

здатності, що перешкоджає ефективній роботі у високонавантажених середовищах. У розділі наведено порівняльний аналіз бінарних протоколів серіалізації, зокрема Protocol Buffers (Protobuf), MessagePack і Apache Avro, у порівнянні з текстовими форматами, такими як JSON. Аналіз базується як на кількісних показниках - швидкості серіалізації, розмірі стисненого повідомлення, так і на якісних - підтримці схем, зворотній сумісності та можливостях потокової чи пакетної обробки даних. Розроблений конвеєр демонструє, що бінарні протоколи забезпечують суттєві переваги у продуктивності, включаючи зниження затримки, збільшення пропускну здатності та значну економію мережесвих ресурсів. Наприклад, MessagePack і Protobuf показують набагато вищу швидкість серіалізації/десеріалізації порівняно з JSON, а також формують значно менші за розміром повідомлення. У розділі зроблено висновок, що для високопродуктивних, низьколатентних і високопропускових подієво-орієнтованих систем бінарні протоколи є часто не просто оптимізацією, а фундаментальною необхідністю. Крім того, запропоновано рамкову модель прийняття рішень, яка допомагає розробникам і архітекторам обирати відповідний протокол залежно від конкретних вимог системи, з особливим акцентом на забезпеченні цілісності інтелектуальної власності та захисті від несанкціонованого копіювання.

Ключові слова: серіалізація даних, текстові та бінарні формати, JSON, автоматизований конвеєр, продуктивність, швидкість серіалізації даних, розмір серіалізованого повідомлення, мережна затримка, підтримка схем даних і зворотна сумісність, потокова передача подій, подієво-орієнтована архітектура, .NET Core, MessagePack, Protobuf, Apache Avro, BenchmarkDotNet.

УДК 528.8:004.9:631.4

DOI <https://doi.org/10.36059/978-966-397-538-2-11>

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ВИЯВЛЕННЯ ПОКИНУТИХ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ УГІДЬ НА ОСНОВІ СУПУТНИКОВОГО МОНІТОРИНГУ

Ph.D. К. Сергієва¹[0000-0001-7345-2209], Ph.D. Ю. Каван²[0000-0002-0180-5957],
Dr.Sci.О. Ковров¹[0000-0003-3364-119X], Д. Чумичов¹[0009-0005-2729-0735]

¹Національний технічний університет "Дніпровська політехніка", Україна

²Український державний університет науки і технологій, Україна

EMAIL: ¹sergieieva.k.l@nmu.one, ²yukavats@gmail.com, ¹kovrov.o.s@nmu.one,

¹chumychov.d.d@nmu.one

Анотація. Розроблено інформаційну технологію автоматизованого виявлення покинутих сільськогосподарських угідь за часовими рядами даних

супутникового моніторингу Sentinel-2. Запропоновано метод класифікації, що базується на порівнянні максимальних значень Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) у цільовому та базових роках. Зниження цього показника інтерпретується як ознака деградації антропогенного агроландшафту та віновлення природного рослинного покриву. Реалізована на основі розробленої технології інформаційна система інтегрована з Google Earth Engine (GEE) і забезпечує класифікацію полів як оброблюваних або покинутих у режимі, наближеному до реального часу, з відображенням результатів на інтерактивній карті. Технологія використовує супутникові знімки та не потребує навчальної вибірки, що робить можливим моніторинг аграрних територій навіть у зонах воєнних дій, де наземні обстеження є утрудненими або неможливими. Валідація на вибірці полів України засвідчила точність до 92% ($F1\text{-score} = 0,896$).

Ключові слова: інформаційна технологія, інформаційна система, класифікація, NDVI, Sentinel-2, моніторинг, занедбані сільськогосподарські угіддя.

1. Постановка проблеми

Проблема покинутих сільськогосподарських угідь останніми роками набула особливої актуальності як в Україні, так і в країнах Європи. В Україні цей процес значно загострився внаслідок повномасштабної російсько-української війни. Обстріли, замінування територій, руйнування логістичних ланцюгів та економічна нестабільність призвели до втрати аграрного потенціалу на великих площах. За оцінками експертів, від початку повномасштабного вторгнення покинуто близько 2,4 млн гектарів ріллі, що становить приблизно 7,2% від загальної площі оброблюваних земель [1, 2]. Найбільші площі занедбаних угідь зосереджені у прикордонних регіонах, що зазнали воєнного впливу, насамперед на сході та півдні країни.

Водночас покинуті угіддя становлять серйозну проблему й для держав Європейського Союзу (ЄС) [3, 4]. У Німеччині протягом останніх десятиліть спостерігається стійка тенденція до зменшення площ орних земель через соціально-економічні фактори та урбанізацію [5]. За результатами досліджень, у багатьох регіонах країни сільськогосподарські землі виводяться з обігу, що призводить до зміни структури агроландшафтів та формування вторинних екосистем. Подібні процеси характерні і для інших європейських країн, зокрема Польщі та Болгарії, де інтенсивність сільськогосподарського виробництва знижується на деградованих землях [3, 4].

Моніторинг покинутих сільськогосподарських угідь є першочерговим завданням для забезпечення продовольчої безпеки, підтримки економічної стабільності та збереження агроєкосистем як в Україні, так і в країнах ЄС.

2. Аналіз останніх досліджень

В умовах воєнних дій традиційні методи наземного моніторингу сільськогосподарських земель є небезпечними. Їм на зміну використовуються

спутникові технології та геоінформаційні системи. Зокрема, дані Sentinel-2 завдяки високій просторовій та часовій роздільній здатності дають змогу контролювати динаміку землекористування.

Поєднання дистанційного зондування з ГІС-технологіями є дієвим інструментом для оцінки впливу війни на аграрні угіддя України [6]. Для цього дослідниками розроблено методику оцінки деградації земель, уражених воєнними діями, яка ґрунтується на аналізі змін контурів у багатоспектральних знімках Sentinel-2 [7]. Створено хмарну геоінформаційну систему для моніторингу орних земель, що інтегрує різноманітні дані дистанційного зондування [8].

Найбільш поширеним показником стану сільськогосподарських територій у сучасних дослідженнях є Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), який дозволяє простежувати зміни в структурі рослинного покриву та своєчасно ідентифікувати покинуті угіддя. Багаторічні супутникові дані, зокрема часові ряди NDVI, застосовуються для виявлення просторово-часових закономірностей покинутих орних земель, занедбаних плантацій багаторічних культур та для оцінки довготривалої динаміки деградації антропогенних ландшафтів і відновлення природних [9, 10, 11].

Для оброблюваних полів характерні чіткі сезонні коливання NDVI з вираженим максимумом у період вегетації, тоді як для покинутих земель сезонні мінімуми NDVI є значно нижчими, хоча середні значення залишаються відносно високими завдяки розвитку багаторічної трав'яної рослинності [3, 12]. Окрім NDVI, подібні закономірності простежуються за часовими рядами спектральних індексів Enhanced Vegetation Index (EVI) та Normalized Difference Moisture Index (NDMI), які додатково враховують вплив атмосферних умов, ґрунтових властивостей і вологості рослинного покриву [4, 10]. У Європі подібні дослідження також мають важливе значення, зокрема в Німеччині, де спостерігається скорочення площ оброблюваних земель і формування вторинних екосистем. Дані Sentinel-1 і Sentinel-2 використовуються для оцінки динаміки біомаси на занедбаних територіях, а лазерне сканування – для вивчення природних змін у структурі агроландшафтів [5, 13].

Оцінка стану сільськогосподарських угідь здійснюється переважно з використанням методів машинного навчання. Алгоритми Random Forest та SVM забезпечують високу точність класифікації навіть на обмежених навчальних вибірках [14, 15]. Сучасні підходи поєднують також сегментацію зображень із подальшою класифікацією, що дозволяє враховувати тектурні та морфологічні особливості ділянок і зменшувати ймовірність хибних результатів [16].

3. Невирішені питання

Попри значні досягнення у сфері використання супутникових даних, залишається низка нерозв'язаних питань. Методи, що ґрунтуються виключно на спектральних індексах, можуть помилково інтерпретувати природні зміни

як ознаки деградації. Алгоритми машинного навчання вимагають наявності репрезентативних навчальних вибірок, що ускладнює їх застосування на нових територіях. Додатковою проблемою є ситуаційне залишення земель унаслідок економічних криз чи кліматичних екстремальних явищ, яке важко відрізнити від тривалого занепаду агровиробництва.

Актуальним завданням є розмежування тимчасово полишених та покинутих протягом тривалого часу угідь. Це зумовлює потребу у створенні технологій, здатних забезпечувати швидкий аналіз сезонної динаміки показників стану поверхні поля для підтримки прийняття управлінських рішень. Важливо також розширювати застосування методів, що можуть працювати з неповними часовими рядами та адаптуватися до регіональних особливостей.

4. Мета

Метою дослідження є розробка інформаційної технології для ідентифікації покинутих сільськогосподарських угідь на основі аналізу часових рядів NDVI та класифікації. Для досягнення мети у дослідженні здійснено аналіз ознак виявлення покинутих земель за даними дистанційного зондування, запропоновано метод класифікації на основі показників NDVI із визначеними правилами та пороговим значенням, а також розроблено інформаційну систему, що автоматизує процеси збору даних, обчислення спектральних індексів, аналізу часових рядів і прийняття рішень щодо стану сільськогосподарських угідь. Оцінку точності запропонованої технології здійснено на основі вибірки полів на території України та Німеччини.

5. Супутникові дані

В дослідженні використано супутникові зображення Sentinel-2 місії програми Copernicus, які забезпечують регулярне спостереження за земною поверхнею з просторовою роздільною здатністю від 10 до 60 м та періодичністю повторного знімання близько п'яти днів у глобальному масштабі. Особливістю Sentinel-2 є наявність 13 спектральних каналів, що охоплюють діапазон від видимого світла до короткохвильового інфрачервоного. Серед них ключове значення для оцінки стану рослинного покриву мають червоний (B04, 665 нм) та ближній інфрачервоний (B08, 842 нм) канали, які дозволяють оцінювати інтенсивність фотосинтетичних процесів. Додатково застосовуються вузькі «red edge» канали (B05, B06, B07), чутливі до змін у структурі листя та вмісту хлорофілу, а також короткохвильові інфрачервоні канали (B11, B12), які відображають водний баланс рослинності [17, 18].

Історично першим і найбільш поширеним кількісним індикатором стану рослинного покриву й фотосинтетично активної біомаси є Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). Його значення змінюються від -1 до +1, де максимальні значення відповідають густому здоровому рослинному покриву, а відкриті ґрунти та деградовані ділянки характеризуються значеннями близько

0,2. Обчислення NDVI ґрунтується на співвідношенні відбиття у ближньому інфрачервоному (B08) та червоному (B04) каналах Sentinel-2 за формулою:

$$\psi_i(t) = \zeta_i^{in}(t) + \zeta_i^{out}(t) + \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^M V_{ii}^{mk}(t) = \sum_{j=1, j \neq i}^{N^M} (f_{ij}(t) + f_{ji}(t)) + f_{ii}(t), \quad t \geq T,$$

$$NDVI = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{Red})}{(\rho_{NIR} + \rho_{Red})} = \frac{(\rho_{Band8} - \rho_{Band4})}{(\rho_{Band8} + \rho_{Band4})} \quad (1)$$

де ρ_{NIR}, ρ_{Red} – коефіцієнти відбиття електромагнітного випромінювання, відповідно, у ближньому інфрачервоному та червоному спектральних діапазонах,

$\rho_{Band8}, \rho_{Band4}$ – ближній інфрачервоний (NIR, B08) та червоний (Red, B04) канали зображень Sentinel-2.

NDVI може бути замінений іншими спектральними індексами. Наприклад, EVI надає більш точну оцінку стану рослинності завдяки корекції впливу атмосфери та ґрунту [19]. NDMI є чутливим до вологості ґрунтів та рослинності, дозволяє виявляти ознаки водного стресу та пригнічення рослин [13]. Спектральні індекси, розраховані за даними «Red Edge» діапазону електромагнітного спектру (наприклад, RE-NDVI) мають підвищену чутливість до концентрації хлорофілу і можуть використовуватися для моніторингу стану польової рослинності на ранніх стадіях розвитку [20].

Для комплексної оцінки стану агроландшафтів можливе застосування комбінації кількох індексів, наприклад, NDVI та NDMI [3, 5]. Використання спектральних профілів Sentinel-2 у поєднанні з даними Sentinel-1 дає змогу отримати додаткові ознаки для аналізу біомаси на заведбаних сільськогосподарських територіях і підвищити точність ідентифікації покинутих полів [21, 22].

6. Метод визначення стану сільськогосподарських угідь

Для кожного поля формується часовий ряд значень NDVI, попередньо відфільтрований за вибраними роками та місяцями. Якщо після фільтрації залишається менше двох років, аналіз не проводиться. Цільовим роком вважається останній доступний у вибірці рік, а усі попередні роки розглядаються як базові. Для цільового року визначається максимальне значення NDVI, аналогічно обчислюються максимуми для кожного з базових років [2]. Середнє значення цих максимумів порівнюється з максимумом цільового року, а різниця між ними ($\Delta NDVI$) використовується як індикатор багаторічних змін на полі (2):

$$\Delta NDVI = NDVI_{max}^{target} - \overline{NDVI_{max}^{reference}}, \quad (2)$$

де $NDVI_{max}^{target}$ – максимальне значення NDVI за цільовий сезон;

$\overline{NDVI_{max}^{reference}}$ – середнє значення максимальних NDVI базових років.

Якщо зміна є невід'ємною (тобто $NDVI$ не знизився) та перевищує заданий поріг T , поле класифікується як оброблюване. У випадку, коли зміна є від'ємною та її абсолютне значення перевищує порогове значення, поле вважається покинутим. Якщо $\Delta NDVI = T$, поле класифікується як покинуте, проте для уточнення його стану доцільно змінити критерії пошуку даних.

Правило класифікації:

- Якщо $\Delta NDVI > T \rightarrow$ поле відноситься до категорії оброблюваних сільськогосподарських угідь.
- Якщо $\Delta NDVI \leq -T \rightarrow$ поле відноситься до категорії покинутих сільськогосподарських угідь, де T – порогове значення для $\Delta NDVI$.

Точність результатів оцінена з використанням міри загальної точності та F1-міри, яка поєднує показники точності та повноти [23]. Загальна точність відображає відсоток правильно класифікованих полів, тоді як F1-міра дозволяє збалансовано оцінити роботу алгоритму, враховуючи як коректність класифікації, так і здатність виявляти всі об'єкти певного класу.

7. Інформаційна технологія виявлення покинутих орних угідь

Запропонована інформаційна технологія, що поєднує аналіз часових рядів індексу $NDVI$ з формалізованим правилом класифікації стану орних земель (рис. 1). Технологія базується на супутникових даних Sentinel-2 (колекція COPENICUS/S2_SR_HARMONISED), які були попередньо скориговані з урахуванням атмосферних ефектів за допомогою алгоритму Sen2Cor.

На етапі попередньої обробки виконується відбір зображень за територіальним охопленням, періодом зйомки (календарний рік, вегетаційний сезон та ін.) та відсотком хмарності. Використання шару класифікації сцени (Scene Classification Layer, SCL) дозволяє виключати з аналізу пікселі, що відповідають хмарам та тіням.



Рисунок 1. Схема інформаційної технології виявлення покинутих орних угідь

Для кожного полігону орних земель з метою кількісного аналізу динаміки вегетації формується часовий ряд NDVI та розраховується середнє значення максимумів індексу за кожен рік. Показник ΔNDVI визначається як різниця між середнім значенням максимумів базових років і максимумом цільового року й формалізує критерій оцінки стану земель.

Програмна реалізація запропонованої інформаційної технології засобами розробленої інформаційної системи передбачає два режими роботи. У локальному режимі забезпечується автономність і можливість обробки даних із локальних архівів у форматі GeoTIFF, що актуально для досліджень з обмеженим доступом до мережесих ресурсів. У хмарному режимі використовується функціонал платформи Google Earth Engine (GEE), яка забезпечує оперативний доступ до глобальних архівів Sentinel-2 та виконання хмарних обчислень у режимі, наближеному до реального часу. Це дозволяє масштабувати методикy та застосовувати її як інструмент для широкомасштабного моніторингу сільськогосподарських територій.

Важливим аспектом є інтеграція модулів обчислення і візуалізації, що створює єдиний цикл від отримання знімків і розрахунку NDVI до класифікації угідь та представлення результатів у вигляді інтерактивних карт і графіків. На основі аналізу часових рядів для кожного поля оцінюються багаторічні зміни його вегетаційного потенціалу.

Запропонована інформаційна технологія забезпечує перехід від точкових оцінок до системного аналізу просторово-часових даних і формує підґрунтя для управління аграрними ресурсами.

8. Результати

Розглянемо приклад використання розробленої інформаційної технології і системи для визначення стану чотирьох полів у районі Ігрень поблизу східної частини м. Дніпро (рис. 2).

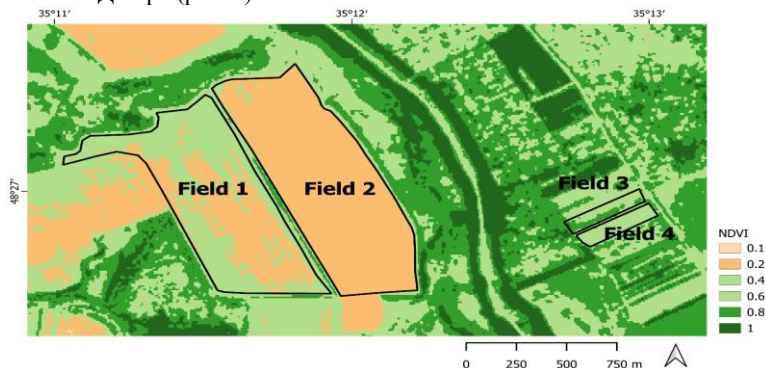


Рисунок 2. Досліджувані поля в Дніпропетровській області на карті Sentinel-2 NDVI, 09.07.2024

Поле 1 площею близько 60 га та поле 2 площею близько 70 га обробляються за системою щорічної сівозміни. Станом на 1 червня 2024 року на полі 1 було висіяно озимий ріпак, а на полі 2 – озиму пшеницю. Поле 3 перебуває у стані занедбаності понад 20 років і заросло чагарниками. Поле 4 покинуте протягом останніх трьох років і, за результатами обстеження від 24 травня 2025 року, було вкрито сухими рештками минулорічної рослинності.

У 2024 році поля 1 і 2 були засіяні озимими культурами, однак на момент зйомки врожай уже було зібрано. У 2025 році на полі 1 вирощували озимі культури, уборка яких завершилася до 29 липня. Натомість поле 2 у сезоні 2025 року не засівалося: після весняного обробітку воно залишалося під тимчасовим паром. Поля 3 і 4 протягом кількох років залишаються покинутими, і рослинний покрив протягом вегетаційного сезону щорічно не зазнає істотних змін. Ці ділянки рівномірно вкриті рудеральною рослинністю та характеризуються типовим циклом росту й відмирання без виражених ознак технолічного впливу, таких як культивация, жнива чи оранка.

На рисунку 3 представлено часові ряди максимальних значень NDVI для кожної дати спостережень: для двох оброблюваних полів (поля 1 та 2; рис. 3а, 3б) та двох необроблюваних полів (поля 3 та 4; рис. 3в, 3г), показаних на рисунку 2. Середні багаторічні максимальні значення NDVI становлять 0,964 для поля 1, 0,956 – для поля 2, 0,949 – для поля 3 та 0,937 – для поля 4. Незважаючи на те, що для всіх полів максимальні значення NDVI перевищують 0,93, динаміка вегетаційного індексу суттєво відрізняється залежно від типу землекористування. Для оброблюваних полів протягом усього періоду спостережень зберігаються стабільні високі значення NDVI, що відображає інтенсивну сільськогосподарську діяльність. Необроблювані поля також демонструють високі значення, однак форма часових їх рядів відмінна. За часовими рядами чітко простежуються сезонні локальні мінімуми, які свідчать про природні циклічні зміни рослинного покриву, характерні для деградованих чи покинутих угідь, а також про наявність навесні сухих решток минулорічної рослинності.

У порівнянні з покинутими ділянками, у межах оброблюваних полів міжсезонні мінімуми NDVI виражені слабше. Це пояснюється вирощуванням озимих культур, які забезпечують відносно високі значення індексу у холодний період року та згладжують сезонні коливання. Для кількісної оцінки обчислено середні мінімальні значення NDVI за всі роки спостережень: для поля 1 – 0,412; поля 2 – 0,418; поля 3 – 0,304; поля 4 – 0,286. Хоча ці показники подібні, вирішальним фактором є саме динаміка, зокрема наявність чи відсутність сезонних спадів NDVI, що слугує індикатором характеру землекористування. Стійкість модальних значень у поєднанні зі зміною міжсезонної структури NDVI є типовою ознакою покинутих земель, тоді як у межах оброблюваних полів цей ефект відсутній через особливості сівозміни.

INFORMATION CONTROL SYSTEMS AND INTELLIGENT TECHNOLOGIES. ADVANCES AND APPLICATIONS

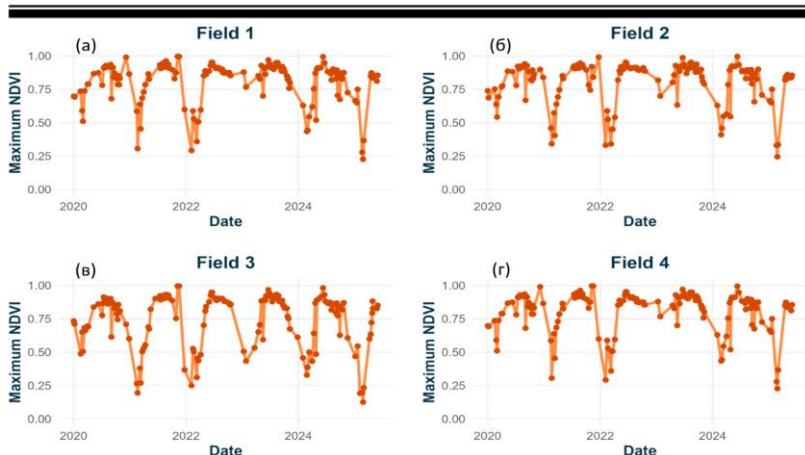


Рисунок 3. Часові ряди максимального NDVI для оброблюваних (а, б) та занедбаних (в, г) сільськогосподарських угідь: (а) поле 1; (б) поле 2; (в) поле 3; (г) поле 4

Аналіз різниці (ΔNDVI) між багаторічними середнім максимумом та максимумом поточного року показав, що для необроблюваних ділянок ця різниця, як правило, не перевищує порогове значення 0,07. Це значення було використано у якості критерія класифікації у розробленій інформаційній системі. За результатами валідації воно забезпечило точність 92,5% при розмежуванні стану полів (оброблювані/покинуті) в Україні, з F1-мірою 0,898 для покинутих та 0,912 для оброблюваних земель. Водночас зазначена точність стосується лише протестованої вибірки і не може бути безпосередньо поширена на всю територію країни. У межах Дніпропетровської області стан полів перевірявся шляхом польових обстежень. У Донецькій області, де доступ до полів обмежено внаслідок воєнних дій, класифікацію виконано за результатами експертної візуальної інтерпретації багаточасових зображень Sentinel-2 з просторовим розрізненням 10 м. Такі дані надають цінну інформацію для регіонів з обмеженим доступом, проте поступаються за надійністю польовим вимірюванням, що було враховано при оцінці точності.

Додатково проаналізовано часову динаміку зміни NDVI полів з набору даних федеральних земель Берлін і Бранденбург у Німеччині (рис. 4а) Field Boundaries for Agriculture (fiboa) – колекції границь сільськогосподарських полів, наданої у відкритий доступ сервісом Source Cooperative (<https://source.coop/fiboa/de-bb>). На рис. 4б-г представлено карти NDVI чотирьох полів, які станом на 2024 рік були віднесені до категорії оброблюваних (поля 5, 6) площею 12 та 46 га, а також несільськогосподарські ділянки на колишній орній землі (поля 7, 8) площею 1 га кожне.

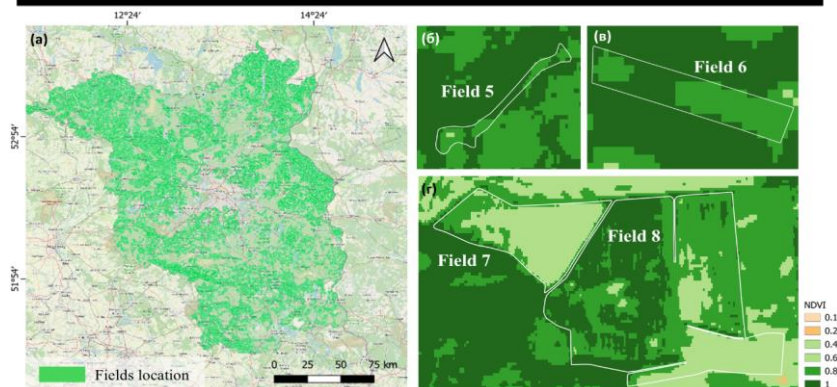


Рисунок 4. Досліджувані поля поблизу Берліну на карті Sentinel-2 NDVI, 26.06.2024

На рисунку 5 наведено часові ряди NDVI досліджуваних полів поблизу Берліна – занедбаних (рис. 5 а,б) та культивованих (рис. 5 в,г) сільськогосподарських угідь. Подібно до полів в Україні (рис. 3), для занедбаних сільськогосподарських угідь у Німеччині простежується більш чітка сезонна динаміка NDVI з вираженими локальними мінімумами та ширшим діапазоном коливань індексу протягом вегетаційного періоду. Це підтверджує припущення щодо впливу стану поля на характер змін вегетаційних індексів. Зображені на рисунку 5 ділянки були коректно класифіковані розробленою інформаційною системою як занедбані або культивовані.

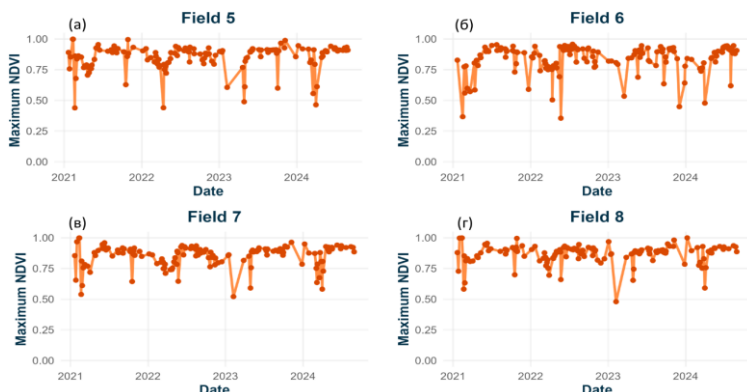


Рисунок 5. Часові ряди максимального NDVI для занедбаних (а, б) та оброблюваних (в, г) сільськогосподарських земель: (а) поле 5; (б) поле 6; (в) поле 7; (г) поле 8.

INFORMATION CONTROL SYSTEMS AND INTELLIGENT TECHNOLOGIES.

ADVANCES AND APPLICATIONS

У проведеному дослідженні експериментальна перевірка виконувалася на відносно невеликій вибірці з 57 полів, що обмежує можливість узагальнення отриманих показників точності на ширші території. Додатковим фактором невизначеності є використання еталонних даних, отриманих шляхом експертної візуальної інтерпретації супутникових знімків, а не прямих наземних спостережень, зокрема для територій Донецької області, що перебувають під тимчасовою окупацією. У подальших дослідженнях ці обмеження плануються зменшити шляхом розширення обсягу вибірки та залучення більш репрезентативних наземних даних з різних регіонів України.

Додаткові обмеження стосуються ситуацій, коли поле залишається незасіяним не через воєнні чинники, а внаслідок посухи чи економічних труднощів, або ж у випадках, коли посів здійснено, але рослинність не розвивається через деградацію ґрунтів. У таких умовах часовий ряд NDVI може нагадувати динаміку для покинутих земель, що призводить до хибнопозитивних результатів. Подібна проблема виникає й у випадках тимчасового невикористання земель чи зміщення строків сівозміни, що спотворює сезонний профіль NDVI. Такі ситуації особливо актуальні для зон бойових дій, де руйнування інфраструктури, забруднення ґрунтів та нерегулярне управління угіддями порушують природні фенологічні цикли. Для врахування цих факторів у майбутньому передбачається інтеграція додаткових джерел даних, зокрема метеорологічних спостережень, даних супутникової радарної зйомки, а також експертного аналізу.

Розроблена система використовує виключно NDVI як основний індикатор класифікації, тоді як інші вегетаційні індекси, такі як EVI та NDMI, не інтегровані у робочий процес. Це знижує стійкість методу за умов значної хмарності, сезонних аномалій чи варіабельності фенології. Аналіз додаткових індексів дозволить підвищити надійність роботи системи в складних погодних умовах, поліпшити точність класифікації в неоднорідних ландшафтах та розширити можливості аналізу для періодів і регіонів із недостатньою кількістю даних оптичних супутникових спостережень.

Подальший розвиток інформаційної технології передбачає інтеграцію нових джерел інформації, зокрема використання зображень Sentinel-1 для всепогодного забезпечення моніторингу [5, 17]. Крім того, планується розширення набору вегетаційних індексів для більш детальної диференціації культур та розробка алгоритмів машинного навчання для автоматизованої класифікації землекористування. Перспективним є створення мобільної версії інформаційної системи для роботи безпосередньо в полі [24, 25], а також розробка API для інтеграції з іншими ГІС-рішеннями та підключення до баз даних для довготривалого зберігання результатів [26].

9. Висновки

Розроблено інформаційну технологію для виявлення покинутих сільськогосподарських угідь за даними супутникового моніторингу. Технологія базується на аналізі часових рядів NDVI зображень Sentinel-2 та порівнянні

максимальних значень індексу у цільовому та базових роках. Розроблена на її основі інформаційна система дозволяє автоматизовано ідентифікувати покинуті сільськогосподарські угіддя з точністю до 92,5% (F1-score = 0,898) без використання даних наземних спостережень, що важливі для завдань моніторингу в умовах обмеженого доступу до польових обстежень, зокрема у воєнний час.

Розроблена інформаційна система інтегрована з Google Earth Engine з метою обробки великих обсягів супутникових даних у хмарному середовищі та моніторингу в режимі, наближеному до реального часу.

Подальший розвиток інформаційної технології пов'язаний із включенням даних Sentinel-1 для всепогодного моніторингу, розширенням набору спектральних індексів для точнішої класифікації земель, а також інтеграцією алгоритмів машинного навчання. Додатковим перспективним напрямом є створення мобільної версії системи для оперативного аналізу даних безпосередньо в польових умовах.

Література

1. He, T., Zhang, M., Xiao, W., Zhai, G., Wang, Y., Guo, A., & Wu, C. (2023). Quantitative analysis of abandonment and grain production loss under armed conflict in Ukraine. *Journal of Cleaner Production*, 412, 137367. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.137367>
2. Dai, K., Cheng, C., Kan, S., Li, Y., Liu, K., & Wu, X. (2024). Impact of arable land abandonment on crop production losses in Ukraine during the armed conflict. *Remote Sensing*, 16(22), 4207. <https://doi.org/10.3390/rs16224207>
3. Janus, J., & Bozek, P. (2019). Aerial laser scanning reveals the dynamics of cropland abandonment in Poland. *Journal of Land Use Science*, 14(4–6), 378–396. <https://doi.org/10.1080/1747423X.2019.1709226>
4. Kabadayı, M. E., Ettehadı Osgouei, P., & Sertel, E. (2022). Agricultural land abandonment in Bulgaria: A long-term remote sensing perspective, 1950–1980. *Land*, 11(10), 1855. <https://doi.org/10.3390/land11101855>
5. Bucha, T., Papčo, J., Sačkov, I., Pajtk, J., Sedliak, M., Barka, I., & Feranec, J. (2021). Woody above-ground biomass estimation on abandoned agriculture land using Sentinel-1 and Sentinel-2 data. *Remote Sensing*, 13(13), 2488. <https://doi.org/10.3390/rs13132488>
6. Ma, Y., Lyu, D., Sun, K., Zhang, H., Gao, Q., & Li, J. (2022). Spatiotemporal analysis and war impact assessment of agricultural land in Ukraine using RS and GIS technology. *Land*, 11(10), 1810. <https://doi.org/10.3390/land11101810>
7. Nikulin, S. L., Sergieieva, K. L., & Korobko, O. V. (2025). Assessment of war-damaged agricultural landscape degradation in Ukraine using satellite-based contrast edge changes. In *Proceedings of the XVIII International Scientific Conference "Monitoring of Geological Processes and Ecological Condition"*. Kyiv: EAGE. <https://doi.org/10.3997/2214-4609.2025510117>
8. Hnatushenko, V. V., Sierikova, K. Y., & Sierikov, I. Y. (2018). Development of a cloud-based web geospatial information system for agricultural monitoring

using Sentinel-2 data. In Proceedings of the IEEE 13th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT) (pp. 270–273). Lviv: IEEE. <https://doi.org/10.1109/STC-CSIT.2018.8526717>

9. Wei, Z., Gu, X., & Sun, Q. (2021). Analysis of the spatial and temporal pattern of changes in abandoned farmland based on long time series of remote sensing data. *Remote Sensing*, 13(13), 2549. <https://doi.org/10.3390/rs13132549>

10. Morell-Monzó, S., Sebastiá-Frasquet, M. T., Estornell, J., & Moltó, E. (2023). Detecting abandoned citrus crops using Sentinel-2 time series. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 201, 54–66. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2023.05.003>

11. Wu, J., Jin, S., Zhu, G., Chen, X., Zhang, M., & Zhou, Y. (2023). Monitoring of cropland abandonment based on long time series remote sensing data: A case study of Fujian Province, China. *Agronomy*, 13(6), 1585. <https://doi.org/10.3390/agronomy13061585>

12. He, S., Shao, H., Xian, W., Liu, J., & Zhang, L. (2022). Monitoring cropland abandonment in hilly areas with Sentinel-1 and Sentinel-2 time series. *Remote Sensing*, 14(15), 3806. <https://doi.org/10.3390/rs14153806>

13. Liu, T., Yu, L., Liu, X., Zhang, M., & Li, R. (2025). A global review of monitoring cropland abandonment using remote sensing: Temporal–spatial patterns, causes, ecological effects, and future prospects. *Journal of Remote Sensing*, 5, 0584. <https://doi.org/10.34133/remotesensing.0584>

14. Yoon, H., & Kim, S. (2020). Detecting abandoned farmland using harmonic analysis and machine learning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 166, 201–212. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.05.021>

15. Meijninger, W., Elbersen, B., van Eupen, M., & Schmitz, O. (2022). Identification of early abandonment in cropland through radar-based coherence data and application of a Random Forest model. *GCB Bioenergy*, 14(6), 735–755. <https://doi.org/10.1111/gcbb.12939>

16. Löw, F., Fliemann, E., Abdullaev, I., Conrad, C., & Lamers, J. P. A. (2015). Mapping abandoned agricultural land in Kyzyl-Orda, Kazakhstan using satellite remote sensing. *Applied Geography*, 62, 377–390. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2015.05.009>

17. Qiu, B., Lin, D., Chen, C., Yang, P., Tang, Z., Jin, Z., & Chen, Z. (2022). From cropland to cropped field: A robust algorithm for national-scale mapping by fusing time series of Sentinel-1 and Sentinel-2. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 113, 103006. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.103006>

18. Sanchez, C., Mena, F., Charfuelan, M., Nuske, M., & Dengel, A. (2024). Assessment of Sentinel-2 spatial and temporal coverage based on the scene classification layer. In Proceedings of the IGARSS 2024 – IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (pp. 4099–4103). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IGARSS53475.2024.10642213>

19. Shreenithi, M., Sujithra, M., Senthilkumar, B., Shanmugapriyaa, D., & Rizanuma, T. (2024). Spatial data visualization with Python: Techniques, tools, and

**INFORMATION CONTROL SYSTEMS AND INTELLIGENT
TECHNOLOGIES.
ADVANCES AND APPLICATIONS**

real. In M. G. Galety, A. K. Natarajan, T. F. Gedefa, & T. D. Lemma (Eds.), *Geospatial application development using Python programming* (pp. 123–162). *IGI Global*. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-1754-9.ch005>

20. Hazaymeh, K., Sahwan, W., Al Shogoor, S., & Schütt, B. (2022). A remote sensing-based analysis of the impact of Syrian crisis on agricultural land abandonment in Yarmouk River Basin. *Sensors*, 22(10), 3931. <https://doi.org/10.3390/s22103931>

21. Xie, Y., Spawn-Lee, S. A., Radeloff, V. C., Yin, H., Robertson, G. P., & Lark, T. J. (2024). Cropland abandonment between 1986 and 2018 across the United States: Spatiotemporal patterns and current land uses. *Environmental Research Letters*, 19(4), 044009. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ad2d12>

22. Portalés-Julià, E., Campos-Taberner, M., García-Haro, F. J., & Gilabert, M. A. (2021). Assessing the Sentinel-2 capabilities to identify abandoned crops using deep learning. *Agronomy*, 11(4), 654. <https://doi.org/10.3390/agronomy11040654>

23. Du, Z., Yang, J., Ou, C., & Zhang, T. (2021). Agricultural land abandonment and retirement mapping in the northern China crop–pasture band using temporal consistency check and trajectory-based change detection approach. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60, 1–12. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3121816>

24. Song, W. (2019). Mapping cropland abandonment in mountainous areas using an annual land-use trajectory approach. *Sustainability*, 11(21), 5951. <https://doi.org/10.3390/su11215951>

25. Zhou, K., & Zheng, X. (2025). How does the growth of digital technology influence farmland abandonment? Evidence from rural China. *Sustainability*, 17(5), 2227. <https://doi.org/10.3390/su17052227>

26. Yu, Z., & Lu, C. (2018). Historical cropland expansion and abandonment in the continental US during 1850 to 2016. *Global Ecology and Biogeography*, 27(3), 322–333. <https://doi.org/10.1111/geb.12697>

**INFORMATION TECHNOLOGY FOR ABANDONED CROPLAND
DETECTION USING SATELLITE MONITORING**

Ph.D. K.Sergeeva¹, Ph.D.Yu. Kavats², Dr.Sci. O. Kovrov¹, D. Chumichov¹

¹*Dnipro Polytechnic National Technical University, Ukraine,*

²*Ukrainian State University of Science and Technology, Ukraine*

EMAIL: ¹sergieieva.k.l@nmu.one, ²yukavats@gmail.com, ¹kovrov.o.s@nmu.one,
¹chumychov.d.d@nmu.one

Abstract. Information technology has been developed for the automated detection of abandoned cropland based on time series of Sentinel-2 satellite monitoring data. A classification method is proposed that relies on comparing the maximum values of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) between reference and target years. A decrease in this indicator is interpreted as a sign of

degradation of the anthropogenic agricultural landscape and the restoration of natural vegetation cover. The information system, implemented on the basis of the developed technology, is integrated with Google Earth Engine (GEE) and enables classification of fields as cultivated or abandoned in near real time, with the results displayed on an interactive map. The technology uses satellite imagery and does not require a training dataset, which makes it possible to monitor agricultural areas even in war zones where ground surveys are difficult or impossible. Validation on a sample of croplands in Ukraine demonstrated an accuracy of up to 92% (F1-score = 0.896).

Keywords: *information technology, information system, classification, NDVI, Sentinel-2, monitoring, abandoned cropland*

UDC 004.05

DOI <https://doi.org/10.36059/978-966-397-538-2-12>

ANALYSIS OF PERFORMANCE METRICS FOR LOAD TESTING TOOLS

Ph.D. S. Khlamov^{1[0000-0001-9434-1081]}, M. Mendieliava^{1[0009-0002-4282-3147]},

Ph.D. O. Vovk^{3[0000-0001-9072-1634]}, Ph.D. Zh. Deineko^{4[0000-0001-6747-9130]},

S. Lytvynenko^{5[0009-0003-2632-9082]}

Kharkiv National University of Radio Electronics, Ukraine

EMAIL: ¹sergii.khlamov@gmail.com, ²mariia.mendieliava@nure.ua,

³oleksandr.vovk@nure.ua, ⁴zhanna.deineko@nure.ua,

⁵serhii.lytvynenko@nure.ua

Abstract. *This study presents a detailed comparative analysis of two widely used tools, JMeter and Postman, for performance testing of application programming interfaces (APIs). As APIs form the backbone of modern distributed applications and cloud-based services, ensuring their reliability and efficiency under different traffic conditions is of significant importance. To address this, performance metrics, including average, minimum, and maximum response times, as well as error rates, were systematically collected and evaluated from five publicly available APIs representing diverse functional domains. The experimental results demonstrate apparent differences in the behavior of the two tools depending on the load intensity. Postman exhibits better stability and efficiency under low and moderate load conditions, which makes it suitable for steady-load testing and routine validation of API endpoints during development. In contrast, JMeter demonstrates superior performance in high-load and peak-load scenarios, highlighting its capability to simulate concurrent user actions and stress-test applications at scale. Furthermore, the performance deltas observed during the experiments indicate that JMeter provides a more accurate model of applications in cases where user interactions introduce delays, making it particularly useful for event-driven or session-based systems. These findings emphasize that no single tool is universally*