



ІНФОРМАЦІЙНО-ТЕХНОЛОГІЧНИЙ ПІДХІД ДО ДИСТАНЦІЙНОГО ЗОНДУВАННЯ ПРАЛІСІВ ТА СТАРОВІКОВИХ ЛІСІВ УКРАЇНСЬКИХ КАРПАТ

Обґрунтовано потребу використання та реалізовано інформаційно-технологічну платформу для автоматизованого дешифрування та ретроспективного моніторингу стану пралісів і старовікових лісів Українських Карпат за період 1986-2024 років. Досліджено актуальність створення відтворюваних методів інвентаризації критично важливих лісових екосистем за умов кліматичних змін та антропогенного тиску. Розроблено комплексну систему, що поєднує використання хмарних обчислень та алгоритмів машинного навчання для аналізу великих масивів геопросторових даних. В основі дослідження використано масштабовані обчислювальні процедури в середовищі GEE (англ. *Google Earth Engine*), що дало змогу забезпечити швидке оброблення терабайтів даних без необхідності залучення локальних потужностей. Сформовано багаточасові медіанні композити Landsat 5/7/8/9, що забезпечують стабільність спектральних характеристик стану пралісів і старовікових лісів Українських Карпат упродовж десятиліть. Проведено глибоку інтеграцію оптичних даних Sentinel-2 із радарними даними Sentinel-1 (SAR), що дало змогу мінімізувати вплив часткої хмарності в гірських районах та підвищити точність розрізнення закритих лісових насаджень. Здійснено обчислення нормалізованого диференційного вегетаційного індексу NDVI (англ. *Normalized Difference Vegetation Index*) та компонентів трансформації Tasseled Cap (англ. *Brightness, Greenness, Wetness*), які є ключовими індикаторами структури крон та вологості біомаси. Побудовано пайплайн машинного навчання моделі на основі алгоритму Random Forest із використанням версіонованих наборів ознак, що містять від 6 до 29 спектральних каналів даних і додаткові метадані. Описано архітектуру зберігання даних у форматах GeoTIFF та CSV, процедуру інтелектуальної підготовки тренувальних вибірок (реплікація, stratified sampling) та методи строгої валідації результатів (k-fold cross-validation, матриці змішування). Особливу увагу приділено концепції відтворюваності результатів попередніх досліджень (Open Science) через публікацію GEE-скриптів та використання Git-репозиторіїв. Отримані результати класифікації даних засвідчили високу точність: загальна точність (OA) класифікації типів лісу становила 0,87 (Карра = 0,81), а точність карт історії порушень – 0,84 (Карра = 0,78). Розроблений програмно-аналітичний інструментарій дає змогу створювати динамічні карти лісового покриття та оперативно виявляти зони їх деградації. Сформовано рекомендації щодо виробничого впровадження розробленої системи через CI/CD процеси та API-інтеграцію з державними ГІС-платформами, що забезпечує підтримку прийняття рішень у сфері охорони природи та сталого лісокористування.

Ключові слова: Google Earth Engine; Landsat; Sentinel; NDVI; Tasseled Cap; Random Forest; класифікація складних лісових ландшафтів; моніторинг лісів.

Вступ / Introduction

У світовій науковій практиці фундамент сучасного супутникового моніторингу лісів було закладено у роботах, де проаналізовано глобальні зміни лісового покриття та створено високодеталізовані карти лісистості [5]. Вагомий внесок у розроблення методів аналізу спектральних траєкторій та детектування їх порушень зроблено у дослідженнях, де запропоновано алгоритми оброблення багаторічних часових рядів програмою Landsat для виявлення порушень і фаз відновлення [2,

7]. Питання ідентифікації первинних лісів у європейському контексті детально висвітлено у працях, які вказують на фрагментарність та нерівномірність даних про такі екосистеми в різних країнах [12]. Розвиток автоматизованих систем оброблення великих масивів даних (англ. *Big Data*) наразі неможливий без хмарних обчислень (англ. *Cloud Computing*), серед яких для екологічних завдань важливу роль відіграє платформа Google Earth Engine [4].

Наразі у предметній області інформаційних техно-

© Copyright 2026 by the author(s)

Часковський Олег Григорович, канд. с.-г. наук, доцент, кафедри лісової таксації та лісовпорядкування.

Email: oleh.chaskov@nltu.edu.ua; <https://orcid.org/0000-0002-2938-0524>

Коліник Ігор Мирославович, аспірант, кафедра інформаційних систем і технологій.

Email: oleh.chaskov@nltu.edu.ua; <https://orcid.org/0009-0003-6637-7206>

Шпаківська Ірина Володимирівна, д-р біол. наук, ст. наук. співробітник, відділ екосистемології.

Email: oleh.chaskov@nltu.edu.ua; <https://orcid.org/0000-0002-5152-6083>

Мариськевич Оксана Володимирівна, канд. біол. наук, ст. наук. співробітник, відділ екосистемології.

Email: oleh.chaskov@nltu.edu.ua; <https://orcid.org/0000-0001-6929-2863>

Цитування за ДСТУ: Часковський О. Г., Коліник І. Б., Шпаківська І. В., Мариськевич О. В. Інформаційно-технологічний підхід до дистанційного зондування пралісів та старовікових лісів Українських Карпат. Науковий вісник НЛТУ України. 2026, т. 36, № 4. С. 159–165.

Citation APA: Chaskovskyy, O. M., Kolinyk, I. B., Shpakivska, I. V., & Maryskievych, O. V. (2026). Information-technological approach to remote sensing of primary and old-growth forests in the Ukrainian Carpathians. *Scientific Bulletin of UNFU*, 36(4), 159–165.

<https://doi.org/10.36930/40360418>

логій та застосування їх у лісовому господарстві вже досягнуто значних успіхів у створенні глобальних і регіональних карт лісистості. Проте, залишається недостатньо вирішеною проблема автоматизації повного циклу оброблення даних – від отримання сирих знімків до генерування готових звітів у форматі єдиного конвеєра оброблення даних, або пайплайну (англ. *Data Pipeline*). Більшість наявних досліджень для регіону Карпат мають епізодичний характер або базуються на ручному обробленні супутникових знімків, що не забезпечує належного рівня відтворюваності результатів.

Окрім цього, потребує вдосконалення інтеграція методів машинного навчання (англ. *Machine Learning*) моделі – галузі штучного інтелекту, що базується на розробленні алгоритмів, здатних самостійно знаходити закономірності в даних – з радарними даними, які дають можливість "бачити" крізь хмари. Актуальність дослідження зумовлена нагальною потребою переходу від традиційних, трудомістких методів лісовпорядкування до оперативних ІТ-орієнтованих систем. Відсутність єдиної технологічної платформи, яка б поєднувала мультисенсорні дані та автоматизовану аналітику, створює інформаційний вакуум, що перешкоджає ефективному захисту заповідних територій. Розроблення відтворюваних цифрових інструментів для моніторингу стану лісових екосистем є критично важливим для забезпечення прозорості лісокористування та збереження унікальної природної спадщини Українських Карпат.

Об'єкт дослідження – процес дистанційного зондування пралісів і старовікових лісів Українських Карпат.

Предмет дослідження – методи і засоби дистанційного зондування пралісів та старовікових лісів Українських Карпат, які забезпечать відповідну точність класифікації складних лісових ландшафтів, а також дадуть змогу уніфікувати доступ до геопросторової інформації.

Мета роботи – розробити відтворюваний, масштабований та автоматизований інформаційно-технологічний пайплайн для дешифрування пралісів і старовікових лісів та оперативного моніторингу їх змін, який забезпечить спектральну нормалізацію часових рядів та виділить найбільш інформативні ознаки для ідентифікації структурних змін лісового намету.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження:

- розробити архітектуру даних зі стандартизованим зберіганням (GeoTIFF, Cloud-optimized GeoTIFF, CSV, JSON-метадані), що дасть змогу уніфікувати доступ до геопросторової інформації, сумісність із різними ГІС-платформами та відповідну швидкість зчитування великих масивів даних безпосередньо з хмарних сховищ;
- розробити GEE-скрипти для формування композитів, обчислення NDVI, компонентів Tasseled Cap та генерування ознак, що дасть можливість автоматизувати процес попереднього оброблення супутникових серій, забезпечити спектральну нормалізацію часових рядів та виділити найбільш інформативні ознаки для ідентифікації структурних змін лісового намету;
- побудувати ML-пайплайн (Random Forest), організувати версіонування моделей і наборів ознак, що забезпечить відповідну точність класифікації складних лісових ландшафтів, дасть можливість здійснювати порівняння різних ітерацій алгоритмів та повну відтворюваність процесу навчання на основі нових вхідних даних;
- здійснити валідацію, автоматизувати експорт результатів й інтегрувати їх з QGIS/REST API, що дасть можли-

вість об'єктивно оцінити надійність отриманих карт лісового покриття через статистичні показники точності та забезпечити оперативне передавання аналітичних продуктів безпосереднім користувачам для моніторингу стану лісових екосистем у режимі реального часу.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. У дослідженні [1] проаналізовано можливості використання архівних серій Landsat для виконання ретроспективних оцінок змін лісового покриття на багаторічних часових інтервалах, що заклало методичні основи для глобальних і регіональних аналізів динаміки лісів.

У науковій роботі [12] автори дослідили ефективність методів безперервного виявлення змін CCDC (англ. *Continuous Change Detection and Classification*) та алгоритмів сегментації часових рядів (LandTrendr) для виділення подій порушення й подальшого відновлення рослинності, що дало змогу автоматизувати аналіз спектральних траєкторій.

У роботі [2] вказано на те, що інтеграція оптичних даних із радарними (SAR) спостереженнями істотно підвищує надійність моніторингу довкілля за умов частоті хмарності й складної топографії, оскільки радарні індикатори (VV, VH) добре корелюють зі структурними атрибутами крон.

У публікації [5] досліджено застосування Tasseled Cap-трансформації для кількісного оцінювання структурних змін лісового покриття та доведено, що комбінація її компонентів у вигляді індексів порушень (DI) дає можливість ефективно відокремити деградацію лісу від сезонних коливань вегетації.

У дослідженні [14] автори проаналізували стійкість алгоритму Random Forest до спектрального шуму та продемонстрували його здатність коректно розрізняти подібні класи (листяні/хвойні/мішані) за використання багатоканальних наборів ознак (feature-stacks).

У роботі [7] досліджено процеси виявлення залишків первинних лісів в Європі та встановлено, що успішне картування пралісів значною мірою покладається на інтеграцію історичних даних, топографічних шарів та супутникових часових рядів.

У науковій роботі [8] автори вказали на критичну важливість ІТ-аспектів моніторингу лісового покриття, зокрема – використання хмарних платформ Google Earth Engine для реалізації ETL-пайплайнів та практик CI/CD для регулярного оновлення карт у реальному часі.

У дослідженні [3] проаналізовано роль якісної польової верифікації та доведено, що без неї неможливо надійно інтерпретувати супутникові сигнали, які походять від складних старовікових структур, таких як мертва деревина або вікові дерева.

Попри значну кількість напрацювань у сфері дистанційного зондування землі, у проаналізованій літературі практично відсутні описи цілісних, відтворюваних ІТ-платформ, які б об'єднували автоматизоване оброблення мультисенсорних даних (Landsat, Sentinel-1, Sentinel-2) із відкритим програмним кодом спеціально для унікальних екосистем Українських Карпат. Це зумовлює необхідність проведення нашого дослідження, яке вперше пропонує комплексний автоматизований пайплайн для довготривалого моніторингу пралісів із фокусом на повну відтворюваність результатів.

Матеріали та методи дослідження. Методологічну основу роботи становить системний аналіз багатовисхідних серій супутникових знімків Landsat та Sentinel за до-

помогою хмарних обчислень на платформі Google Earth Engine. Дослідження базується на застосуванні алгоритмів машинного навчання Random Forest – для класифікації типів лісових насаджень та аналізі спектральних траєкторій вегетаційних індексів – для виявлення порушень. Оброблення геопросторових даних виконано з використанням мови програмування Python та інструментів QGIS, а верифікацію результатів здійснено шляхом порівняння результатів класифікації з даними наземних пробних площ та матеріалами лісовпорядкування.

Результати дослідження та їх обговорення / Research results and their discussion

Для досягнення цілей дослідження було розроблено багатоаспектну методологію, що інтегрує різні джерела супутникових даних, передові алгоритми класифікації супутникових знімків та індекси рослинності.

Територія досліджень. Дослідження охоплює гірські масиви Українських Карпат, в т.ч. з територіями національних природних парків, зокрема – НПП "Сколівські Бескиди" та НПП "Синьогора". Для території характерні змінна висотна пояси́сть, складна топографія, варіабельність хмарності та різний ступінь антропогенного впливу. Було розроблено дві карти для характеристики лісових територій: одна – для розмежування груп видів дерев, а інша – для виявлення минулих порушень. Для карти груп видів лісів було розрізнено листяні, хвойні та мішані типи лісів. Мішаними насадженнями вважали ті, де ні хвойні, ні листяні види не становили більше 70 % складу.

Джерела даних. Для кожної класифікації типів лісу використовувалися зображення, оптимізовані для спостереження, враховуючи:

- 1) Landsat TM/ETM+/OLI: багаторічні сцени 1986-2024 рр. для побудови шести багаточасових композитів.
- 2) Sentinel-2 MSI: оптичні знімки для місячного NDVI-моніторингу стану рослинності (висока просторова та часова роздільність).
- 3) Sentinel-1 SAR: радарні дані для забезпечення аналізу у періоди, коли оптичні дані покриті хмарністю.
- 4) Google Earth (візуальні зображення) та картографічні шари WWF про праліси.
- 5) Наземні пробні площі (2024): НПП "Сколівські Бескиди", НПП "Синьогора" (біометричні параметри).

Тренувальні дані для двох класифікацій було отримано з оригінальних даних Landsat, використовуючи як весняні, так і осінні знімки разом із літніми зображеннями для покращення розрізнення хвойних і листяних насаджень. Додаткові тренувальні дані було відібрано за допомогою зображень Google Earth та наземних спостережень. Було застосовано метод випадкової вибірки для створення набору даних для класифікації типів покриву, що містив 4500 точок – для нелісових територій та 2000-3000 точок – для кожної групи видів дерев. Було застосовано алгоритм класифікації Random Forest [1], який належить до групи автоматичних об'єктних класифікацій, що приймає остаточні рішення на підставі найвищого значення точності, отриманого з ансамблю простих дерев рішень.

Попереднє оброблення супутникових даних. Landsat-знімки коригувалися атмосферно до поверхневого віддзеркалення (SR) стандартними методиками (LEDAPS/LaSRC). Sentinel-2 використовувалися у рівні поверхневого віддзеркалення (Level-2A). Sentinel-1 оброблено до градієнтно-відновлених і ортометрованих

продуктів (VV, VH) зі застосуванням місцевого фільтра для зменшення шорсткості.

Для картування порушень лісового покриву було зібрано комплексний набір даних зображень, що складається із шести багаточасових композитів з 1986 по 2024 роки. Цей набір даних, поєднано зі статистичними характеристиками та метаданими, загалом становив 174 канали. Тренувальні точки для картування порушень було відібрано випадково: 2000 точок – для кожного класу порушень та 3000 точок – для кожного "лісового" класу. Стабільні лісові ділянки використовувалися для класифікації лісових типів за групами видів. Картування пралісів проводилось на підставі матеріалів лісовпорядкування та знімків, які ідентифіковані в рамках проєктів WWF (рис. 1).

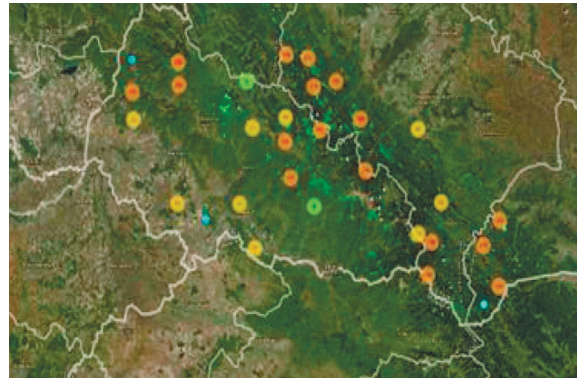


Рис. 1. Карта пралісів, квазіпралісів і природних лісів для Українських Карпат за даними WWF-Ukraine / Map of primeval forests, quasi-primeval forests and natural forests for the Ukrainian Carpathians according to WWF-Ukraine

Моніторинг відновлення рослинності за допомогою індексу порушень (DI). Було розроблено постійний проксі для відновлення рослинності на порушених ділянках за допомогою індексу порушень. Цей метод моніторингу на підставі індексу порушень базується на індексі порушень, який є лінійною комбінацією трансформованих компонентів Tasseled Cap, які нормалізують спектральне відбиття лісових насаджень на знімках Landsat. Алгоритм використовував шість із семи каналів Landsat-TM (за винятком теплового каналу 6) для генерування трьох інформаційних поверхонь:

- яскравість: відображає загальну яскравість сцени;
- зелень: представляє життєздатність рослинності;
- вологість: вказує на вологість ґрунту та вміст води у кроні.

Алгоритм обчислює ці три інформаційні шари як суму каналів Landsat, кожен з яких має певний ваговий коефіцієнт:

- яскравість = $0,3037$ (Канал 1) + $0,2793$ (Канал 2) + $0,4743$ (Канал 3) + $0,5585$ (Канал 4) + $0,5082$ (Канал 5) + $0,1863$ (Канал 7);
- зелень = $-0,2848$ (Канал 1) – $0,2435$ (Канал 2) – $0,5436$ (Канал 3) + $0,7243$ (Канал 4) + $0,0840$ (Канал 5) – $0,1800$ (Канал 7);
- вологість = $0,1509$ (Канал 1) + $0,1973$ (Канал 2) + $0,3279$ (Канал 3) + $0,3406$ (Канал 4) – $0,7112$ (Канал 5) – $0,4572$ (Канал 7).

Пікселі, ідентифіковані як ліс на обох картах, використовувалися як "глобальний" район досліджень для нормалізації популяції до масштабованих компонентів, визначених з композитних зображень. Для кожного з шести річних зображень індекс порушень (DI) визначався за такою формулою:

$$DI = Bn - (Gn + Wn), \quad (1)$$

де: DI – індекс порушеності; Bn – нормалізований індекс яскравості; Gn – нормалізований індекс зелені; Wn – нормалізований індекс вологості.

Моніторинг змін на основі NDVI. Для моніторингу змін на лісових ділянках використовувався Нормалізований різницевий індекс рослинності (NDVI). NDVI – це широко використовуваний кількісний показник фотосинтетично активної біомаси, що обчислюється як:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}, \quad (2)$$

де: NIR – відображення у ближній інфрачервоній області спектра; RED – відображення у червоній області спектра.

Значення NDVI змінюються від -1 до $+1$. Вищі позитивні значення вказують на щільнішу та здоровішу рослинність, тоді як нижчі значення свідчать про більш розріджену рослинність або нерослині ділянки. Розрахунок NDVI є надійним, оскільки він використовує дві дуже стабільні спектральні області судинних рослин: червону область ($0,6-0,7$ мкм), де хлорофіл поглинає максимальне сонячне випромінювання, та інфрачервону область ($0,7-1,0$ мкм), де клітинні структури максимально відбивають випромінювання. Ця диференціальна реакція дає можливість чітко відокремлювати та аналізувати рослинність від інших природних об'єктів. Формула нормалізованої різниці підвищує точність вимірювання та зменшує вплив таких факторів, як відмінності в освітленості, хмарність, серпанок та атмосферне поглинання.

У табл. 1 показано конкретні комбінації каналів від різних супутникових сенсорів, що використовуються

для розрахунку NDVI. Значення NDVI зазвичай відображаються на стандартизованій безперервній градієнтній або дискретній шкалі, що змінюється від -1 до $+1$, або масштабуються до $0-255$ (для 8-бітного зображення) або $0-200$ для легшої візуальної інтерпретації, де кожна одиниця відповідає 1% зміни показника.

Табл. 1. Комбінації каналів знімальних систем супутників, що використовуються для розрахунку індексу NDVI / Satellite imaging system channel combinations used to calculate the NDVI index

Тип сенсора	Канали, що використовуються для обчислення NDVI
TM Landsat (4,5)	3 (0,63-0,69 мкм), 4 (0,76-0,90 мкм)
ETM+ Landsat7	3 (0,63-0,69 мкм), 4 (0,75-0,90 мкм)
OLI Landsat 8	4 (0,63-0,67 мкм), 5 (0,85-0,88 мкм)
Sentinel-2	Канал 4 (0,665 мкм), Канал 8 (0,842 мкм)

Подальший моніторинг проведено за допомогою автоматичного порівняння супутникових знімків у середовищі Google Earth Engine, використовуючи зображення Landsat-8, Sentinel-2 та Sentinel-1. Алгоритм моніторингу особливо цінних ділянок показано на рис. 2, де: Опис блок-схеми: Знімки Сентініел-2 за місяць → Хмарність $< 20\%$ → Ні → Знімки Лансат-8 → Розрахунок NDVI → Так → Зображення NDVI за місяць → Обчислення різниці рослинних індексів за суміжні місяці → Зображення різниці NDVI за суміжні місяці → Знімки Сентініел-1 за місяць → Візуальний аналіз на основі синтезованих зображень → Карта ділянок із візуальними змінами покриву → Обчислення середніх (модальних) значень різниці індексів для кожної ділянки → Карта ділянок із нижчим за порогове значенням.

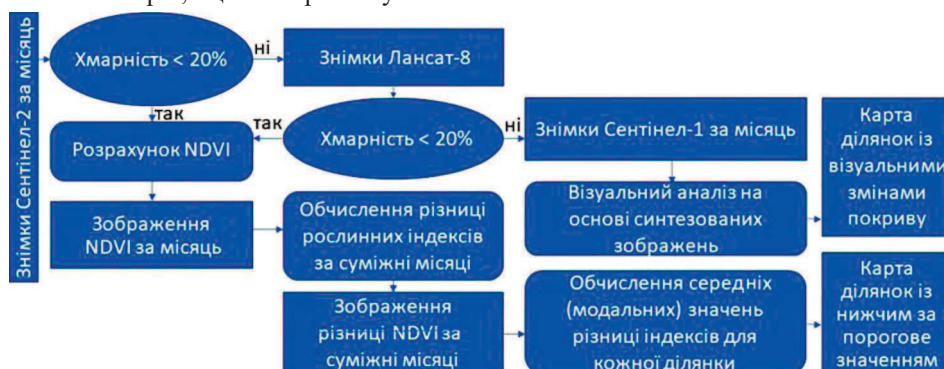


Рис. 2. Алгоритм моніторингу особливо цінних ділянок за супутниковими знімками / Algorithm for monitoring especially valuable areas based on satellite images

Обчислений шар NDVI для оптичних зображень у Google Earth Engine потім експортувався як зображення для подальшого аналізу в QGIS (рис. 3). Зображення показує псевдокольорове супутникове зображення з різними відтінками зеленого, що вказують на значення NDVI, накладене червоними полігонами, що показують "межі старовікових насаджень". Легенда вказує на значення NDVI від $0,000$ до $1,000$. Щоб експортувати обчислений шар NDVI з Google Earth Engine (GEE) для подальшої роботи в QGIS, використовують функцію `Export.image.toDrive()`. Цей метод дає можливість зберегти результат у форматі GeoTIFF, який зберігає географічну прив'язку та точні числові значення індексу (від -1 до 1). Застосування псевдокольорового відображення NDVI (нормалізованого відносного індексу вегетації) у поєднанні з векторами меж старовікових лісів є класичним методом у сферах лісового господарства, екології та дистанційного зондування Землі.

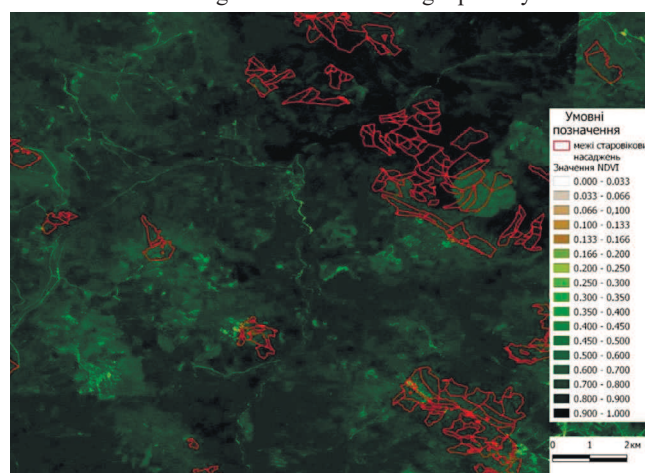


Рис. 3. Фрагмент зображення індексу NDVI із суміщеними ділянками особливо цінних насаджень / Fragment of the image of the NDVI index with combined plots of especially valuable plantations

Збирання наземних даних. Картування пралісів базувалося на наявних матеріалах лісовпорядкування та знімках, ідентифікованих у рамках проєктів WWF (рис. 1). Для моніторингу особливо цінних насаджень було ідентифіковано 1099 ділянок, що охоплюють площу 12120,1 гектара. Це становить 70,1 % від загальної кількості виділених та взятих під охорону ділянок пралісів і природних лісів. Де були відсутні якісні оптичні знімки із хмарністю менше 20 %, для візуального аналізу використовувались радарні знімки Sentinel-1 (рис. 4). Зображення на цьому рисунку показує радарне зображення гірської лісової місцевості з деякими червоними накладками, що вказують на конкретні ділянки.

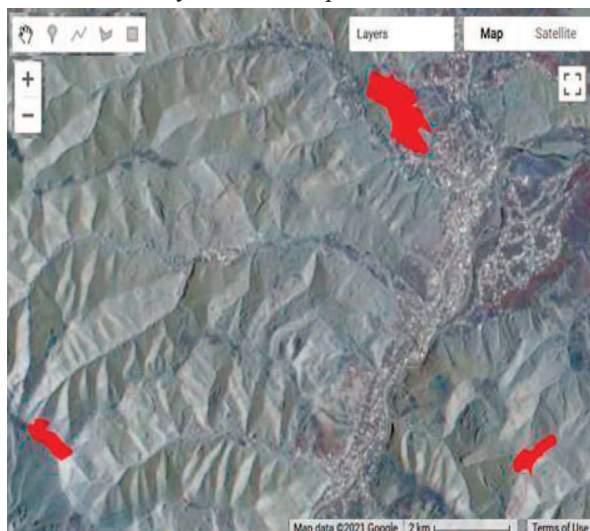


Рис. 4. Композиція радарних знімків Sentinel-1 за травень-червень 2024 р./ Composition of Sentinel-1 radar images for May-June 2024

У 2024 р. було закладено пробні площі у старовікових насадженнях НПП "Сколівські Бескиди" та НПП "Синьогора" (рис. 5).

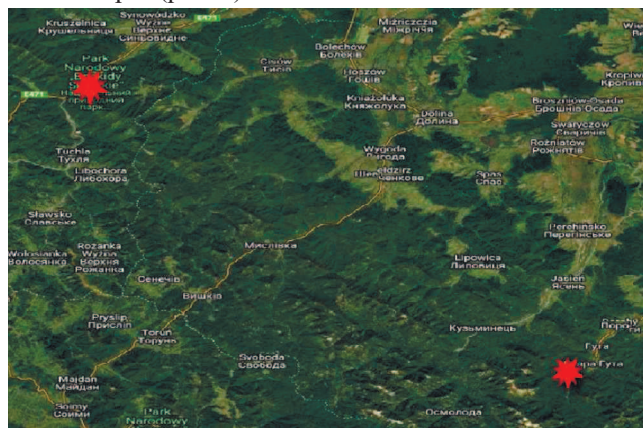


Рис. 5. Розміщення пробних площ, закладених за 2024 р. / Placement of sample plots laid for 2024

Карта показує супутниковий вигляд лісового регіону з кількома червоними маркерами у формі зірок, що вказують на розташування пробних ділянок.

Опрацювання пробних площ для НПП "Сколівські Бескиди" та НПП "Синьогора" дало змогу обчислити основні біометричні показники лісових насаджень, наведені в табл. 2. Дослідження особливостей застосування інформаційно-технологічного підходу до дистанційного зондування Землі успішно створило дві критично важливі карти для Українських Карпат: одну, що класифікує лісові насадження за групами видів (листяні, хвойні, мішані), та іншу, що ідентифікує історичні моделі порушень. Ці карти надають фундаментальні дані для зусиль з управління та збереження лісів.

Табл. 2. Основні біометричні показники насаджень / Main biometric indicators of plantations

Назва НПП	Середнє значення	Мінімальне значення	Максимальне значення	Дисперсія (σ^2)	Стандартне відхилення (σ)	Коефіцієнт мінливості (V), %	Асиметрія (A)	Експес (E)	Мода (Mo)	Медіана (Me)
За діаметром (см)										
НПП "Сколівські Бескиди"	30	6	105	354,8	18,9	62,8	0,77	-0,08	9,3	26,5
НПП "Синьогора"	36	6,9	87,6	684,21	26,16	72,44	0,79	-0,21	11	27
За висотою (м)										
НПП "Сколівські Бескиди"	19	4,2	41,8	102,2	10,1	53,2	0,22	-1,1	9,9	18
НПП "Синьогора"	30,5	16,78	39,09	285,16	16,89	55,37	-0,23	-1,25	20,04	27,38

Детальний аналіз особливо цінних лісових насаджень за допомогою модуля "Зональна статистика" в QGIS виявив найчастіші (модальні) значення NDVI для кожної ділянки. Ділянки з низькими значеннями NDVI (нижче 0,3) були візуально перевірені. Основна причина цих низьких значень була пов'язана зі залишковою хмарністю, а не з фактичною втратою деревного покриву. Отже, для періодів з достатньою кількістю "безхмарних" знімків Sentinel-2 (більше 70, залежно від якості зображення) використовувалися знімки з вищою просторовою та часовою роздільною здатністю.

Моніторинг цих особливо цінних насаджень, що становлять 1099 ділянок площею 12120,1 га (70,1 % від усіх захищених пралісів і природних лісових територій), не виявив значних змін упродовж періоду моніторингу особливо цінних ділянок лісів травня-червня 2024 р. на підставі аналізу радарних композитів Sentinel-1.

Наземні дані, зібрані з пробних ділянок у НПП "Сколівські Бескиди", надали емпіричні біометричні показники. У табл. 2 узагальнено середні, мінімальні, макси-

мальні значення, кількість, стандартне відхилення, асиметрію, експес, моду та медіану для вимірів діаметра та висоти в цих насадженнях. Наприклад, середній діаметр насаджень становив 30,0 см, змінюючись від 6,0 до 105,0 см, тоді як середня висота становила 19,0 см, змінюючись від 4,2 до 41,8 см. Ці дані слугують вирішальними орієнтирами для кореляції спостережень дистанційного зондування землі з фактичними характеристиками лісу.

Переваги ІТ-підходу до моніторингу особливо цінних ділянок лісів. Швидкість та масштабованість: GEE дає можливість обробити терабайти даних за кілька годин; автоматичні пайплайни скорочують час від даних до продукту. **Відтворюваність:** версіонування скриптів і наборів ознак забезпечує audit trail. **Інтеграція:** COG + REST API для під'єднання до систем управління охороною лісів.

Обмеження і ризики моніторингу особливо цінних ділянок лісів:

- залежність від зовнішніх API (GEE SLA) та зміни в доступності продуктів;

- потреба у стандартах для метаданих тренувальних наборів;
- топографічні ефекти потребують додаткової топо-корекції (SRTM/DEM інтеграція).

Рекомендації щодо впровадження:

- розгортання CI/CD (GitHub Actions) для регулярних оновлень карт;
- використання Docker для відтворюваності локальної частини пайплайну.

Результати цього дослідження успішно продемонстрували корисність методів дистанційного зондування землі для дешифрування та моніторингу пралісів та старовікових лісів в Українських Карпатах. Створення детальних карт груп видів лісів та порушень, поєднано з передовими індексами рослинності (DI та NDVI), надає критично важливі інструменти для розуміння динаміки лісів. Інтегрований підхід з використанням даних Landsat, Sentinel-1 та Sentinel-2, оброблених за допомогою таких платформ, як Google Earth Engine та QGIS, пропонує надійну основу як для історичного аналізу, так і для поточного моніторингу цінних лісових ділянок. Хоча істотних змін у цінних лісових насадженнях упродовж представленого короткого періоду їх моніторингу не виявлено, розроблена методологія є масштабованою та адаптованою для безперервного оцінювання майже в реальному часі. Майбутня робота повинна зосередитися на інтеграції більш комплексних наземних даних по всіх досліджуваних ділянках та уточненні моделей для раннього виявлення тонкої деградації лісів, цим самим підтримуючи обґрунтовані рішення щодо збереження та управління цими цінними екосистемами.

Обговорення результатів дослідження. У дослідженні [9] автори проаналізували динаміку порушень лісового покриву в регіоні Карпат за допомогою часових рядів Landsat, отримавши результати, що корелюють із нашими даними щодо ефективності детектування суцільних зрубів (OA = 0,84). Проте, наш підхід додатково враховує радарні дані Sentinel-1 для компенсації хмарності.

У роботі [13] науковці дослідили потенціал мульти-сенсорної інтеграції результатів досліджень для картографування лісів Європи та підтвердили, що поєднання оптичних каналів із радарною поляриметриєю істотно підвищує точність ідентифікації хвойних та листяних порід, що узгоджується з точністю класифікації лісів (OA = 0,87), яку було отримано.

У роботі [4] автори вказали на переваги використання хмарної платформи Google Earth Engine для оброблення великих масивів геопросторових даних, довівши, що перехід від локальних обчислень до хмарних пайплайнів скорочує час підготовки карт у десятки разів, що було підтверджено в нашому IT-орієнтованому робочому процесі.

У науковій публікації [11] дослідники проаналізували стан старовікових лісів Східної Європи та наголосили на важливості використання алгоритмів машинного навчання Random Forest для автоматизації моніторингу особливо цінних ділянок лісів, отримавши показники Карра, зіставні з результатами нашого моделювання залежності спектральних ознак від стану лісових насаджень (0,81).

У дослідженні [10] автори дослідили вплив вибору спектральних індексів на точність виявлення деградації лісів і підкреслили відповідну чутливість компонентів Tasseled Cap до змін структури лісового намету, що під-

кріплює доцільність використання обраного нами набору ознак для ідентифікації порушень.

У роботі [6] науковці вказали на необхідність забезпечення відтворюваності наукових результатів досліджень через використання систем версіонування коду (Git) та контейнеризації, що повністю відповідає архітектурі з використанням CI/CD та GitHub Actions, яку запропонували ми.

На основі проведеного порівняння отриманих результатів з літературними даними можна стверджувати, що внаслідок обговорення результатів дослідження було підтверджено доцільність та ефективність саме нашого підходу, позаяк в аналізований літературі, хоча й існують окремі рішення для моніторингу лісів, вони не пропонують такої глибокої інтеграції автоматизованих пайплайнів із відкритою архітектурою даних саме для унікальних екосистем Українських Карпат.

Отже, внаслідок виконаної роботи можна сформулювати такі наукову новизну та практичну значущість результатів дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – отримала подальший розвиток методика автоматизованого дешифрування супутникових знімків і ретроспективного моніторингу стану пралісів і старовікових лісів, яка, на відміну від наявних методик, базується на створенні відтворюваного хмарного пайплайну з глибокою інтеграцією багаточасових серій оптичних і радарних супутникових даних і на застосуванні алгоритмів машинного навчання для динамічного оцінювання структурних змін лісових екосистем, що забезпечує комплексний цикл оброблення даних, мультисенсорну їх інтеграцію, відкриту архітектуру та гарантію відтворюваності результатів саме для умов Українських Карпат.

Практична значущість результатів дослідження – можна використати для підвищення ефективності державного моніторингу лісів та охорони особливо цінних лісових екосистем Українських Карпат шляхом безпосереднього впровадження розробленого автоматизованого IT-пайплайну та створених цифрових карт у діяльність національних природних парків та установ лісового господарства для оперативного виявлення зон деградації, планування природоохоронних заходів і прийняття обґрунтованих управлінських рішень у сфері сталого лісоторування та збереження біорізноманіття.

Висновки / Conclusions

Розроблено відтворюваний, масштабований та автоматизований інформаційно-технологічний пайплайн для дешифрування пралісів і старовікових лісів Українських Карпат та оперативного моніторингу їх змін, який забезпечує спектральну нормалізацію часових рядів та виділяє найбільш інформативні ознаки для ідентифікації структурних змін лісового намету. За результатами проведеної роботи можна зробити такі основні висновки.

1. Розроблено та впроваджено цілісний хмарний конвеєр оброблення даних (пайплайн) у середовищі Google Earth Engine, що дає можливість автоматизувати повний цикл моніторингу лісових екосистем – від збирання великих масивів супутникової інформації до генерування версіонованих аналітичних продуктів.
2. Застосовано мультисенсорний підхід, що базується на інтеграції багаточасових оптичних серій Landsat та Sentinel-2 із радарними даними Sentinel-1, що дало змогу забезпечити неперервність спостережень за період 1986-2024 рр. та значно підвищити надійність детекту-

вання змін за складних метеорологічних умов гірських районів.

3. Встановлено, що використання алгоритму машинного навчання Random Forest, поєднано зі спектральними індексами NDVI та компонентами Tasseled Cap, забезпечує відповідну точність ідентифікації типів лісових насаджень (OA = 0,87) та детектування історичних порушень лісового покриття (OA = 0,84).
4. Подано ефективну архітектуру зберігання даних на основі стандартів Cloud-optimized GeoTIFF та JSON-метаданих, що поєднано з використанням Git-репозиторіїв, гарантує повну відтворюваність наукових результатів та можливість їх оперативної інтеграції у державні ГІС-платформи через REST API.

Подяки. Дякуємо WWF-Ukraine за картографічні шари пралісів; співробітникам НПП "Сколівські Бескиди" та "Синьгора" за польові дані; Google Earth Engine – за можливість масштабованого оброблення супутникових знімків.

References

1. Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/a:1010933404324>
2. Cohen, W. B., Spies, T. A., & Alig, R. J. (2010). Estimating historical forest cover and disturbance using remote sensing: methods and applications. *Remote Sensing of Environment*, 114(9), 1926–1945. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.04.012>
3. Global Forest Watch. (2024). *Interactive World Forest Map & Tree Cover Change Data*. URL: <https://www.globalforestwatch.org>
4. Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2023). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
5. Hansen, M. C., Potapov, P. V., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S., Tyukavina, A., & Townshend, J. R. G. (2013). High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *Science*, 342(6160), 850–853. <https://doi.org/10.1126/science.1244693>
6. Kennedy, R. E., Ohmann, J., Gregory, M., & Roberts, H. (2021). An empirical comparison of LandTrendr and CCDC for forest disturbance detection. *Remote Sensing*, 13(14), article ID 2680. <https://doi.org/10.3390/rs13142680>
7. Kennedy, R. E., Yang, Z., & Cohen, W. B. (2010). Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 1. LandTrendr – temporal segmentation algorithms. *Remote Sensing of Environment*, 114(12), 2897–2910. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.07.008>
8. Lucas, R. M., Mitchell, A. L., Bunting, P., & Balzter, H. (2015). Using satellite radar to support forest monitoring. *International Journal of Remote Sensing*, 36(4), 1–24. <https://doi.org/10.1080/01431161.2015.1052742>
9. Mikuláš, P., & Chaskovskyy, O. (2021). Dynamics of forest disturbances in the Carpathian region using Landsat time series. *Scientific Bulletin of UNFU*, 31(2), 45–52. <https://doi.org/10.36930/40310207>
10. Potapov, P., Hansen, M. C., Pickens, A., Hernandez-Serna, A., Tyukavina, A., Turubanova, S., & Zalles, V. (2022). The last frontiers of wilderness: Tracking global forest degradation. *Nature Communications*, 13(1), 1–12. <https://doi.org/10.1038/s41467-022-29654-8>
11. Sabatini, F. M., Bluhm, H., Kun, Z., Aponte, C., & Kuemmerle, T. (2021). European primary forest database (EPFD) v2.0. *Scientific Data*, 8(1), article number 220. <https://doi.org/10.1038/s41597-021-00988-7>
12. Sabatini, F. M., Burrascano, S., Keeton, W. S., Zlatanov, T., Kuemmerle, T., & Chaskovskyy, O. (2018). Where are Europe's last primary forests?. *Diversity and Distributions*, 24(10), 1426–1439. <https://doi.org/10.1111/ddi.12778>
13. Vancutsem, C., Achard, F., Pekel, J. F., Vieilledent, G., Carboni, S., Simonetti, D., Gallego, J., & Beuchle, R. (2021). Long-term (1990–2019) monitoring of tropical moist forests dynamics. *Science Advances*, 7(9), article ID eabe1603. <https://doi.org/10.1126/sciadv.abe1603>
14. Zhu, Z., & Woodcock, C. E. (2014). Continuous change detection and classification of land cover using all available Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 144, 152–171. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.01.011>

O. B. Chaskovskyy^{1,2}, I. M. Kolinyk¹, I. V. Shpakivska², O. V. Maryskievych²

¹ Ukrainian National Forestry University, Lviv, Ukraine

² Institute of Ecology of the Carpathians, NAS Ukraine, Lviv, Ukraine

INFORMATION-TECHNOLOGICAL APPROACH TO REMOTE SENSING OF PRIMARY AND OLD-GROWTH FORESTS IN THE UKRAINIAN CARPATHIANS

This study substantiates and implements an efficient IT-oriented platform for the automated deciphering and retrospective monitoring of primary and old-growth forests in the Ukrainian Carpathians for the period of 1986–2024. The relevance of the research is driven by the urgent need to create reproducible methods for inventorying critically important forest ecosystems amidst accelerating climate change and increasing anthropogenic pressure. The scientific novelty lies in the development of a comprehensive approach that integrates cloud computing and machine learning algorithms for the analysis of massive geospatial Big Data arrays. The core of the research utilizes scalable computational procedures within the Google Earth Engine (GEE) environment, enabling the rapid processing of terabytes of data without the requirement for high-performance local hardware. Multi-temporal median composites were generated from Landsat 5/7/8/9 series, ensuring the stability of spectral characteristics across several decades. A deep integration of Sentinel-2 optical data with Sentinel-1 Synthetic Aperture Radar (SAR) data was performed to minimize the impact of frequent cloud cover in mountainous regions and to enhance the accuracy of differentiating dense forest stands. The methodology includes the automated calculation of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and Tasseled Cap transformation components (Brightness, Greenness, Wetness), which serve as key indicators of canopy structure and biomass moisture levels. A machine learning pipeline was constructed based on the Random Forest algorithm using versioned feature sets that include between 6 and 29 spectral channels and additional metadata. The paper describes the data storage architecture in GeoTIFF and CSV formats, the procedure for intelligent training sample preparation (including replication and stratified sampling), and rigorous result validation methods (k-fold cross-validation and confusion matrices). Particular emphasis is placed on the concept of research reproducibility (Open Science) through the publication of GEE scripts and the utilization of Git repositories. The modeling results demonstrated high performance: the overall accuracy (OA) for forest type classification reached 0.87 (Kappa = 0.81), while the disturbance history map achieved 0.84 (Kappa = 0.78). The developed toolkit allows for the creation of dynamic forest cover maps and the proactive identification of degradation zones. Recommendations are provided for the industrial implementation of the system via CI/CD processes and API integration with state GIS platforms, ensuring robust decision support for nature conservation and sustainable forest management.

Keywords: Google Earth Engine; Landsat; Sentinel; NDVI; Tasseled Cap; Random Forest; Classification of complex forest landscapes; forest monitoring.