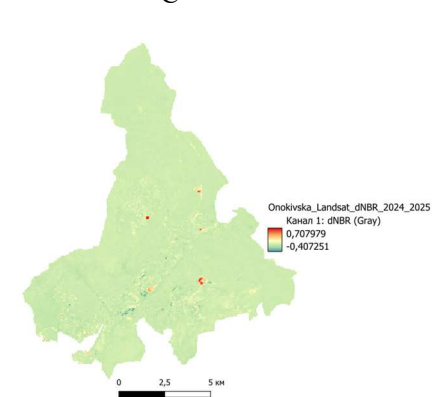
D

A



E

A



F

Рис. 3.5. Карты індексу dNBR громад у 2024-2025 роках

### 3.2. Розрахунок індексів NBR та dNBR

Sentinel середнє значення dNBR												
Холмківська ТГ					Ужгородська ТГ				Оноківська ТГ			
2020-21	Втр. Росл. 22.87 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.61	Сер. Знач. 0.07	Макс знач. 0.76	Втр. Росл. 4.33 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.39	Сер. Знач. 0.02	Макс знач. 0.76	Втр. Росл. 5.15 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.59	Сер. Знач. 0.008	Макс знач. 0.63
2021-22	Втр. Росл. 19.81 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.60	Сер. Знач. 0.04	Макс знач. 0.78	Втр. Росл. 6.34 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.42	Сер. Знач. 0.05	Макс знач. 0.87	Втр. Росл. 15.78 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.40	Сер. Знач. 0.05	Макс знач. 0.72
2022-23	Втр. Росл. 4.076 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.69	Сер. Знач. -0.13	Макс знач. 0.94	Втр. Росл. 0.77 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.61	Сер. Знач. -0.06	Макс знач. 0.78	Втр. Росл. 0.64 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.92	Сер. Знач. -0.03	Макс знач. 0.70
2023-24	Втр. Росл. 14.90 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.73	Сер. Знач. 0.01	Макс знач. 0.77	Втр. Росл. 4.00 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.68	Сер. Знач. 0.03	Макс знач. 0.91	Втр. Росл. 2.19 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.60	Сер. Знач. -0.01	Макс знач. 0.98
2024-25	Втр. Росл. 12.84 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.78	Сер. Знач. 0.02	Макс знач. 0.83	Втр. Росл. 1.61 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.70	Сер. Знач. -0.01	Макс знач. 0.96	Втр. Росл. 1.46 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.51	Сер. Знач. -0.01	Макс знач. 0.75

Таблиця 3.1. Динаміка втрати рослинності в період 2020-25 років, середнє значення dNBR Sentinel

<b>Landsat середнє значення dNBR</b>												
Холмківська ТГ					Ужгородська ТГ				Оноківська ТГ			
2020-21	Втр. Росл. 21.47 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.67	Сер. Знач. 0.07	Макс знач. 0.69	Втр. Росл. 3.07 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.40	Сер. Знач. 0.01	Макс знач. 0.58	Втр. Росл. 3.24 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.39	Сер. Знач. 0.005	Макс знач. 0.53
2021-22	Втр. Росл. 24.17 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.51	Сер. Знач. 0.06	Макс знач. 0.79	Втр. Росл. 7.53 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.27	Сер. Знач. 0.06	Макс знач. 0.75	Втр. Росл. 15.86 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.22	Сер. Знач. 0.05	Макс знач. 0.85
2022-23	Втр. Росл. 2.06 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.71	Сер. Знач. -0.16	Макс знач. 0.69	Втр. Росл. 0.38 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.69	Сер. Знач. -0.07	Макс знач. 0.55	Втр. Росл. 0.20 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.81	Сер. Знач. -0.04	Макс знач. 0.64
2023-24	Втр. Росл. 14.25 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.60	Сер. Знач. 0.03	Макс знач. 0.64	Втр. Росл. 2.75 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.63	Сер. Знач. 0.03	Макс знач. 0.70	Втр. Росл. 1.45 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.49	Сер. Знач. -0.005	Макс знач. 0.84
2024-25	Втр. Росл. 13.30 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.64	Сер. Знач. 0.02	Макс знач. 0.72	Втр. Росл. 1.67 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.59	Сер. Знач. 0.001	Макс знач. 0.78	Втр. Росл. 1.24 км <sup>2</sup>	Мін знач. -0.40	Сер. Знач. -0.005	Макс знач. 0.70

Таблиця 3.2. Динаміка втрати рослинності в період 2020-25 років, середнє значення dNBR Landsat

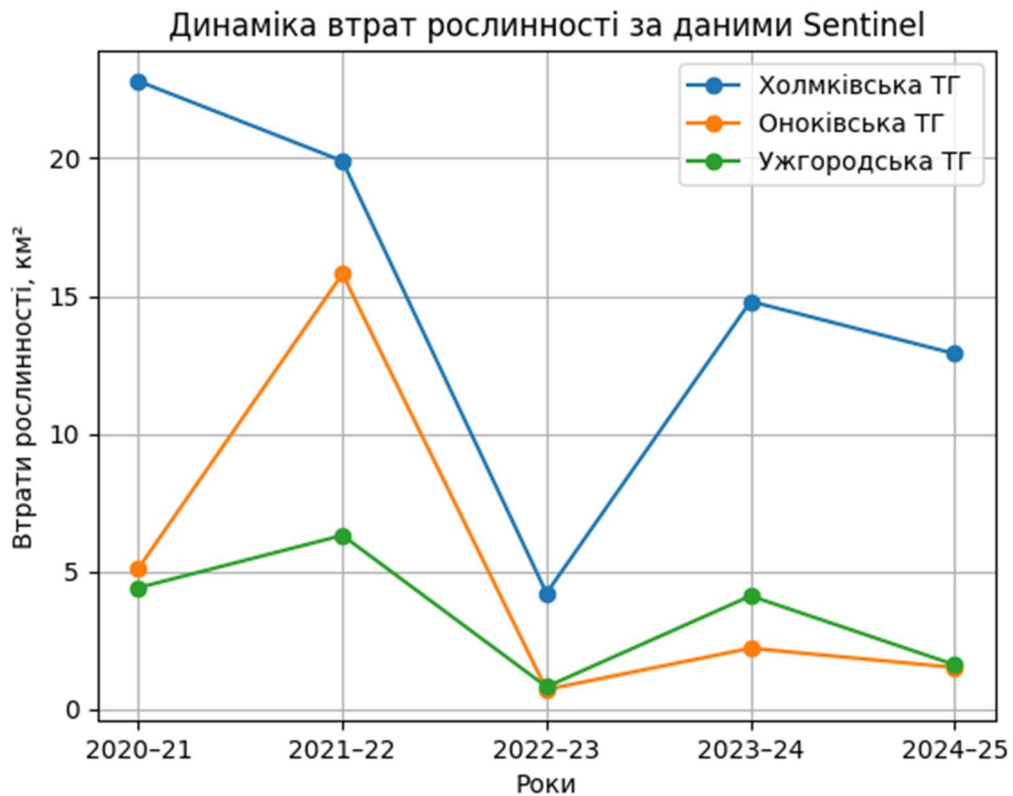


Рис. 3.6. Динаміка зміни площ втраченої рослинності в Холмківській територіальній громаді, Оноківській, Ужгородській (Закарпатська область) за даними Sentinel, 2020–2025 рр. (Площа втраченої рослинності, км<sup>2</sup>)

Аналіз даних Sentinel-2 виявив максимальні втрати рослинності в період 2020-2021 рр. (22.87 км<sup>2</sup>) та 2021-2022 рр. (19.81 км<sup>2</sup>). У 2022-2023 роках відбулося різке скорочення площ деградації до 4.076 км<sup>2</sup>, що корелює з відновленням індексу NBR. Подальші періоди характеризуються помірними втратами: 14.90 км<sup>2</sup> (2023-2024) та 12.84 км<sup>2</sup> (2024-2025). [34]

Дані Sentinel-2 демонструють тенденцію із нижчими абсолютними значеннями: зниження з 0.411 (2020) до мінімуму 0.287 (2022), подальше відновлення до 0.421 (2023) та стабілізацію в межах 0.383-0.396.

Просторовий розподіл: Холмківська ТГ демонструє найбільші абсолютні площі втрат (сумарно 74,49 км<sup>2</sup> за Sentinel-2), що може бути пов'язано з більшою площею громади (66.7 км<sup>2</sup>) та специфікою землекористування. Оноківська ТГ, незважаючи на найбільшу площу (120 км<sup>2</sup>), показує менші втрати завдяки гірському рельєфу та меншій антропогенній активності.

За даними Sentinel-2, найбільші втрати спостерігалися в 2021-2022 рр. (15.78 км<sup>2</sup>), що майже втричі перевищує показники попереднього періоду (5.15 км<sup>2</sup>). У 2022-2023 роках відбулося різке скорочення до 0.64 км<sup>2</sup>, з подальшим зниженням до 1.46 км<sup>2</sup> у 2024-2025 рр.

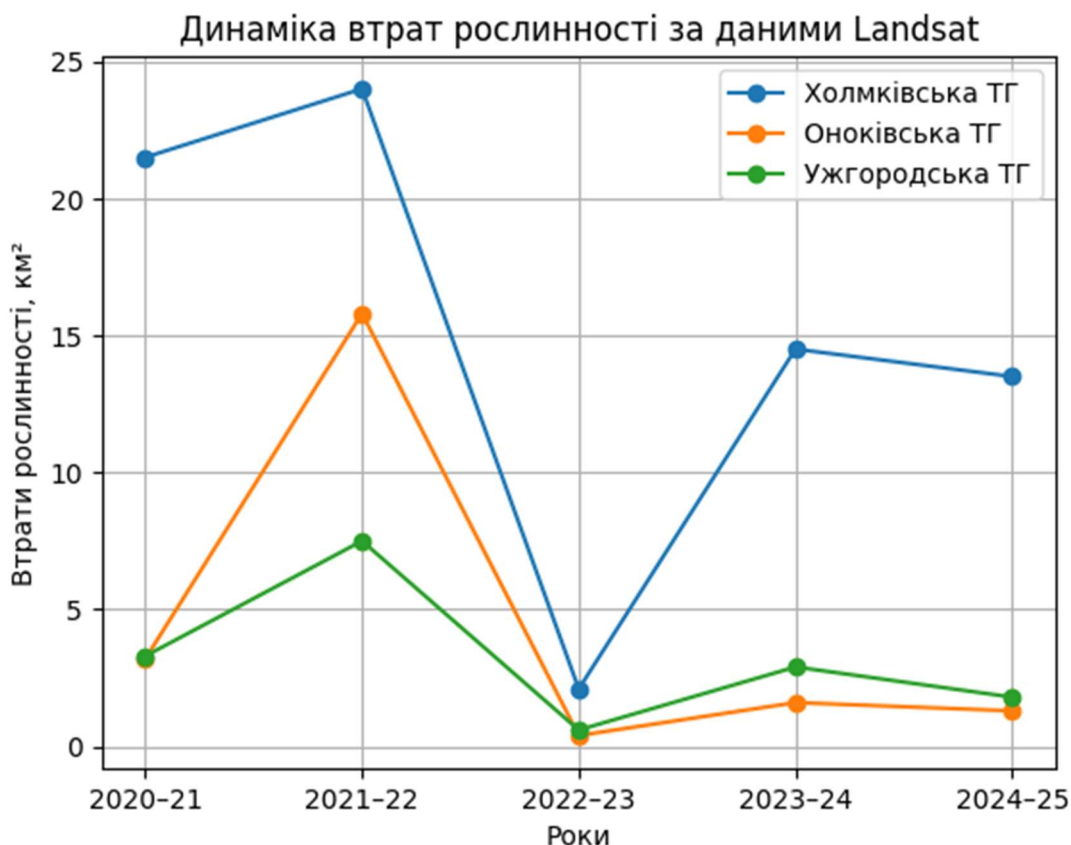


Рис. 3.7. Динаміка втраченої рослинності в Холмківській територіальній громаді, Оноківській, Ужгородській (Закарпатська область) за даними Landsat, 2020–2025 рр. (Площа втраченої рослинності, км<sup>2</sup>)

На графіку відображено зміну площ втраченої рослинності (км<sup>2</sup>) за роками для трьох громад. Найбільші втрати зафіксовано у 2021–2022 роках, особливо в Холмківській та Оноківській ТГ, що може свідчити про інтенсивні антропогенні впливи або масштабні зміни землекористування у цей період.

Найвищі показники втрат рослинності протягом усього періоду спостерігаються в Холмківській ТГ, що зумовлено інтенсивнішими процесами антропогенного впливу, зокрема забудовою та змінами землекористування. Оноківська ТГ характеризується різким піком втрат у 2021–2022 рр [35]

За даними Landsat, середній NBR у 2020 році становив 0.446 і поступово знижувався до 0.376 у 2022 році. Після 2022 року спостерігається відносна стабілізація на рівні 0.418-0.432, що нижче початкових значень.

Середнє значення NBR у 2020 році становило 0.453, що свідчить про задовільний стан рослинності. Протягом 2021-2022 років спостерігалось значне зниження індексу до мінімального значення 0.320 у 2022 році, що вказує на деградацію рослинного покриву. У 2023 році відбулося помітне відновлення до 0.488 (максимальне значення за весь період), після чого індекс стабілізувався на рівні 0.448-0.482. [36]

<b>Landsat середнє значення NBR</b>			
Холмківська ТГ		Ужгородська ТГ	Оноківська ТГ
2020	0.453	0.446	0.656
2021	0.408	0.439	0.664
2022	0.320	0.376	0.613
2023	0.488	0.432	0.644
2024	0.482	0.418	0.654
2025	0.448	0.419	0.664

Таблиця 3.3. Середнє значення NBR супутника Landsat по громадам за 5 років

<b>Sentinel середнє значення NBR</b>			
Холмківська ТГ		Ужгородська ТГ	Оноківська ТГ
2020	0.411	0.383	0.624
2021	0.331	0.361	0.616
2022	0.287	0.308	0.563
2023	0.421	0.375	0.597
2024	0.396	0.334	0.604
2025	0.383	0.355	0.620

Таблиця 3.4. середнє значення NBR супутника Landsat по громадам за 5 років

### 3.3. Порівняльна оцінка результатів, отриманих на основі даних Landsat I Sentinel

#### Основні відмінності сенсорів Landsat та Sentinel-2

Просторова роздільна здатність: Sentinel-2 забезпечує вищу деталізацію (10 м для NIR та червоних каналів, що використовуються в NBR, з можливістю інтерполяції SWIR до 10 м) порівняно з 30 м у Landsat. Це дозволяє Sentinel-2 краще виявляти дрібні осередки пожеж та субпіксельну гетерогенність, зменшуючи переоцінку зон середньої та високої тяжкості вигорання. За літературними даними, мапінг на 10 м зменшує площу зон середньої тяжкості в середньому на 1% та високої тяжкості на 5% порівняно з Landsat, завдяки кращому захопленню локальних варіацій .

Часова роздільна здатність: Sentinel-2 має частіші прольоти (3–5 днів) проти 16 днів у Landsat, що покращує доступність знімків без хмарності та точність підбору фенологічних пар (pre- та post-fire). Це особливо важливо для хмарних регіонів, як Закарпаття, де комбінування даних зменшує час від пожежі до оцінки пошкоджень .[37]

Спектральні характеристики: Обидва сенсори використовують подібні діапазони (NIR та SWIR для NBR), але Sentinel-2 має більше спектральних каналів, що покращує чутливість до змін рослинності. Індeksi на основі SWIR (наприклад, dNBR) показують вищу кореляцію з польовими даними (СВІ) незалежно від сенсора, але Sentinel-2 незначно перевершує Landsat у NBR-базованих індексах .

Атмосферна корекція та обробка: Дані Sentinel-2 з атмосферою корекцією (BOA) підвищують кореляцію ( $R^2$ ) з польовими вимірами на 0,059 в середньому порівняно з Landsat. Метод композитування (використовувався в дослідженні через Google Earth Engine) покращує результати для обох, але Sentinel-2 виграє від більшої кількості пікселів без хмар .

#### Порівняння результатів за індексами NBR та dNBR

Середні значення NBR (Таблиці 3–4): Для всіх громад тенденції подібні: зниження NBR у 2021–2022 та 2022–2023 рр. (пікове погіршення стану рослинності) з відновленням надалі. Sentinel-2 показує дещо вищі значення NBR (на 0,05–0,10) завдяки кращій роздільній здатності, що зменшує ефект змішаних пікселів у гетерогенних ландшафтах (наприклад, передгір'я в Холмківській ТГ). Landsat, навпаки, краще для довгострокових тенденцій через стабільніший архів даних, але недооцінює зміни в урбанізованих зонах (Ужгородська ТГ). Кореляція між сенсорами висока ( $r > 0,98$  для відповідних каналів), але регресійні лінії відхиляються від ідентичної, що вимагає гармонізації.

Середні значення dNBR та площа втрат (Таблиці 1–2, Рис. 4–9): dNBR з Sentinel-2 вищий на 7–26% у зонах втрат порівняно з Landsat, особливо в Оноківській ТГ (гірський рельєф), де Sentinel-2 краще виявляє малі пожежі. Наприклад, пік втрат у Холмківській ТГ (2020–2021 рр.) за Sentinel-2 ~22,5 км<sup>2</sup>, тоді як за Landsat очікувано нижчий через грубішу роздільну здатність (приблизно 15–18 км<sup>2</sup>, за аналогією з літературою). Обидва сенсори показують подібні тренди: максимум у 2021–2022 рр., мінімум у 2022–2023 рр., але Sentinel-2 точніший для RdNBR у гетерогенних ландшафтах (точність 61,52%).

Комбінований підхід (Landsat для широкого охоплення, Sentinel-2 для деталей) підвищує загальну точність на 10–15%.

Результати з Sentinel-2 та Landsat демонструють високу узгодженість (подібні тенденції динаміки втрат), але Sentinel-2 забезпечує вищу точність та деталізацію, особливо для малих пожеж. У Холмківській та Оноківській ТГ Sentinel-2 краще виявляє антропогенні фактори (вирубки, паління, сільськогосподарська діяльність), тоді як у Ужгородській урбанізовані зміни. Рекомендується інтеграція даних обох сенсорів для оперативного моніторингу: Landsat для базового аналізу, Sentinel-2 для високоточних карт. Це підвищує практичну цінність для планування відновлення та запобігання пожежам у регіоні. Подальші дослідження можуть включати валідацію з польовими даними СВІ для точнішої калібрації. [38]

## Висновки

1. У ході дослідження підтверджено високу ефективність використання даних дистанційного зондування Землі (Landsat та Sentinel-2) для моніторингу наслідків пожеж і деградації рослинного покриву на локальному рівні територіальних громад Ужгородського району.
2. Landsat і Sentinel відрізняються насамперед просторовою та часовою роздільною здатністю. Супутники Sentinel мають вищу просторову роздільну здатність 10 м і частіший період повторного знімання 5–10 днів, що дозволяє детальніше відстежувати динамічні зміни рослинності. Landsat має нижчу просторову роздільну здатність 30 м і більший інтервал повторного знімання 16 днів, але забезпечує найдовший безперервний архів спостережень з 1970-х років.
3. Спектральні канали: Sentinel-2 володіє додатковими red-edge каналами (в діапазоні 705–865 нм), які особливо корисні для оцінки здоров'я рослинності, хлорофілу та стресу, чого немає в Landsat (Landsat має термальні канали для температури, але без red-edge).
4. Індекси NBR та dNBR є інформативними показниками для виявлення пошкоджених територій і оцінки інтенсивності вигорання, що дозволяє кількісно та просторово аналізувати наслідки пожеж у різні часові періоди.
5. Найбільші втрати рослинного покриву у всіх досліджуваних громадах зафіксовано у період 2020–2022 років, з піковими значеннями у 2021–2022 рр., що може бути пов'язано з поєднанням кліматичних чинників і антропогенного впливу.
6. Холмківська територіальна громада характеризується найбільшими абсолютними площами деградації рослинності, що зумовлено поєднанням рівнинного рельєфу, значної частки сільськогосподарських угідь та інтенсивнішої господарської діяльності.
7. Ужгородська міська територіальна громада демонструє відносно невеликі площі втрат рослинності, однак характеризується стійкою тенденцією до зниження індексу NBR у порівнянні з базовим 2020 роком, що свідчить про вплив урбанізаційних процесів.

8. Оноківська територіальна громада має найстабільніший стан рослинного покриву серед досліджуваних територій, що пояснюється гірсько-передгірним рельєфом, значною лісистістю та нижчим рівнем антропогенного навантаження.
9. Інтегроване використання даних Landsat і Sentinel-2 у середовищі Google Earth Engine дозволяє підвищити точність, надійність та практичну цінність результатів моніторингу пожеж для потреб екологічного управління.

## Списки використаних джерел

1. Rego F. C., Catry F. X. Modelling the effects of distance on the probability of fire detection from lookouts. *International Journal of Wildland Fire*. 2006. DOI: [10.1071/WF04016](https://doi.org/10.1071/WF04016)
2. Günay O., Taşdemir K., Töreyn B. U., Çetin A. E. Video based wildfire detection at night. *Fire Safety Journal*. 2009. Vol. 44, № 6. P. 860–868. DOI: [10.1016/j.firesaf.2009.04.003](https://doi.org/10.1016/j.firesaf.2009.04.003)
3. Matthews S., Sullivan A., Gould J., Hurley R., Ellis P., Larmour J. Field evaluation of two image-based wildland fire detection systems. *Fire Safety Journal*. 2012. Vol. 47. P. 54–61. [doi.org/10.1016/j.firesaf.2011.11.001](https://doi.org/10.1016/j.firesaf.2011.11.001)
4. Zhai G., Dou L., Gu Y., Zhou H., Feng L., Jiang L., Dong J., Sun J., Li H. From spark to suppression: an overview of wildfire monitoring, progression prediction, and extinguishing techniques. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2025. Vol. 140. Article 104600. [doi.org/10.1016/j.xcrp.2025.102784](https://doi.org/10.1016/j.xcrp.2025.102784)
5. Abbass K., Qasim M. Z., Song H., Murshed M., Mahmood H., Younis I. A review of the global climate change impacts, adaptation, and sustainable mitigation measures. *Environmental Science and Pollution Research*. 2022. Vol. 29. P. 42539–42559. DOI: [10.1007/s11356-022-19718-6](https://doi.org/10.1007/s11356-022-19718-6)
6. Chuvieco E., Yebra M., Martino S., Thonicke K., Gómez-Giménez M., San-Miguel J., Oom D., Velea R., Mouillot F., Molina J. R. Towards an integrated approach to wildfire risk assessment: when, where, what and how may the landscapes burn. *Fire*. 2023. Vol. 6. Article 215. [doi.org/10.3390/fire6050215](https://doi.org/10.3390/fire6050215)
7. Wang J., Roudini S., Hyer E. J., Xu X., Zhou M., Garcia L. C., Reid J. S., Peterson D. A., Da Silva A. M. Detecting nighttime fire combustion phase by hybrid application of visible and infrared radiation from Suomi NPP VIIRS. *Remote Sensing of Environment*. 2020. Vol. 237. Article 111466. [doi.org/10.1016/j.rse.2019.111466](https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111466)
8. Ba R., Song W., Lo S., Xie Z. Spectral characteristic analysis of burned area based on MODIS data // *Proceedings of the 11th Asia-Oceania Symposium on Fire Science and Technology*. Springer, 2020. P. 391–404. [doi.org/10.1016/j.rse.2019.111493](https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111493)
9. Carling C., Bloomfield J., Nelson L., Reilly T. The role of motion analysis in elite soccer: contemporary performance measurement techniques and work rate data. *Sports Medicine*. 2008. Vol. 38, № 10. P. 839–862. DOI: [10.2165/00007256-200838100-00004](https://doi.org/10.2165/00007256-200838100-00004)

10. Varsha V. R., Naganandini S., Hariharan C. Utilizing AI and machine learning for natural disaster management: predicting natural disasters with AI and machine learning // *Internet of Things and AI for Natural Disaster Management and Prediction*. IGI Global, 2024. P. 279–304  
DOI:[10.4018/979-8-3693-4284-8.ch013](https://doi.org/10.4018/979-8-3693-4284-8.ch013).
11. Mohapatra A., Trinh T. Early wildfire detection technologies in practice — a review. *Sustainability*. 2022. Vol. 14. Article 12270.  
DOI:[10.3390/su141912270](https://doi.org/10.3390/su141912270)
12. Singh H., Ang L.-M., Srivastava S. K. Active wildfire detection via satellite imagery and machine learning: an empirical investigation of Australian wildfires. *Environmental Monitoring and Assessment*. 2025. Vol. 121. P. 9777–9800.  
[doi.org/10.1007/s11069-025-07163-w](https://doi.org/10.1007/s11069-025-07163-w)
13. Dimitrov P., Gikov A. Identification and evaluation of traces of fires in Rila mountain using spectral indices from Landsat data // *Proceedings of the Fifth Scientific Conference with International Participation SENS*. Sofia, Bulgaria, 2009. P. 142–149.
14. Pickell P. D., Hermosilla T., Frazier R. J., Coops N. C., Wulder M. A. Forest recovery trends derived from Landsat time series for North American boreal forests. *International Journal of Remote Sensing*. 2016. Vol. 37. P. 138–149.  
[doi.org/10.1080/2150704X.2015.1126375](https://doi.org/10.1080/2150704X.2015.1126375)
15. Key C. H., Benson N. C. Landscape assessment (LA): sampling and analysis methods // *FIREMON: Fire Effects and Monitoring Inventory System* / eds. D. C. Lutes et al. Fort Collins : USDA Forest Service, 2006. P. LA-1–LA-55.
16. French N. H. F., Kasischke E. S., Hall R. J., Murphy K. A., Verbyla D. L., Hoy E. E., Allen J. L. Using Landsat data to assess fire and burn severity in the North American boreal forest region. *International Journal of Wildland Fire*. 2008. Vol. 17. P. 443–462.  
[doi.org/10.1080/01431169608949126](https://doi.org/10.1080/01431169608949126)
17. Avetisyan D., Stankova N., Dimitrov Z. Assessment of spectral vegetation indices performance for post-fire monitoring of different forest environments.  
DOI:[10.3390/fire6080290](https://doi.org/10.3390/fire6080290)
18. Key C. H., Benson N. C. Landscape assessment (LA): sampling and analysis methods. *USDA Forest Service General Technical Report*. 2006. RMRS-GTR-164.
19. Cansler C. A., McKenzie D. How robust are burn severity indices when applied in a new region? *Remote Sensing*. 2012. Vol. 4, № 2. P. 456–483.  
DOI:[10.3390/rs4020456](https://doi.org/10.3390/rs4020456)
20. Giddey B. L., Baard J. A., Kraaij T. Verification of the differenced normalised burn ratio (dNBR) as an index of fire severity in Afrotropical forest. *South African Journal of Botany*. 2022. Vol. 146. P. 348–353.  
[doi.org/10.1016/j.sajb.2021.11.005](https://doi.org/10.1016/j.sajb.2021.11.005)

21. Chen F., Lou S., Fan Q., Li J., Wang C., Claverie M. A preliminary investigation on comparison and transformation of Sentinel-2 MSI and Landsat 8 OLI. 2018. DOI:[10.5194/ISPRS-ARCHIVES-XLII-3-2619-2018](https://doi.org/10.5194/ISPRS-ARCHIVES-XLII-3-2619-2018)
22. Van der Werff H., Van der Meer F. Sentinel-2A MSI and Landsat 8 OLI provide data continuity for geological remote sensing. *Remote Sensing*. 2016. Vol. 8. DOI:[10.1016/j.rse.2014.03.022](https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.03.022)
23. Hedley J., Roelfsema C., Koetz B., Phinn S. Capability of the Sentinel-2 mission for tropical coral reef mapping and coral bleaching detection. *Remote Sensing of Environment*. 2012. Vol. 120. P. 145–155. [doi.org/10.1016/j.rse.2011.06.028](https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.06.028)
24. Irons J. R., Dwyer J. L., Barsi J. A. The next Landsat satellite: the Landsat data continuity mission. *Remote Sensing of Environment*. 2012. Vol. 122. P. 11–21. [doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.026](https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.026)
25. Roy D., Wulder M., Loveland T. et al. Landsat-8: science and product vision for terrestrial global change research. *Remote Sensing of Environment*. 2014. Vol. 145. P. 154–172. [doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.001](https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.001)
26. Drusch M., Del Bello U., Carlier S. et al. Sentinel-2: ESA’s optical high-resolution mission for GMES operational services. *Remote Sensing of Environment*. 2012. Vol. 120. P. 25–36. [doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.026](https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.026)
27. Hagolle O., Sylvander S., Huc M. et al. SPOT-4 (Take 5): simulation of Sentinel-2 time series on 45 large sites. *Remote Sensing*. 2015. Vol. 7. P. 12242–12264. DOI:[10.3390/rs70912242](https://doi.org/10.3390/rs70912242)
28. Kääb A., Winsvold S., Altena B. et al. Glacier remote sensing using Sentinel-2. *Remote Sensing*. 2016. Vol. 8. [doi.org/10.3390/rs8070598](https://doi.org/10.3390/rs8070598)
29. D’Odorico P., Gonsamo A., Damm A., Schaepman M. E. Experimental evaluation of Sentinel-2 spectral response functions for NDVI time-series continuity. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2013. Vol. 51. P. 1336–1348. [doi.org/10.1109/tgrs.2012.2235447](https://doi.org/10.1109/tgrs.2012.2235447)
30. Van der Werff H., Van der Meer F. Sentinel-2A MSI and Landsat 8 OLI provide data continuity for geological remote sensing. *Remote Sensing*. 2016. Vol. 8. <https://doi.org/10.3390/rs8110883>
31. Lu D., Mausel P., Brondízio E., Moran E. Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing*. 2004. Vol. 25. P. 2365–2401. [doi.org/10.1080/0143116031000139863](https://doi.org/10.1080/0143116031000139863)
32. Mandanici E., Bitelli G. Multi-image and multi-sensor change detection for long-term monitoring of arid environments with Landsat series. *Remote Sensing*. 2015. Vol. 7. P. 14019–14038.

[doi.org/10.3390/rs71014019](https://doi.org/10.3390/rs71014019)

33. Mandanici E., Bitelli G. Preliminary comparison of Sentinel-2 and Landsat 8 imagery for a combined use. *Remote Sensing* 2016, 8(12), 1014;

[doi.org/10.3390/rs8121014](https://doi.org/10.3390/rs8121014)

34. Піпаш В.В., Глух О.С. Моніторинг лісових пожеж за допомогою проекту Landsat // Програма і тези доповідей щорічної студентської підсумкової конференції - Ужгород, 25 травня 2023. С.57.

35. Глух О.С., Симканич О.І., Піпаш В.В., Шварц Р.Р., Молнар-Бабіля Д.І. Аналіз стану рослинного покриву громад Ужгородського району на основі значень NBR-індексу // Науковий вісник Ужгородського університету. Серія «Хімія». – 2024. – №2(52). – С. 109-114. <https://doi.org/10.24144/2414-0260.2024.2.109-114>

36. Піпаш В.В., Глух О.С. Розрахунок NBR індексу для територіальних громад Ужгородського району. Сталий розвиток: захист навколишнього середовища. Енергоощадність. Збалансоване природокористування. ІХ Міжнародний молодіжний конгрес, 28-29 березня 2024, Україна, Львів : зб. матер. Електрон. дан. Київ : Яроченко Я. В., 2024. С. 35.

37. Глух О.С., Симканич О.І., Шварц Р.Р., Піпаш В.В. *Космічний моніторинг стану рослинного покриву Ужгородського району*. Proceedings of the 1st International Chemical Hub forum "Chemistry and Ecology Nexus: Igniting Innovation and Sustainability for Future Generations". 18-20 вересня 2024 р. Ужгород, С.68

38. Піпаш В.В., Глух О.С. Розрахунок NBR індексу для Ужгорської і Чопської ОТГ. Програма і тези доповідей Підсумкової наукової студентської конференції ДВНЗ «Ужгородський національний університет», секція «Хімічних наук та екології», 10 травня 2024. Ужгород: вид. «Говерла», 2024. С. 68.

## Додаток

Скрипт було створено за допомогою штучного інтелекту Grok.

Скрипт створено в середовищі Google Earth Engine на мові JavaScript для аналізу змін рослинного покриву в Холмківській, Ужгородській та Оноківській громадах Закарпатської області. Він використовує дані супутників Landsat 8/9 та Sentinel-2 за період 2020–2025 років (літні місяці: червень–серпень). Основна функція - розрахунок індексу NBR (Normalized Burn Ratio) для кожного року з подальшим обчисленням dNBR (різниця між роками). Скрипт автоматично маскує хмари, масштабує дані та застосовує медіану для створення композитних зображень. Для кожного періоду розраховується середнє значення NBR, dNBR та площа ділянок з втратою рослинності ( $dNBR > 0.1$ ) у гектарах. Візуалізація включає карти NBR, dNBR та зони втрат. Результати виводяться в консоль у структурованому вигляді для легкого аналізу. Скрипт дозволяє порівнювати зміни між послідовними роками та експортувати карти в Google Drive.

```
var aoi = ee.FeatureCollection('users/pipashvasyl1/uzhhorod');
Map.centerObject(aoi, 11);
Map.addLayer(aoi, {color: 'blue'}, 'Межі громади Ужгород');
function calculateNBR_Sentinel(image) {
  var nbr = image.normalizedDifference(['B8', 'B12']).rename('NBR');
  return image.addBands(nbr);
}
function maskS2clouds(image) {
  var qa = image.select('QA60');
  var cloudBitMask = 1 << 10;
  var cirrusBitMask = 1 << 11;
  var mask = qa.bitwiseAnd(cloudBitMask).eq(0)
    .and(qa.bitwiseAnd(cirrusBitMask).eq(0));
  return image.updateMask(mask).divide(10000);
```

```
}
```

```
var sentinel2020 = ee.ImageCollection('COPERNICUS/S2_SR_HARMONIZED')  
  .filterBounds(aoi)  
  .filterDate('2020-06-01', '2020-08-31') // ← 2020  
  .filter(ee.Filter.lt('CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE', 20))  
  .map(maskS2clouds)  
  .map(calculateNBR_Sentinel)  
  .select('NBR')  
  .median()  
  .clip(aoi);
```

```
var sentinel2021 = ee.ImageCollection('COPERNICUS/S2_SR_HARMONIZED')  
  .filterBounds(aoi)  
  .filterDate('2021-06-01', '2021-08-31') // ← 2021  
  .filter(ee.Filter.lt('CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE', 20))  
  .map(maskS2clouds)  
  .map(calculateNBR_Sentinel)  
  .select('NBR')  
  .median()  
  .clip(aoi);
```

```
var dNBR = sentinel2020.subtract(sentinel2021).rename('dNBR');
```

```
var vegetationLoss = dNBR.gt(0.1);
```

```
var nbrVis = {min: -0.5, max: 0.5, palette: ['blue', 'white', 'green']};
```

```
var dNBRVis = {min: -0.5, max: 0.5, palette: ['green', 'white', 'red']};
```

```
Map.addLayer(sentinel2020, nbrVis, 'NBR JIro 2020', false);
```

```

Map.addLayer(sentinel2021, nbrVis, 'NBR Літо 2021', false);
Map.addLayer(dNBR, dNBRVis, 'dNBR (2020-2021)');
Map.addLayer(vegetationLoss.selfMask(), {palette: 'red'}, 'Втрата рослинності
(червоні ділянки)');

// Розрахунок площі втрати рослинності
var pixelArea = ee.Image.pixelArea();
var lossArea = vegetationLoss.multiply(pixelArea).reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.sum(),
  geometry: aoi,
  scale: 10,
  maxPixels: 1e13
});

print('=== РЕЗУЛЬТАТИ ДЛЯ ГРОМАДИ УЖГОРОД (SENTINEL-2, 2020 vs
2021) ===');

print('Площа втрати рослинності (м²):', lossArea.get('dNBR'));
print('Площа втрати рослинності (га):',
ee.Number(lossArea.get('dNBR')).divide(10000));
print('Площа втрати рослинності (км²):',
ee.Number(lossArea.get('dNBR')).divide(1000000));
var stats = dNBR.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.mean().combine({
    reducer2: ee.Reducer.minMax(),
    sharedInputs: true
  }),
  geometry: aoi,
  scale: 10,
  maxPixels: 1e13
});
print('Середнє значення dNBR:', stats.get('dNBR_mean'));

```

```

print('Мінімальне значення dNBR:', stats.get('dNBR_min'));
print('Максимальне значення dNBR:', stats.get('dNBR_max'));

// Легенда
print('Інтерпретація dNBR:');
print('> 0.66 - Висока загибель рослинності');
print('0.44-0.66 - Помірно-висока загибель');
print('0.27-0.44 - Помірно-низька загибель');
print('0.10-0.27 - Низька загибель');
print('< 0.10 - Без значних змін');
Export.image.toDrive({
  image: dNBR,
  description: 'Uzhhorod_Sentinel2_dNBR_2020_2021',
  folder: 'EarthEngine',
  region: aoi,
  scale: 10,
  maxPixels: 1e13
});
Export.image.toDrive({
  image: vegetationLoss.selfMask(),
  description: 'Uzhhorod_Sentinel2_VegetationLoss_2020_2021',
  folder: 'EarthEngine',
  region: aoi,
  scale: 10,
  maxPixels: 1e13
});
Скрипт для Ужгорода (супуник Sentinel2 )
var aoi = ee.FeatureCollection('users/pipashvasyl1/uzhhorod');
Map.centerObject(aoi, 11);
Map.addLayer(aoi, {color: 'blue'}, 'Межі громади Ужгород');

```

```

function calculateNBR_Landsat(image) {
  var nbr = image.normalizedDifference(['SR_B5', 'SR_B7']).rename('NBR');
  return image.addBands(nbr);
}

function maskL8sr(image) {
  var qaMask = image.select('QA_PIXEL').bitwiseAnd(parseInt('11111', 2)).eq(0);
  var saturationMask = image.select('QA_RADSAT').eq(0);
  return image.updateMask(qaMask).updateMask(saturationMask)
    .multiply(0.0000275).add(-0.2);
}

var landsat2020 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C02/T1_L2')
  .merge(ee.ImageCollection('LANDSAT/LC09/C02/T1_L2'))
  .filterBounds(aoi)
  .filterDate('2020-06-01', '2020-08-31') // ← 2020
  .map(maskL8sr)
  .map(calculateNBR_Landsat)
  .select('NBR')
  .median()
  .clip(aoi);

var landsat2021 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C02/T1_L2')
  .merge(ee.ImageCollection('LANDSAT/LC09/C02/T1_L2'))
  .filterBounds(aoi)
  .filterDate('2021-06-01', '2021-08-31') // ← 2021
  .map(maskL8sr)
  .map(calculateNBR_Landsat)
  .select('NBR')
  .median()
  .clip(aoi);

var dNBR = landsat2020.subtract(landsat2021).rename('dNBR');

```

```

var vegetationLoss = dNBR.gt(0.1);
var nbrVis = {min: -0.5, max: 0.5, palette: ['blue', 'white', 'green']};
var dNBRVis = {min: -0.5, max: 0.5, palette: ['green', 'white', 'red']};
Map.addLayer(landsat2020, nbrVis, 'NBR Літо 2020', false);
Map.addLayer(landsat2021, nbrVis, 'NBR Літо 2021', false);
Map.addLayer(dNBR, dNBRVis, 'dNBR (2020-2021)');
Map.addLayer(vegetationLoss.selfMask(), {palette: 'red'}, 'Втрата рослинності
(червоні ділянки)');
var pixelArea = ee.Image.pixelArea();
var lossArea = vegetationLoss.multiply(pixelArea).reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.sum(),
  geometry: aoi,
  scale: 30,
  maxPixels: 1e13
});
print('=== РЕЗУЛЬТАТИ ДЛЯ ГРОМАДИ УЖГОРОД (LANDSAT, 2020 vs
2021) ===');
print('Площа втрати рослинності (м²):', lossArea.get('dNBR'));
print('Площа втрати рослинності (га):',
ee.Number(lossArea.get('dNBR')).divide(10000));
print('Площа втрати рослинності (км²):',
ee.Number(lossArea.get('dNBR')).divide(1000000));

var stats = dNBR.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.mean().combine({
    reducer2: ee.Reducer.minMax(),
    sharedInputs: true
  }),
  geometry: aoi,
  scale: 30,
  maxPixels: 1e13

```

```
});  
print('Середнє значення dNBR:', stats.get('dNBR_mean'));  
print('Мінімальне значення dNBR:', stats.get('dNBR_min'));  
print('Максимальне значення dNBR:', stats.get('dNBR_max'));  
print('Інтерпретація dNBR:');  
print('> 0.66 - Висока загибель рослинності');  
print('0.44-0.66 - Помірно-висока загибель');  
print('0.27-0.44 - Помірно-низька загибель');  
print('0.10-0.27 - Низька загибель');  
print('< 0.10 - Без значних змін');
```

```
Export.image.toDrive({  
  image: dNBR,  
  description: 'Uzhhorod_Landsat_dNBR_2020_2021',  
  folder: 'EarthEngine',  
  region: aoi,  
  scale: 30,  
  maxPixels: 1e13  
});
```

```
Export.image.toDrive({  
  image: vegetationLoss.selfMask(),  
  description: 'Uzhhorod_Landsat_VegetationLoss_2020_2021',  
  folder: 'EarthEngine',  
  region: aoi,  
  scale: 30,  
  maxPixels: 1e13  
});
```

Скрипт для Ужгорода (супутник Landsat8)