

<http://doi.org/>

УДК 631.171

Л. БАБІЙ¹, І. ЗАЯЦЬ², Ю. СТЕПА

Кафедра фотограмметрії та геоінформатики, Національний університет “Львівська політехніка”, вул. С. Бандери, 12, Львів, 79013, Україна, тел.: +380676749110, E-mail: liubov.v.babii@lpnu.ua

¹ ORCID ID 0000-0002-5772-4865, ² ORCID ID 0000-0002-3838-5431

АНАЛІЗ ВИКОРИСТАННЯ GOOGLE EARTH ENGINE ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ ЗМІН АГРОЛАНДШАФТІВ ЗА ДАНИМИ SENTINEL-2

Мета дослідження полягає в апробації технології визначення змін агроландшафтів за даними супутникових знімків Sentinel-2 із використанням інструментів Google Earth Engine (GEE) на прикладі території Жовківської територіальної громади Львівської області. Основне завдання – виявити зміни земного покриття за період 2017–2024 років, визначити їх масштаби та тенденції. Дослідження проводили з урахуванням потреб моніторингу землекористування та динаміки земного покриття, що є важливими завданнями для забезпечення сталого розвитку сільських територій. **Методи** дослідження ґрунтувалися на використанні колекції даних Sentinel-2 Level-2A (Surface Reflectance), які пройшли атмосферну корекцію за два часові періоди. Робота виконана у середовищі платформи Google Earth Engine шляхом розробки власних скриптів для автоматизації процесів. Основні етапи включали: попереднє опрацювання даних (маскування хмар, створення композитів, обрізання зображень), розрахунок спектральних індексів (NDVI, NDWI, NDBI), візуалізацію результатів, контрольовану класифікацію з використанням алгоритму Random Forest та оцінку її точності на основі матриці помилок. **Результати** дослідження свідчать про значні зміни у структурі агроландшафтів за досліджуваний період. Виявлено збільшення площ водних об'єктів, забудованих територій та сільськогосподарських угідь, а також скорочення площ лісів і лук. Такі трансформації узгоджуються з регіональними тенденціями: розвитком аквакультур, урбанізацією та інтенсифікацією сільського господарства. Класифікація показала високу точність, що підтверджує ефективність використання GEE у задачах моніторингу землекористування. Водночас виявлено обмеження у застосуванні окремих індексів: NDBI недостатньо чітко розрізняє забудову та оголений ґрунт, NDWI може помилково ідентифікувати водні об'єкти на піщаних ділянках. Найбільш чутливим до помилок класифікації виявився клас лук, а також ділянки, вкриті плівками чи агроволокном. **Практична значущість.** Розроблений підхід може бути використаний для створення систем моніторингу агроландшафтів на регіональному рівні, оперативного виявлення змін у землекористуванні та планування заходів зі збереження природних ресурсів. Використання платформи GEE забезпечує доступність технології без значних фінансових витрат і спеціалізованого обладнання.

Ключові слова: агроландшафти, вегетаційні індекси, супутникові знімки Sentinel-2, моніторинг, класифікація зображень, дистанційне зондування Землі, Google Earth Engine.

Вступ

На сучасному етапі розвитку сільського господарства агроландшафт розглядається як ключовий елемент сталого розвитку, оскільки він має забезпечувати не лише високу продуктивність агрови-робництва, а й виконувати екологічні функції, сприяти охороні довкілля та збереженню естетичної привабливості територій. Водночас агроландшафти зазнають постійних змін під впливом природних і соціально-економічних факторів. У зв'язку з цим особливого значення набуває моніторинг землекористування та динаміки земного покриття, зокрема сільськогосподарських угідь (Смалійчук, 2021).

Використання різночасових даних дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) є одним із найефективніших підходів для вирішення завдань такого моніторингу (Weiss, Frédéric, 2019). Однак обробка великих обсягів супутникових знімків потребує потужних інструментів для аналізу даних. У цьому контексті значні переваги має платформа Google Earth Engine (GEE), яка забезпечує доступ до масштабних архівів супутникових даних та хмарних обчислювальних ресурсів, що дає змогу ефективно працювати з багаточасовими знімками середнього просторового розрізнення, такими як дані Landsat та Sentinel-2 (Gorelick et al., 2017).

Актуальність дослідження зумовлена необхідністю впровадження сучасних методів та інструментів опрацювання даних дистанційного зондування для оперативного визначення динаміки сільськогосподарських угідь, що є важливою складовою розвитку галузі й ефективного прийняття управлінських рішень.

Мета дослідження полягає в апробації технології визначення змін агроландшафтів за даними ДЗЗ із застосуванням інструментів Google Earth Engine на прикладі частини території Жовківської ОТГ Львівської області, а також у виконанні аналізу отриманих результатів.

Вивчають агроландшафти та досліджують методи визначення їх змін низка українських та закордонних вчених.

Автори (Пилипенко, Цуркан, 2014) розглядають сучасні напрями досліджень агроландшафтних систем та описують створення ландшафтною карти з виділенням типів агроландшафтних структур у вигляді інтегральної поліграми, що дає змогу наочно відобразити просторово-функціональне організування агроландшафту. Для побудови ландшафтною карти використано різні карти, ЦМР та матеріали дистанційного зондування (аеро- та космознімки). Проте з описаних етапів досліджень незрозуміло, як використано матеріали дистанційного зондування і яку задачу вони виконували під час створення карти.

У публікації (Weiss et al., 2020) наведено огляд того, як дані дистанційного зондування різного розрізнення і масштабу можна використовувати для задач сільського господарства для широкого кола зацікавлених сторін. Авторів аналізують як сучасні підходи із використанням машинного навчання, так і класичні наявні методи з погляду їх використання в аграрному виробництві. Підкреслюється, що класичні підходи та методи машинного навчання потрібно розробляти паралельно та в синергії, щоб скористатися можливостями, які пропонують великі дані та хмарні обчислення, покращити розуміння процесів, пов'язаних із ростом культур, та забезпечити своєчасність доступу та обробки даних.

Як зазначено в (Mueller et al., 2021), сільськогосподарські ландшафти є культурним надбанням, яке розвивалося паралельно з людською цивілізацією. Сьогодні вони виконують не лише виробничу функцію, а й забезпечують екосистемні послуги, слугуючи простором для життя та роботи сільського населення. Проте, згідно з (Савицька, 2019; Ковальчук, Шевчук, 2020), ці системи є динамічними: на них впливають природні й соціально-економічні чинники – зміни клімату, деградація ґрунтів, урбанізація, запровадження нових агротехнологій.

Стаття (Dusseux et al., 2014) описує дослідження використання даних оптичних та радарних зображень для виявлення пасовищ та посівів. Використання даних SAR рекомендується для сільськогосподарських районів з дуже високим хмарним покривом, коли доступність оптичних даних обмежена. При цьому є певні вимоги до отримання даних – часові ряди супутникових знімків потрібно отримати в період вегетації рослинності і паралельно із отриманням зображень потрібно проводити польові кампанії для оцінки точності класифікації зображень.

У статті (Tesfaye et al., 2024) описано, як за допомогою цифрових даних, оброблених із супутникових зображень на платформі Google Earth Engine (GEE), визначали багаторічні трансформації земельного покриву та землекористування. Авторів наводять результати та порівняльний аналіз різних алгоритмів класифікації, моніторинг динаміки рослинності за допомогою обрахованих індексів NDVI та виявлення зміни земельного покриву у землекористуванні. Однак потрібно зазначити, що дослідження проводили на основі даних супутника Landsat і враховувати це відповідно до масштабу створених картографічних матеріалів.

Автори дослідження (Snevajs et al., 2022) розробили методику контрольованої класифікації часових рядів Sentinel-2 та Sentinel-1, проаналізувавши, як точність класифікації змінюється залежно від спектральних індексів та часових інтервалів. Вони показали, що використання EVI-серії підвищує точність порівняно з іншими індексами, а включення додаткових часових шарів зображень значно покращує результати. Проте у дослідженні загалом використано європейську базу кордонів полів (LPIS), що обмежує універсальність підходу в умовах інших регіонів, де подібних даних може не бути.

Дослідження (Denize et al., 2019) продемонструвало ефективність поєднання оптичних (Sentinel-2) та радарних (Sentinel-1) даних для картографування за умов відсутності рослинного покриву, зазначено, що виявлення та характеристика зимових форм землекористування є важливим чинником у сталому управлінні агроландшафтами. Проте необхідно підкреслити обмеження цього підходу на невеликих полях через невисоке просторове розрізнення даних Sentinel.

У праці (Nguyen et al., 2020) використано чотири часові підходи (сезони окремо та комбіновано) для класифікації 11 типів земного покриву на основі зображень Sentinel-2. Попри порівняно високу середню точність, точність оцінки площ для дрібних класів мала суттєві відхилення, що вказує на потребу у підвищенні розрізнення для менших категорій.

Праця (Bengtsson et al., 2021) наочно ілюструє ключові етапи побудови класифікації – від набору тренувальних даних та навчання до оцінки результатів. Це цінне джерело для практичного розуміння GEE, проте не висвітлює нюансів адаптації алгоритмів під різні регіональні, тимчасові чи агро-екологічні контексти.

Автори дослідження (Марюшко та ін., 2019) розглядають можливості використання супутникових знімків Sentinel-2 для моніторингу стану сільсько-господарських культур із застосуванням індексу NDVI. Висвітлено, що зміни значень NDVI протягом вегетаційного періоду відображають динаміку розвитку рослин, що дає змогу оцінювати біомасу та стан посівів. Перевагою дослідження є демонстрація практичного застосування мультиспектральних даних для аналізу агросистем, а також наочне використання часових рядів NDVI. Водночас робота зосереджується лише на одному індексі, що обмежує комплексність оцінки; також не розглянуто інтеграцію з іншими методами аналізу або автоматизованими алгоритмами класифікації.

Необхідність проведення дослідження, спрямованого на аналіз змін агроландшафтів за допомогою Google Earth Engine, зумовлена кількома чинниками. Попри наявність значної кількості праць у цій сфері, більшість із них або зосереджені на використанні окремих індексів, або охоплюють лише вузькі часові інтервали, що обмежує можливість комплексної оцінки динаміки змін. Деякі дослідження демонструють ефективність використання супутникових даних для моніторингу, проте часто не розкривають деталей інтеграції різних інструментів або можливостей хмарних сервісів. Крім того, актуальним є пошук підходів, що поєднують індекси вегетації та методи класифікації для більш детального аналізу структури земного покриття. Проведене дослідження спрямоване на заповнення цих прогалин і демонструє практичні можливості сучасних інструментів для агромоніторингу.

Об'єкт досліджень

Об'єктом дослідження є зміни агроландшафтів на території Жовківської територіальної громади, яка розташована в межах Львівського району Львівської області, адміністративним центром якої є місто Жовква (рис. 1). Громада сформована у результаті адміністративно-територіальної реформи та об'єднує одне місто і 48 сільських населених пунктів. Загальна площа становить приблизно 453,6 км², а чисельність населення – близько 34,6 тис. осіб. На території активно розвиваються малий і середній бізнес, фермерські господарства, а також спостерігається стійке зростання виробництва та експорту аграрної продукції як на рівні громади, так і в межах Львівської області.

Матеріали та методи досліджень

Для вивчення трансформацій агроландшафтів у межах Жовківської територіальної громади було використано супутникові знімки місії Sentinel-2, що надає Європейський Союз у межах програми Copernicus. Основним масивом даних стала колекція COPERNICUS/S2_SR (Sentinel-2 Surface Reflectance) із архіву платформи Google Earth Engine.

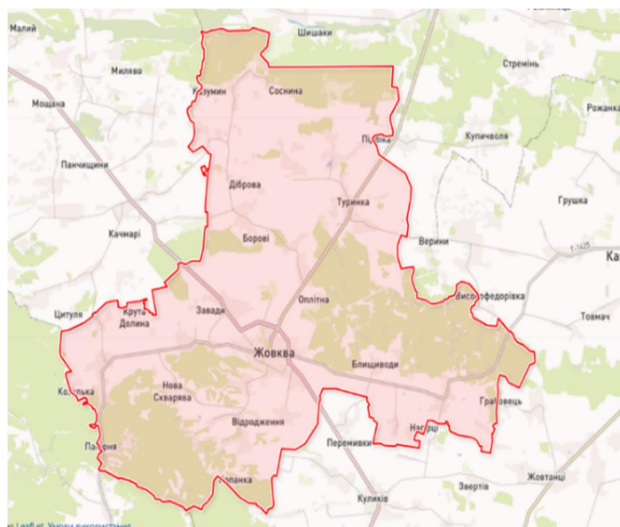


Рис. 1. Межі та розташування Жовківської територіальної громади

Для дослідження було обрано два часові інтервали – 2017 та 2024 роки. Такий підхід забезпечує охоплення семирічного періоду, протягом якого могли відбутися суттєві зміни у структурі землекористування, насамперед у межах агроландшафтів.

Супутникові дані Sentinel-2 характеризуються просторовим розрізненням 10–20 м для ключових спектральних каналів, що забезпечує належний рівень деталізації для аналізу землекористування на регіональному рівні. Для дослідження була обрана колекція рівня обробки Level-2A, Surface Reflectance (SR), оскільки вона містить атмосферно скориговані значення відбиття, які є більш придатними для розрахунку вегетаційних індексів і проведення тематичної класифікації.

Після відбору вхідних даних дослідження виконувалося в середовищі платформи Google Earth Engine шляхом написання програмного коду відповідно до розробленої технологічної схеми. Водночас використовувалися вбудовані у GEE функції та алгоритми, що дало змогу автоматизувати усі етапи обробки та аналізу даних. Основні кроки дослідження:

- попереднє опрацювання даних: маскування хмар на знімках Sentinel-2, формування часових композитів, обрізання космічних зображень згідно з межами досліджуваної території;

- обробка даних дистанційного зондування для підвищення інтерпретаційних можливостей: синтезування спектральних каналів, обчислення вегетаційних індексів;
- візуалізація отриманих результатів;
- класифікація зображень: формування навчальних вибірок, класифікація та оцінювання її точності;
- аналіз змін агроландшафтів у межах досліджуваної території.

Попереднє опрацювання знімків Sentinel-2. Для підвищення точності розрахунків та класифікації виконано маскуванню хмар і перистих хмар за допомогою бітової маски якості, що містить пікселі з ознаками хмарності. Відібрано лише потрібні спектральні канали (B2, B3, B4, B8, B11, B12, а також смуги червоної межі B5–B7), які були масштабовані до діапазону 0–1 відповідно до специфікації рівня обробки Surface Reflectance (SR) у колекції COPERNICUS/S2_SR. Цей етап забезпечив однорідність даних і мінімізував вплив атмосферних явищ.

Формування часових композитів. Щоб отримати репрезентативне зображення території, створено медіанні композити знімків для двох періодів (2017 і 2024 рр.) у межах вегетаційного сезону (квітень–вересень). Такий підхід знижує вплив хмар і тіней та відображає середній стан поверхні за обраний проміжок часу. Додатково виконано обрізання знімків до меж Жовківської громади для концентрації аналізу на досліджуваній території.

Обробка даних для підвищення інтерпретаційних можливостей. З метою покращення візуальної інтерпретації та підготовки до тематичного аналізу виконано синтез спектральних каналів і розрахунок вегетаційних індексів. Для створення зображення у природних кольорах застосовано поєднання каналів B4 (червоний), B3 (зелений) та B2 (синій), що дає змогу отримати максимально наближене до реального відображення ландшафту й полегшує оцінку рослинності та водойм.

Додатково розраховано три індекси, які характеризують основні типи земного покриття:

NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) – відображає щільність рослинного покриття на основі ближнього інфрачервоного (NIR) та червоного (RED) каналів.

NDWI (Normalized Difference Water Index) – підкреслює наявність водних об'єктів і вологості рослин, використовуючи зелену частину спектра (GREEN) та NIR.

NDBI (Normalized Difference Built-up Index) – дає змогу ідентифікувати забудовані території, розраховується на основі короткохвильового інфрачервоного (SWIR) та NIR каналів.

Усі ці індекси обчислюють за уніфікованою формулою: різниця значень двох каналів, поділена на їх суму.

Візуалізація результатів. У Google Earth Engine візуалізація є ключовим етапом аналізу, який дає змогу інтерактивно переглядати й інтерпретувати геопросторові дані безпосередньо у браузері. Система підтримує налаштування кольорових палітр, композицій каналів, порогових значень, а також функції порівняння шарів і масштабування, що робить процес гнучким та зручним.

Для кожного шару підбирали оптимальну колірну гамму, яка підкреслює специфіку об'єктів. Додатково створено композит на основі трьох обчислених індексів, де червоний канал (R) відповідає NDBI (збудова), зелений (G) – NDVI (рослинність), синій (B) – NDWI (вода). Така візуалізація дає змогу на одному зображенні виділити основні типи покриття: зелені ділянки відображають рослинність, червоні – забудовані території, сині – водойми.

Цей підхід значно полегшує аналіз просторових змін і сприяє швидкому виявленню трансформацій у структурі ландшафту. Рис. 2 та 3 ілюструють результати візуалізації обчислених спектральних індексів і синтезованих зображень для супутникових даних 2017 та 2024 років.

Класифікація зображень. Для визначення типів земного покриття виконано контрольовану класифікацію, що дає змогу перетворити багатоспектральні дані у тематичну карту покриття. Класифікація передбачає призначення кожному пікселю певного класу, тому важливо обрати оптимальний набір шарів і структуру композиту. Досвід попередніх досліджень (Nguyen et al., 2020) показує, що для сільськогосподарських ландшафтів доцільно використовувати не один канал чи індекс, а їх поєднання. У середовищі Google Earth Engine створення такого композиту є гнучким процесом: користувач може швидко додавати або видаляти шари, що дає можливість підбирати оптимальний набір даних для конкретної задачі. Для класифікації застосовано метод з навчальною вибіркою (supervised classification), а саме: алгоритм Random Forest, який обрано серед інших (CART, Gradient Tree Boosting, SVM та Naive Bayes) через його ефективність під час роботи з багатоканальними композитами та неоднорідними ландшафтами.

Для побудови тематичної карти земного покриття було виділено п'ять основних класів: водні об'єкти (Клас 0, Water); сільськогосподарські угіддя (Клас 1, Agro); ліси та деревна рослинність (Клас 2, Forest); забудовані території, промислові зони та дороги (Клас 3, Zabudova); луки та трав'янисті покриття (Клас 4, Grass). Для контрольованої класифікації створено навчальні вибірки у вигляді полігонів для кожного класу.

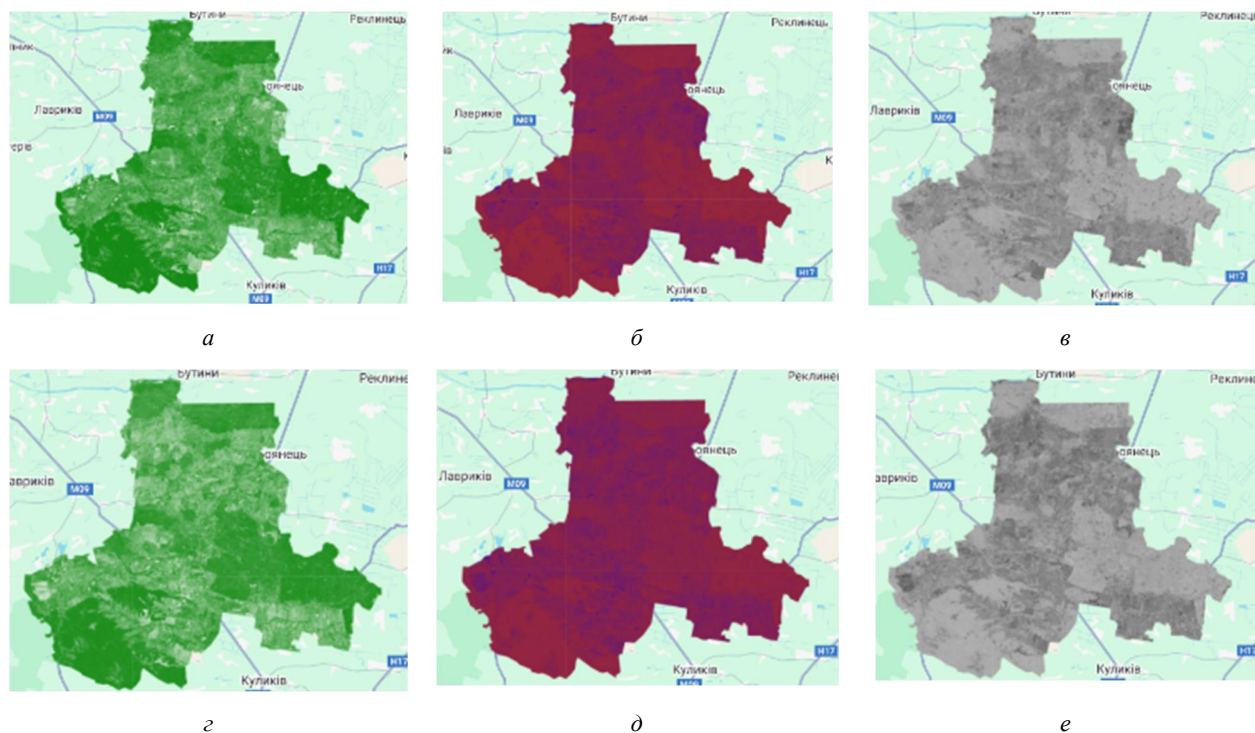


Рис. 2. Результати візуалізації вегетаційних індексів, 2017 рік:
а – NDVI; б – NDWI; в – NDBI; 2024 рік: г – NDVI; д – NDWI; е – NDBI

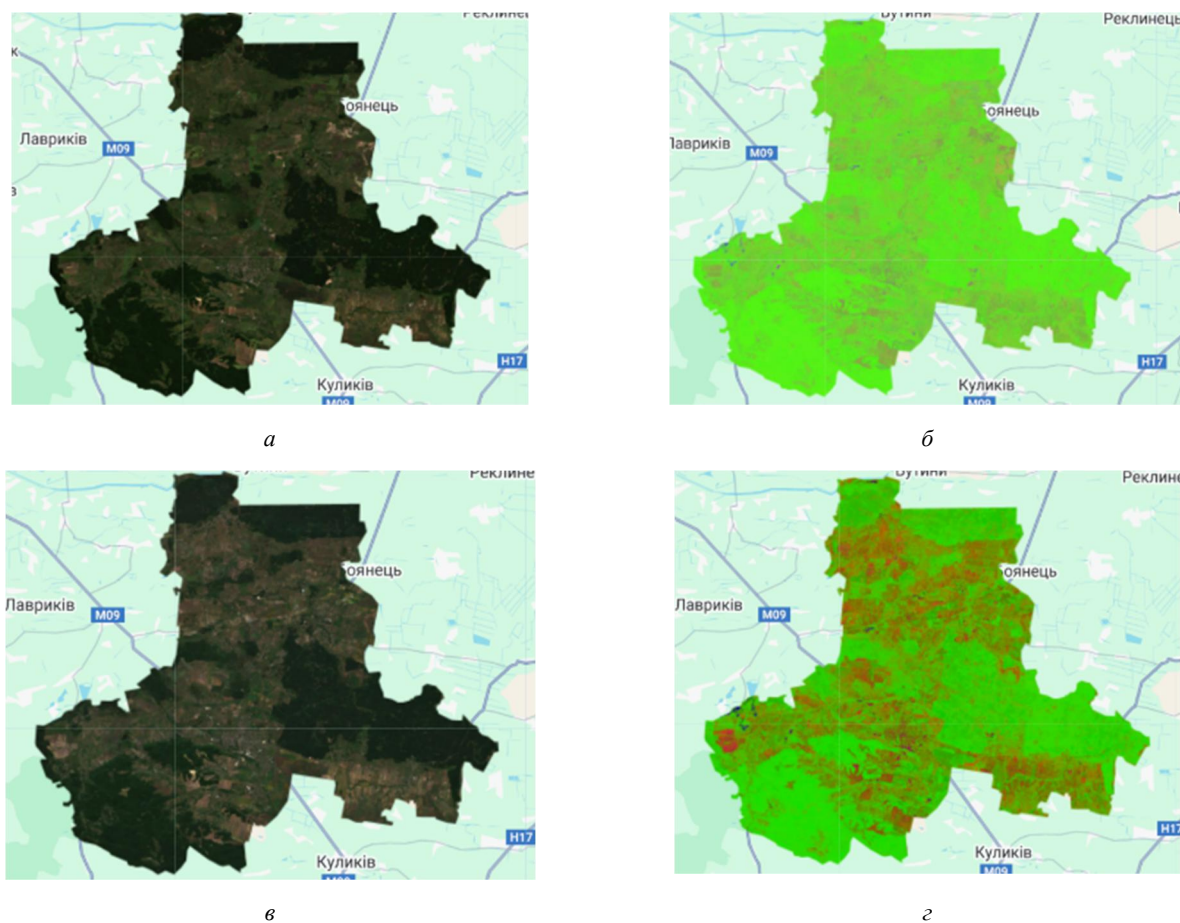


Рис. 3. Результати візуалізації синтезування каналів: а – природні кольори, 2017 р.; б – RGB по індексах 2017 р. (R – NDBI, G – NDVI, B – NDWI); в – природні кольори, 2024 р.; г – RGB по індексах 2024 р. (R – NDBI, G – NDVI, B – NDWI)

Важливим було забезпечення рівномірного розподілу вибірок по території та точного зарахування до відповідного класу. Для підвищення достовірності використовували різні шари, зокрема синтезовані зображення та індекси, перемикаючи їх під час набору даних. Після формування навчальних вибірок та підготовки відповідного коду процес класифікації для 2017 і 2024 років виконувався автоматично. Отримані карти відображалися у вікні

карти Google Earth Engine, а статистичні дані – у консолі. Для візуалізації використано єдину кольорову палітру: синій (водні об'єкти), салатовий (сільськогосподарські угіддя), темно-зелений (ліс і деревна рослинність), червоний (забудова, дороги, індустріальні об'єкти), жовтий (луки, трав'яна рослинність). Рис. 4 та 5 демонструють результати класифікації території дослідження за 2017 та 2024 роки відповідно.

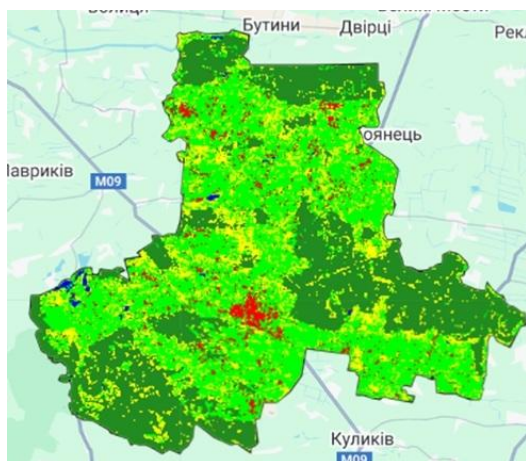


Рис. 4. Тематична карта класифікації, 2017 р.

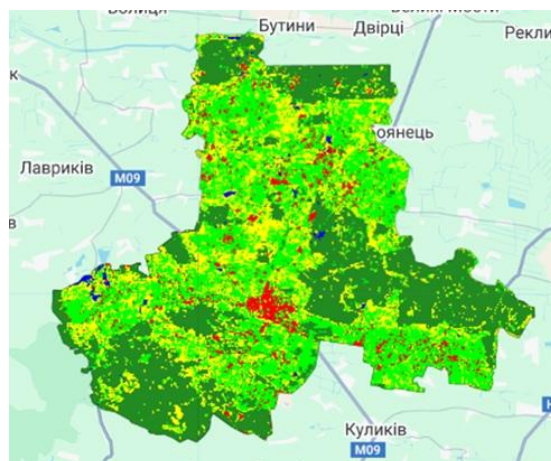


Рис. 5. Тематична карта класифікації, 2024 р.

Однією з переваг платформи GEE є те, що сервіс надає вбудовані інструменти для автоматизації оцінки точності класифікації. Найпоширенішим методом є формування матриці помилок, що відображає співвідношення між еталонними (реальними) значеннями та результатами класифікації. На основі цієї матриці обчислюються кількісні показники точності. Водночас для підвищення достовірності оцінки важливо забезпечити репрезентативність вибірки контрольних даних. Оптимальним підходом є поділ усіх зібраних даних на навчальну та контрольну вибірки, наприклад у співвідношенні 70:30. У цьому випадку класи-

фікація виконується на основі однієї частини даних, а перевірка – по іншій. Матриця помилок показує, наскільки результати класифікації відповідають еталонним даним. По горизонталі відображені реальні класи, а по вертикалі – класи, присвоєні алгоритмом. Значення на діагоналі вказують кількість пікселів, класифікованих правильно, тоді як інші комірки демонструють кількість помилкових присвоєнь. Загальна точність визначається як відношення суми значень діагоналі до загальної кількості контрольних пікселів. Рис. 6 ілюструє приклад матриці помилок та показники точності класифікації.

Матриця помилок 2017:

```

▼ List (5 elements)
  ► 0: [173,0,0,1,0]
  ► 1: [0,1712,0,2,2]
  ► 2: [0,0,854,0,1]
  ► 3: [0,41,0,439,2]
  ► 4: [0,9,1,0,461]

Точність класифікації 2017:
0.9840454299621417
  
```

Матриця помилок 2024:

```

▼ List (5 elements)
  ► 0: [165,0,0,2,0]
  ► 1: [0,1742,0,12,6]
  ► 2: [0,0,888,0,2]
  ► 3: [0,42,0,415,6]
  ► 4: [0,22,7,2,431]

Точність класифікації 2024:
0.9730090860502405
  
```

Рис. 6. Матриці помилок та визначена точність класифікації для 2017, 2024 рр.

Запропоновані методи опрацювання даних ДЗЗ та створення тематичних карт дали змогу отримати інформацію, необхідну для подальшого аналізу трансформацій агроландшафтів між 2017 і 2024 роками.

Результати досліджень та їх обговорення

Аналіз змін агроландшафтів здійснювався як на основі класифікованих зображень, так і за допомогою візуалізації спектральних індексів та їх комбінацій.

Платформа Google Earth Engine забезпечує зручні інструменти для інтерактивного перегляду результатів та, якщо є потреба, експорту шарів у зовнішні ГІС-системи для додаткового аналізу. Для кількісної оцінки змін земного покриття виконано розрахунок площ класів за два часові зрізи, результати конвертовано у гектари. Обчислення реалізовано програмним шляхом, а підсумкові значення площ для 2017 та 2024 років наведено у таблиці.

Таблиця

Обчислені площі класів

Назва класу	Площа 2017, га	Площа 2024, га	Різниця, га
Водні об'єкти	192,18	242,18	50,00
Сільськогосподарські угіддя	16811,53	18859,53	2048,00
Ліси, деревна рослинність	17108,26	17045,38	-62,89
Забудована територія, дороги, індустріальні майданчики	2483,71	2726,29	242,58
Луки, трава	11253,97	8976,29	-2277,68

Візуальний та статистичний аналіз результатів показав, що у період 2017–2024 рр. на території Жовківської ОТГ відбулися суттєві зміни агроландшафтів, зумовлені трансформаціями земного покриття. Статистичні обчислення свідчать про збільшення площ водних об'єктів, забудованих територій та сільськогосподарських угідь, а також про зменшення площ лісових масивів і лук. Отримані результати узгоджуються з відкритими джерелами, зокрема зі “Стратегією розвитку Жовківської територіальної громади”, та підтверджуються візуальними спостереженнями на місцевості. У цей період відбулося створення нових ставків для вирощування прісноводної риби, розширення житлової та промислової забудови, а також збільшення площ, відведених під агровиробництво, зокрема для вирощування полуниці, лохини та кавунів. Зменшення лісових площ пояснюється вирубуванням насаджень і залученням до обробітку раніше покинутих та залісених земель сільськогосподарського призначення.

Однак потрібно зазначити, що, попри підтвердження отриманих результатів загальним тенденціям розвитку агроландшафтів на досліджуваній території та високим значенням точності класифікації, виявлено низку обмежень запропонованого підходу, які можуть впливати на достовірність результатів. Зокрема, аналіз показав, що нормалізований диференційний індекс забудови (NDBI), призначений для виявлення урбанізованих територій, продемонстрував обмежену ефективність у межах досліджуваної області. Індекс виявився недостатньо надійним для чіткого розмежування забудованих територій та ділянок оголеного ґрунту земель сільськогосподарського призначення. NDBI добре працює в умовах щільної міської забудови, проте в аграрних регіонах потребує обережної

інтерпретації. Аналогічні особливості спостерігаються і для індексу NDWI: на оголених ділянках, зокрема на піщаних поверхнях, він може демонструвати значення, близькі до показників водних об'єктів і плутати піщані кар'єри з поверхнею води.

Окрему увагу потрібно приділити класу “луки” (трав'яне покриття). Як показали результати дослідження та дані літературних джерел, цей клас є дуже чутливим у процесі класифікації, оскільки має багато спільних спектральних характеристик із класами сільськогосподарських угідь та деревно-чагарникової рослинності. Деякі дослідники навіть рекомендують не виділяти цей клас окремо, щоб уникнути неоднозначності під час інтерпретації.

Детальний візуальний аналіз результатів класифікації та польові спостереження виявили проблеми з коректною ідентифікацією сільськогосподарських ділянок, укритих чорними та білими плівками, агроволокном або парниками. Такі ділянки активно використовуються на досліджуваній території, однак їх спектральні характеристики наближаються до показників забудованих територій та індустріальних об'єктів, що призводить до помилкової класифікації.

Висновки

Дослідження продемонструвало ефективність застосування платформи Google Earth Engine (GEE) для аналізу змін агроландшафтів на основі супутникових знімків Sentinel-2 за період 2017–2024 років. Використання хмарних обчислювальних ресурсів і масштабних архівів даних у поєднанні з алгоритмами тематичної класифікації дозволило отримати достовірну інформацію про структуру земного покриття та простежити динаміку його трансформацій.

Запропонований підхід включав попереднє опрацювання даних, формування медіанних композитів, обчислення спектральних індексів (NDVI, NDWI, NDBI) та виконання контрольованої класифікації із застосуванням алгоритму Random Forest. Оцінка точності на основі матриці помилок підтвердила високу достовірність класифікації, що свідчить про придатність запропонованої технології для практичних завдань моніторингу землекористування.

Результати аналізу показали істотні зміни у структурі агроландшафтів Жовківської громади: зростання площ водних об'єктів, забудованих територій та сільськогосподарських угідь при одночасному скороченні площ лісових масивів і лук. Такі трансформації узгоджуються з регіональними тенденціями розвитку, зокрема зі збільшенням аквакультур, розширенням агровиробництва та урбанізаційними процесами.

Водночас дослідження виявило низку обмежень. Зокрема, індекс NDBI продемонстрував обмежену ефективність у відокремленні забудованих територій від оголених ґрунтів в аграрних регіонах, тоді як NDWI на піщаних поверхнях може хибно ідентифікувати водні об'єкти. Найбільш чутливим класом виявилися “луки”, які мають спектральні характеристики, подібні до агроугідь і чагарникової рослинності, що ускладнює їх точне виділення. Додатковою проблемою є ідентифікація ділянок із покриттям плівками та агроволокном, які класифікатор часто відносить до забудови.

Отримані результати підтверджують потенціал використання GEE у завданнях агромоніторингу та управління земельними ресурсами. Подальші дослідження доцільно зосередити на вдосконаленні методів класифікації шляхом включення додаткових спектральних показників, часових серій та алгоритмів машинного навчання, а також на інтеграції супутникових і польових даних для підвищення точності аналізу.

Список використаної літератури

- Ковальчук І., Шевчук О. (2020). Агроекологія. Львів : ЛНАУ. 272 с.
- Марюшко М., Пашенко Р., Коблюк Н. (2019). Моніторинг сільськогосподарських культур із застосуванням космічних знімків Sentinel-2. Radioelectronic and Computer Systems. Спеціалізовані системи оброблення інформації. DOI: <https://doi.org/10.32620/reks.2019.1.11>.
- Пилипенко Г., Цуркан О. (2014). Функціональні типи агроландшафтів, особливості їхнього картографування. *Вісник Львівського університету. Серія географічна*, 48, 280–291.
- Савицька І. (2019). Агроландшафти: еволюція, трансформації, виклики. *Географія та економіка в рідній школі*. № 3. С. 12–18.
- Смалійчук А. (2021). Зміни агроландшафтів: антропогенний фактор і природна саморегенерація. *Ландшафтознавство*. № 2. С. 18–26.
- Bengtsson Z., Beaudry B., Torres-Pérez J., McCullum A. (2021). NASA ARSET Training. Part 2: Using Google Earth Engine for Land Monitoring Applications. URL: https://appliedsciences.nasa.gov/sites/default/files/2021-06/GEE_Part2_Edited_JO.pptx.pdf.
- Denize J., Hubert-Moy L., Betbeder J., Corgne S., Baudry J., Pottier E. (2019). Evaluation of Using Sentinel-1 and -2 Time-Series to Identify Winter Land Use in Agricultural Landscapes. *Remote Sensing*, 11(1), 37. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs11010037>.
- Dusieux P., Corpetti T., Hubert-Moy L., Corgne S. (2014). Combined use of multitemporal optical and radar satellite images for grassland monitoring. *Remote Sensing*, 6, 6163–6182. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs6076163>.
- Gorelick N., Hancher M., Dixon M., Ilyushchenko S., Thau D., Moore R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>.
- Mueller L., Eulenstein F., Dronin N. et al. (2021). Agricultural Landscapes: History, Status and Challenges. Chapter in Book *Exploring and Optimizing Agricultural Landscapes*. Pp. 3–54. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-67448-9_1.
- Nguyen H., Doan T., Tomppo E., McRoberts R. E. (2020). Land use/land cover mapping using multitemporal Sentinel-2 imagery and four classification methods—A case study from Dak Nong, Vietnam. *Remote Sensing*, 12(9), 1367. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12091367>.
- Snevajs H., Charvat K., Onckelet V., Kvapil J., Zadravil F., Kubickova H., Seidlova J., Barlova I. (2022). Crop Detection Using Time Series of Sentinel-2 and Sentinel-1 and Existing Land Parcel Information Systems. *Remote Sensing*, 14(5), 1095. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs14051095>.
- Tesfaye W., Elias E., Warkineh B., Tekalign M., Abebe G. (2024). Modeling of land use and land cover changes using Google Earth Engine and machine learning approach: implications for landscape management. *Environmental Systems Research*, 13, 31. DOI: <https://doi.org/10.1186/s40068-024-00366-3>.
- Weiss M., Jacob F., Duveiller G. Remote sensing for agricultural applications: A meta-review *Remote Sensing of Environment*. Vol. 236, January 2020, 111402. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111402>.

L. BABII¹, I. ZAYATS², Yu. STEPА

Department of Photogrammetry and Geoinformatics, Lviv Polytechnic National University, 12, S. Bandery Str., Lviv, 79013, Ukraine, Phone: +380676749110, E-mail: liubov.v.babii@lpnu.ua

¹ ORCID ID 0000-0002-5772-4865, ² ORCID ID 0000-0002-3838-5431

ANALYSIS OF GOOGLE EARTH ENGINE APPLICATION FOR DETECTING AGRICULTURAL LANDSCAPE CHANGES USING SENTINEL-2 DATA

Objective. The aim of the study was to test the technology for detecting changes in agricultural landscapes using Sentinel-2 satellite imagery and Google Earth Engine (GEE) tools on the example of the Zhovkva Territorial Community in Lviv region. The main objective was to identify land cover changes over the period 2017–2024 and determine their scale and trends. The study was conducted considering the need for land use monitoring and land cover dynamics, which are important for sustainable rural development. **Methods.** The research was based on Sentinel-2 Level-2A (Surface Reflectance) data that underwent atmospheric correction for two time periods. The work was carried out in the Google Earth Engine platform environment by developing custom scripts to automate processing tasks. The main stages included: data preprocessing (cloud masking, composite creation, image clipping), calculation of spectral indices (NDVI, NDWI, NDBI), visualization of results, supervised classification using the Random Forest algorithm, and accuracy assessment based on the confusion matrix. **Results.** The findings indicate significant changes in the structure of agricultural landscapes during the studied period. There was an increase in the areas of water bodies, built-up zones, and agricultural lands, as well as a decrease in forests and grasslands. These transformations correspond to regional trends such as aquaculture development, urbanization, and agricultural intensification. The classification showed high accuracy, confirming the efficiency of GEE for land use monitoring tasks. However, certain limitations were identified: NDBI did not clearly distinguish between built-up areas and bare soil, while NDWI occasionally misclassified sandy areas as water bodies. Grassland class appeared to be the most sensitive to classification errors, as well as areas covered with plastic films or agro-fabric. **Practical significance.** The developed approach can be applied to create regional agricultural landscape monitoring systems, promptly detect land use changes, and plan measures for natural resource conservation. The use of GEE ensures accessibility of technology without significant financial costs or specialized equipment.

Keywords: agricultural landscapes, vegetation indices, Sentinel-2 satellite imagery, monitoring, image classification, remote sensing, Google Earth Engine.

References

- Kovalchuk, I., & Shevchuk, O. (2020). Agroecology. Lviv : LNAU.
- Maryushko, M., Pashchenko, R., & Koblyuk, N. (2019). Monitoring of agricultural crops using Sentinel-2 satellite imagery. Radioelectronic and Computer Systems. Specialized Information Processing Systems. DOI: <https://doi.org/10.32620/reks.2019.1.11>.
- Pylypenko, H., & Tsurkan, O. (2014). Functional types of agricultural landscapes and features of their mapping. Visnyk of Lviv University. Geographical Series, 48, 280–291.
- Savytska, I. (2019). Agricultural landscapes: evolution, transformations, challenges. Geography and Economics in Native School, (3), 12–18.
- Smaliychuk, A. (2021). Changes in agricultural landscapes: anthropogenic factor and natural self-regeneration. Landscape Science, (2), 18–26.
- Bengtsson, Z., Beaudry, B., Torres-Pérez, J., & McCullum, A. (2021). NASA ARSET Training. Part 2: Using Google Earth Engine for Land Monitoring Applications. Retrieved from https://appliedsciences.nasa.gov/sites/default/files/2021-06/GEE_Part2_Edited_JO.pptx.pdf.
- Denize, J., Hubert-Moy, L., Betbeder, J., Corgne, S., Baudry, J., & Pottier, E. Evaluation of Using Sentinel-1 and 2 Time-Series to Identify Winter Land Use in Agricultural Landscapes. (2019). Remote Sensing, 11(1), 37. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs11010037>.

- Dusseux, P., Corpetti, T., Hubert-Moy, L., & Corgne, S. (2014). Combined use of multitemporal optical and radar satellite images for grassland monitoring. *Remote Sensing*, 6, 6163- 6182. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs6076163>.
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>.
- Mueller, L., Eulenstein, F., & Dronin, N. et al. (2021). Agricultural Landscapes: History, Status and Challenges. Chapter in Book *Exploring and Optimizing Agricultural Landscapes*, 3- 54. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-67448-9_1.
- Nguyen, H., Doan, T., Tomppo, E., & McRoberts, R. E. (2020). Land use/land cover mapping using multitemporal Sentinel-2 imagery and four classification methods—A case study from Dak Nong, Vietnam. *Remote Sensing*, 12(9), 1367. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12091367>.
- Snevajs, H., Charvat, K., Onckelet, V., Kvapil, J., Zadrazil, F., Kubickova, H., Seidlova, J., & Batrlova, I. (2022). Crop Detection Using Time Series of Sentinel-2 and Sentinel-1 and Existing Land Parcel Information Systems. *Remote Sensing*, 14(5), 1095. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs14051095>.
- Tesfaye, W., Elias, E., Warkineh, B., Tekalign, M., & Abebe G. (2024). Modeling of land use and land cover changes using Google Earth Engine and machine learning approach: implications for landscape management. *Environmental Systems Research*, 13, 31. DOI: <https://doi.org/10.1186/s40068-024-00366-3>.
- Weiss, M., Jacob, F., & Duveiller, G. (January 2020). Remote sensing for agricultural applications: A meta-review *Remote Sensing of Environment* Volume 236, 111402. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111402>.