Кафедра фотограмметрії та геоінформатики

ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА

до бакалаврської кваліфікаційної роботи на тему

Технологія використання Google Earth Engine для визначення змін міського ландшафту (на прикладі м. Кривого Рогу)

Technology for using Google Earth Engine to determine changes in the urban landscape: a case study of the city of Kryvyi Rih

Студент ГД-43 Олександр ФЕДІЧЕВ
(група, шифр, ім'я та прізвище)

Керівник роботи _____ (підпис) (Любов БАБІЙ (ім'я та прізвище))

Консультанти _____ (_____)

_____ (_____)

_____ (_____)

_____ (_____)

Завідувач кафедри (Євгеній ШИЛО)
_____ (підпис) _____ (ім'я та прізвище)

« » червня 2025 р.

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ “ЛЬВІВСЬКА ПОЛІТЕХНІКА”
Інститут геодезії
Кафедра фотограмметрії та геоінформатики
Спеціальність 193 “Геодезія та землеустрій»

“ЗАТВЕРДЖУЮ”
Завідувач кафедри ФГІ Євгеній ШИЛО
(ім’я та прізвище)

(підпис)
« 26 » травня 20 25 р.

ЗАВДАННЯ

на кваліфікаційну роботу студента групи ГД-43 **ОР бакалавр**

Олександр ФЕДІЧЕВ
(ім’я та прізвище)

1. Тема роботи Технологія використання Google Earth Engine для визначення змін міського ландшафту (на прикладі м. Кривого Рогу)
(у разі виконання комплексної роботи в дужках вказується “комплексна робота (проект)”)

Technology for using Google Earth Engine to determine changes in the urban landscape: a case study of the city of Kryvyi Rih

Затверджена наказом по університету від « 15 » квітня 20 25 р. № 13251-4-08

2. Термін подання студентом закінченої роботи 10 червня 2025 року

3. Вхідні дані для роботи Супутникові знімки Sentinel-2 (рівень опрацювання Level-2A) за 2017–2024 роки; географічні межі міста Кривий Ріг; метадані супутникових зображень (дата, хмарність, спектральні канали); документація у середовищі Google Earth Engine.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які належить розробити)
Теоретичні основи вивчення урбанізованих ландшафтів; аналіз можливостей супутникової системи Sentinel-2 для дослідження міського середовища; огляд структури та функціоналу Google Earth Engine; розрахунок спектральних індексів NDVI, NDBI, NDBaI; побудова графіків динаміки індексів; просторова класифікація території міста; аналіз результатів та оцінка змін у структурі міського покриву.

5. Перелік графічного матеріалу

6. Перелік програмних продуктів, які належить використати в процесі розроблення роботи
Google Earth Engine – основна платформа для опрацювання супутникових знімків.

7. Консультування роботи, із зазначенням номерів розділів роботи

Розділ	Консультант	Завдання видав		Завдання прийняв	
		підпис	дата	підпис	дата

8. Дата, коли видано завдання 26 травня 2025 р.

Керівник _____ (Любов БАБІЙ)
(підпис) (ім'я та прізвище)

Завдання прийняв до виконання _____ (Олександр ФЕДІЧЕВ)
(підпис) (ім'я та прізвище)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи		Примітка
		початок	кінець	
1	Завершення просторового аналізу, уточнення індексів та статистики	26.05.2025	27.05.2025	
2	Класифікація просторових даних	28.05.2025	29.05.2025	
3	Формулювання остаточних висновків та оцінка ефективності методики	30.05.2025	30.05.2025	
4	Завершення написання пояснювальної записки	31.05.2025	01.06.2025	
5	Редагування, перевірка структури та оформлення згідно вимог	02.06.2025	03.06.2025	
6	Подача роботи керівнику на перевірку	04.06.2025	04.06.2025	
7	Внесення правок після перевірки	05.06.2025	06.06.2025	
8	Підготовка презентації для захисту	07.06.2025	08.06.2025	
9	Корекція доповіді	09.06.2025	09.06.2025	
10	Попередній захист бакалаврської роботи	10.06.2025	10.06.2025	

Студент _____ (Олександр ФЕДІЧЕВ)
(підпис) (ім'я та прізвище)

Керівник _____ (Любов БАБІЙ)
(підпис) (ім'я та прізвище)

Висновок

про рівень оригінальності бакалаврської кваліфікаційної роботи на тему

_____

_____

_____

_____

студента групи ГД-43 _____
(ім'я та прізвище)

Інституту геодезії

Загальний обсяг кваліфікаційної роботи: _____ сторінок

Програмне забезпечення перевірки на оригінальність StrikePlagiarism (https://strikeplagiarism.com) – на безоплатній основі.

У результаті перевірки на оригінальність роботи встановлено показник оригінальності роботи _____ %

Дата оформлення висновку ____ червня 20 25 р.

Відповідальний від кафедри за перевірку _____ (підпис) (Назар ГРИЦЬКІВ) (ім'я та прізвище)

Завідувач кафедри ФГІ _____ (підпис) (Євгеній ШИЛО) (ім'я та прізвище)

УДК 528:504

Федічев О.Я., Бабій Л.В. (керівник), Технологія використання Google Earth Engine для визначення змін міського ландшафту (на прикладі м. Кривого Рогу), бакалаврська кваліфікаційна робота, Національний університет «Львівська політехніка», м. Львів, 2025 р.

Розширена анотація.

Робота присвячена аналізу змін урбанізованих ландшафтів міста Кривий Ріг із використанням супутникових знімків Sentinel-2 та хмарної геоінформаційної платформи Google Earth Engine. Актуальність теми зумовлена необхідністю ефективного моніторингу міських територій у контексті сталого розвитку та екологічної безпеки.

Об’єктом дослідження є просторово-часова динаміка урбанізованих ландшафтів, а предметом – методика супутникового аналізу змін покриву території з використанням індексів NDVI, NDBI та NDBaI. Метою роботи є виявлення змін у структурі міського середовища протягом 2017–2024 років.

У процесі дослідження сформовано безхмарні композити супутникових знімків, розраховано спектральні індекси та створено карти динаміки. Встановлено, що у 2017–2021 роках NDVI збільшувався, але після 2022 року знизився, що свідчить про скорочення зелених зон. Одночасно спостерігається зростання площ забудови та оголених поверхонь, про що свідчать підвищені значення NDBI та NDBaI.

Методи дослідження включають дистанційне зондування, спектральний аналіз, просторову класифікацію та візуалізацію результатів у GEE. Отримані результати можуть бути використані для контролю за станом міського довкілля, планування зелених зон і виявлення деградованих територій.

Робота має прикладне значення та може бути впроваджена в системи екологічного моніторингу. Запропонована методика є адаптивною та масштабованою, що дозволяє застосовувати її в інших урбанізованих регіонах.

Ключові слова: дистанційне зондування Землі, урбанізовані ландшафти, Sentinel-2, Google Earth Engine, NDVI, NDBI, класифікація зображень, міське середовище.

Перелік використаних літературних джерел.

1. Chander, G., Markham, B.L., & Helder, D.L. (2009). Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environment*, 113(5), 893–903. https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.01.007

2. 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. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031
3. Kuffer, M., Pfeffer, K., Sliuzas, R., & Baud, I. (2020). On the accuracy of remote sensing-based classifications of slums. *International Journal of Remote Sensing*, 41(5), 1938–1964. https://doi.org/10.1080/01431161.2019.1663401
4. Zhang, Q., Ban, Y., & Liu, J. (2018). Monitoring urban land use and land cover change by multi-temporal remote sensing imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 141, 65–82. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.04.005
5. Chidthaisong, A., Diem, P. K., & Huo, L.-Z. (2021). A modified bare soil index to identify bare land features during agricultural fallow-period in Southeast Asia using Landsat 8. Land, 10(3), 231. https://doi.org/10.3390/land10030231

UDC 528:504

Fedichev O.Ya., Babiy L.V. (supervisor), Technology for using Google Earth Engine to determine changes in the urban landscape (using the example of Kryvyi Rih), bachelor's thesis, Lviv Polytechnic National University, Lviv, 2025.

Extended abstract.

The work is devoted to the analysis of changes in the urbanised landscapes of the city of Kryvyi Rih using Sentinel-2 satellite images and the Google Earth Engine cloud geoinformation platform. The relevance of the topic is due to the need for effective monitoring of urban areas in the context of sustainable development and environmental safety.

The object of the study is the spatial-temporal dynamics of urbanised landscapes, and the subject is the methodology of satellite analysis of changes in land cover using the NDVI, NDBI and NDBaI indices. The aim of the work is to identify changes in the structure of the urban environment during 2017–2024.

In the course of the study, cloud-free composites of satellite images were formed, spectral indices were calculated, and maps of dynamics were created. It has been found that NDVI increased between 2017 and 2022, but decreased after 2022, indicating a reduction in green areas. At the same time, there is an increase in built-up areas and bare surfaces, as evidenced by the increased values of NDBI and NDBaI.

Research methods include remote sensing, spectral analysis, spatial classification, and visualisation of results in GEE. The results obtained can be used to monitor the state of the urban environment, plan green areas, and identify degraded areas.

The work has practical significance and can be implemented in environmental monitoring systems. The proposed methodology is adaptive and scalable, allowing it to be applied in other urbanised regions.

Keywords: remote sensing of the Earth, urbanised landscapes, Sentinel-2, Google Earth Engine, NDVI, NDBI, image classification, urban environment.

List of references.

1. Chander, G., Markham, B.L., & Helder, D.L. (2009). Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environment*, 113(5), 893–903. https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.01.007
2. 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. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031
3. Kuffer, M., Pfeffer, K., Sliuzas, R., & Baud, I. (2020). On the accuracy of remote sensing-based classifications of slums. *International Journal of Remote Sensing*, 41(5), 1938–1964. https://doi.org/10.1080/01431161.2019.1663401
4. Zhang, Q., Ban, Y., & Liu, J. (2018). Monitoring urban land use and land cover change by multi-temporal remote sensing imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 141, 65–82. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.04.005
5. Chidthaisong, A., Diem, P. K., & Huo, L.-Z. (2021). A modified bare soil index to identify bare land features during agricultural fallow-period in Southeast Asia using Landsat 8. Land, 10(3), 231. https://doi.org/10.3390/land10030231

Зміст

Вступ

У сучасних умовах стрімкої урбанізації та зростання антропогенного навантаження на довкілля особливої актуальності набуває завдання моніторингу змін у міських ландшафтах. Одним із найбільш перспективних напрямів у цій сфері є використання супутникових даних дистанційного зондування Землі, які дають змогу здійснювати високоточний аналіз просторово-часових трансформацій покриву території. Розвиток хмарних обчислювальних платформ, зокрема Google Earth Engine, відкрив нові можливості для масштабного опрацювання та візуалізації супутникових зображень. На тлі посилення техногенного навантаження в промислових регіонах України, особливо актуальним є застосування таких підходів для оцінки екологічного стану урбанізованих територій, до яких належить і м. Кривий Ріг – потужний індустріальний центр із високим рівнем трансформації природного середовища.

Метою роботи є дослідження динаміки змін міського ландшафту м. Кривий Ріг шляхом аналізу супутникових знімків Sentinel-2 у середовищі Google Earth Engine із застосуванням спектральних індексів NDVI, NDBI та NDBaI.

Для досягнення поставленої мети необхідно проаналізувати наукові підходи до вивчення урбанізованих ландшафтів, охарактеризувати можливості супутникових систем, зокрема Sentinel-2, для виявлення трансформацій міського середовища, а також вивчити архітектуру платформи Google Earth Engine та її інструменти для опрацювання великомасштабних даних. Передбачається здійснення збору та попереднього опрацювання супутникових знімків за період 2017–2024 років, розрахунок спектральних індексів NDVI, NDBI та NDBaI, побудова графіків динаміки їх змін, а також виконання просторової класифікації територій. Планується оцінити кількісні та якісні зміни структури покриву міської території та сформулювати рекомендації щодо можливостей застосування отриманих результатів у сфері міського планування та екологічного моніторингу.

Об’єктом дослідження є просторово-часова динаміка урбанізованих ландшафтів міста Кривий Ріг, а **предметом** – методика використання супутникових знімків Sentinel-2 та інструментів платформи Google Earth Engine для виявлення змін забудови та рослинного покриву міста.

У дослідженні використано комплекс методів, серед яких: дистанційне зондування Землі (опрацювання та аналіз супутникових знімків), спектральний аналіз (розрахунок індексів NDVI, NDBI, NDBaI), статистичні методи (аналіз гістограм та розподілу піксельних значень), а також методи моделювання та

візуалізації результатів на основі класифікаційних алгоритмів у GEE. Робота поєднує емпіричні методи (моніторинг, спостереження) та теоретичні підходи (аналіз, синтез, узагальнення, моделювання).

Практичне значення дослідження полягає у можливості впровадження отриманих результатів у системи моніторингу міських територій, планування зелених зон, виявлення деградованих ділянок, а також у розробці рішень для сталого розвитку урбанізованих регіонів. Запропонована методика є адаптивною, універсальною та придатною до масштабування, що дає змогу застосовувати її і в інших містах з високим рівнем урбанізації.

Особистий внесок здобувача полягає у самостійному зборі даних, написанні скриптів на платформі Google Earth Engine, обчисленні індексів, побудові графіків і картографічних матеріалів, а також у формулюванні висновків на основі отриманих результатів.

Анотація розділів

У роботі досліджено трансформації урбанізованих ландшафтів із використанням супутникових знімків та інструментів дистанційного зондування Землі. Особливу увагу приділено аналізу спектральних індексів, які відображають зміни у структурі міського середовища, та оцінці потенціалу платформи Google Earth Engine для опрацювання великих обсягів даних. У першому розділі розкрито теоретичні засади вивчення міських ландшафтів, охарактеризовано супутникові системи (зокрема Sentinel-2) та проаналізовано функціональні можливості GEE. У другому розділі подано методику проведення дослідження на прикладі м. Кривий Ріг, наведено результати опрацювання даних, розрахунки індексів NDVI, NDBI та NDBaI, графіки динаміки змін, а також здійснено просторову інтерпретацію й аналіз отриманих результатів.

Розділ 1. Теоретичні засади дослідження міських ландшафтів із використанням супутникових даних

1.1 Особливості формування та трансформації міського ландшафту

Міський ландшафт – це динамічна геосистема, що формується в результаті тривалого і складного процесу взаємодії природного середовища з антропогенними чинниками. Основними рушіями цих змін є урбанізація, індустріалізація, транспортна інфраструктура, а також зміни у землекористуванні та споживанні ресурсів. На відміну від природних ландшафтів, які зазвичай еволюціонують протягом тисячоліть у відносно стабільному ритмі, міський ландшафт зазнає трансформацій у надзвичайно стислі часові рамки. Його розвиток часто підпорядковується політичним, економічним і соціальним пріоритетам, що накладає свій відбиток на просторову організацію та екологічний стан території (Forman, 2014).

Це означає, що міський ландшафт не можна аналізувати виключно у межах фізико-географічного підходу. Для його повноцінного вивчення необхідна міждисциплінарна методологія, яка поєднує просторово-аналітичні, соціологічні, економічні та екологічні аспекти. Наприклад, розміщення житлових масивів, наявність зелених зон, рівень забруднення повітря чи доступність водних ресурсів прямо залежать від соціального устрою, політики землекористування, планування територій і ринкових механізмів (Alberti, 2008).

Антропогенно трансформовані або урбанізовані ландшафти є просторовими утвореннями, в яких природні компоненти (рельєф, вода, ґрунти, біота) вступають у складну взаємодію з техногенними та соціально зумовленими елементами. При цьому ключовим чинником, що визначає унікальність такого ландшафту, є втрата або зміна екологічних регуляторних функцій. Зокрема, спостерігаються такі зміни, як фрагментація біотопів, зменшення площі відкритих зелених територій, модифікація локального мікроклімату (наприклад, утворення теплових островів), деградація ґрунтового покриву та гідрологічних систем.

Формування міського ландшафту має чітко окреслені етапи. Початково відбувається «освоєння» території: це процес, що включає розчищення ділянок, будівництво житлових і комерційних об’єктів, прокладання доріг і створення базової інфраструктури (водопостачання, електропостачання тощо). Наступним етапом є активне функціонування міських систем, які створюють стабільну інфраструктурну та соціально-економічну мережу. Проте на цьому ж етапі починають накопичуватись негативні екологічні наслідки – зростає техногенне

навантаження, зменшуються площі відкритого ґрунтового покриву, погіршується якість повітря. На третьому етапі часто настає деградація середовища, як наслідок – зниження рівня життя, проблеми зі здоров'ям населення, економічна стагнація окремих районів. Завершальною фазою може стати ренатуралізація – спроба відновити елементи природи у міському середовищі, часто за допомогою новітніх технологій, екологічного дизайну та зеленого будівництва (Kabisch et al., 2017).

Варто зазначити, що урбанізований ландшафт не є сталим у часі – він є полем постійних змін, які часто відбуваються нелінійно. Наприклад, депопуляція певних районів може супроводжуватись процесами руйнування інфраструктури і «зеленого занепаду» (green decline), а потім – хвилею редевелопменту або екологічної реконструкції.

Центральними структурними компонентами міського ландшафту залишаються:

а) житлова забудова (як багатоповерхова, так і індивідуальна);
б) промислові зони (діючі, законсервовані або рекультивовані);
в) транспортна інфраструктура (включно з магістралями, мостами, метрополітенами);
г) комунально-обслуговуючі об'єкти (очисні споруди, котельні, полігони ТПВ);
д) зелені насадження (як залишкові природні фрагменти, так і штучно створені парки, сквери, «зелені дахи» тощо).

Кожен з елементів ландшафту є не лише фізичною формою, а й відображенням суспільних відносин, пріоритетів розвитку і наявних ресурсів. У сучасній геоурбаністиці урбанізовані ландшафти класифікують за ступенем трансформації: помірно трансформовані (із збереженими елементами природного середовища), сильно трансформовані (де природні елементи майже повністю замінені на техногенні), та повністю трансформовані – що є прикладом так званих «постіндустріальних ландшафтів» (Forman, 2014).

Серед ключових процесів, що визначають трансформацію міських ландшафтів, виокремлюються три основні вектори. По-перше, розширення забудови відбувається під впливом зростання населення та активізації економіки, що спричиняє розростання міської інфраструктури не лише у великих містах, а й у менших населених пунктах. Нові житлові квартали та комерційні об'єкти часто зводяться на місці природних територій, що веде до зниження екосистемних послуг, таких як фільтрація води, регуляція температури чи

утримання вуглецю. Також порушується природний водний режим: через збільшення площі твердого покриття знижується інфільтрація води, підвищується ризик підтоплень і паводків.

По-друге, зростання урбанізаційного навантаження спричиняє деградацію природного середовища. Забруднення від транспорту, промисловості та комунальних об'єктів негативно впливають як на флору, так і на здоров’я населення. У міських ґрунтах часто погіршуються структура і родючість, зокрема через ущільнення і засолення. Зменшення природних оселищ веде до втрати біорізноманіття, включно з автохтонними видами.

Третій напрям пов’язаний із ренатуралізацією міського простору. У багатьох містах все більше уваги приділяють екологічній збалансованості – впроваджують зелені дахи, вертикальне озеленення, створюють екокоридори для фауни та відновлюють природні елементи на територіях колишніх промзон. Поширюється концепція «міста-саду», яка прагне поєднати урбанізоване середовище з природними системами задля підвищення якості життя та екологічної стійкості.

Загалом, урбанізовані ландшафти є складною формою просторової організації, де взаємодія між природним і соціальним є не лише конфліктною, а й потенційно синергетичною – за умови грамотного управління та планування.

1.2 Використання супутникових даних Sentinel-2 та спектральних індексів для дослідження міських територій

Використання даних дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) стало одним із ключових інструментів для дослідження територіальних змін, зокрема в урбанізованому середовищі. Завдяки супутниковим знімкам стає можливим виявлення просторово-часових трансформацій, аналіз динаміки ландшафтних компонентів та оцінка антропогенного впливу.

Супутник Sentinel-2 є важливою складовою європейської програми Copernicus, орієнтованої на систематичне спостереження за земною поверхнею з метою збору високоякісних мультиспектральних даних. Його основне призначення полягає у моніторингу земного покриття та оцінці змін у використанні земель, що є особливо важливим у контексті глобальних змін клімату, урбанізації та землекористування. У рамках цієї програми запущено два супутники: Sentinel-2A – у червні 2015 року, а Sentinel-2B – у березні 2017 року. Разом вони формують двосупутникову конфігурацію, яка забезпечує повторюваність спостережень до п’яти днів для будь-якої точки на земній кулі, що дає змогу оперативно оновлювати інформацію про стан земної поверхні (Phiri

et al., 2020).

Sentinel-2 оснащено мультиспектральною камерою (MSI – MultiSpectral Instrument), яка фіксує зображення у 13 спектральних каналах із трьома рівнями просторової роздільності: 10 метрів (4 канали – синій, зелений, червоний та ближній інфрачервоний), 20 метрів (6 каналів – п’ять червоно-крайових та один короткохвильовий інфрачервоний) і 60 метрів (3 допоміжні канали – прибережний, водяний пар та циррус). Такий розподіл дає змогу не лише виявляти об’єкти на земній поверхні, але й розрізняти типи рослинного покриву, вологість ґрунтів, наявність міських об’єктів, а також стан атмосфери. Висока просторово-часова розрізненість, а також включення у спектральний склад вузьких червоно-крайових каналів, дозволяє суттєво підвищити точність оцінки стану вегетації, виявлення урбанізованих ділянок і моніторингу антропогенних впливів (Lefebvre et al., 2016).

Повний набір із 13 спектральних каналів, включаючи специфічні діапазони для червоно-крайових та короткохвильових ІЧ-випромінювань, відкриває широкі можливості для високоточної детекції характеристик міських ландшафтів. Просторове охоплення супутника сягає 290 км по ширині знімка, що дозволяє охоплювати великі території за один прохід. Завдяки наявності двох супутників і повторюваності зйомки в межах п’яти днів, система забезпечує оперативне отримання актуальних даних навіть у складних погодних умовах. Дані Sentinel-2 передаються в оптичному діапазоні електромагнітного спектра – від видимого світла до ближнього та короткохвильового інфрачервоного випромінювання, що дозволяє отримувати повну картину поверхні Землі у різних спектральних зонах (Phiri et al., 2020).

Ключові характеристики Sentinel-2 включають:

а) **Просторове розрізнення**: 10, 20 та 60 м, що є критичним для точного картографування дрібномасштабних об’єктів, зокрема в міському середовищі.

б) **Кількість спектральних каналів**: 13 (розподілені за просторовим розрішенням).

в) **Спектральні діапазони**: синій (490 нм), зелений (560 нм), червоний (665 нм), червоно-крайові (705, 740, 783, 842 нм), ближній ІЧ (865, 1610, 2190 нм), атмосферні (водяна пара, циррус).

г) **Частота зйомки (репетиція)**: 5 діб для будь-якої точки земної кулі.

д) **Доступність**: дані є відкритими і безкоштовними (Phiri et al., 2020).

Завдяки своїм характеристикам, Sentinel-2 дає змогу отримувати детальні зображення міських територій із високою частотою, що робить його надзвичайно цінним інструментом для відстеження змін у забудові, зелених насадженнях, інфраструктурі тощо. Зокрема, доведено, що супутникові дані Sentinel-2 дозволяють досягати дуже високої точності класифікації урбаністичних об'єктів – понад 90% за коефіцієнтом узгодженості (к). Наприклад, (Lefebvre et al., 2016) успішно застосували дані Sentinel-2A для оновлення карти імперміабілізації Європи, досягнувши високої точності навіть на великих територіях опрацювання.

Спектральні індекси NDVI, NDBI та NDBaI

Важливою перевагою Sentinel-2 є можливість розрахунку спектральних індексів, які широко використовуються у вивченні урбаністичних територій. Серед найбільш вживаних – NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), NDBI (Normalized Difference Built-up Index) та NDBaI (Normalized Difference Bareness Index). Ці індекси ґрунтуються на співвідношенні відбиття у певних спектральних каналах та дозволяють ефективно виокремлювати основні типи покриття – рослинність, забудову та оголені ґрунти.

Індекс вегетації NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) обчислюється за формулою:

$$\mathrm{NDVI} = \frac{\mathrm{NIR} - \mathrm{Red}}{\mathrm{NIR} + \mathrm{Red}},$$

де NIR – відбиття в ближньому інфрачервоному діапазоні (канал 8 супутника Sentinel-2);

Red – у червоному спектральному діапазоні (канал 4).

Високі значення NDVI, близькі до +1, свідчать про густу зелену рослинність, тоді як низькі або негативні значення вказують на її відсутність або наявність щільної забудови.

Індекс урбанізованих територій NDBI (Normalized Difference Built-up Index) розраховується за формулою:

$$\mathrm{NDBI} = \frac{\mathrm{SWIR} - \mathrm{NIR}}{\mathrm{SWIR} + \mathrm{NIR}},$$

де SWIR – відбиття в короткохвильовому інфрачервоному діапазоні (канал 11);

NIR – відбиття в ближньому інфрачервоному діапазоні.

Цей індекс дозволяє виявити урбанізовані поверхні завдяки їхній вищій яскравості в SWIR-діапазоні порівняно з NIR.

Індекс оголених поверхонь NDBaI (Normalized Difference Bareness Index)

розраховується за формулою:

$$\mathrm{NDBaI} = \frac{\mathrm{SWIR-BLUE}}{\mathrm{SWIR+BLUE}},$$

де SWIR – відбиття в короткохвильовому інфрачервоному діапазоні (канал 11);

BLUE – у синьому спектральному діапазоні.

Цей індекс дозволяє виявляти оголені ґрунти та поверхні за ознаками високої яскравості в SWIR і низького відбиття в синьому діапазоні. Він ефективно використовується для виявлення незабудованих ділянок із мінімальним рослинним покривом (Chidthaisong et al., 2021).

Як підкреслюють (Ul et al. 2024), поєднання цих індексів дозволяє ефективно розділити покриття на три основні категорії: щільну зелену рослинність (NDVI), урбанізовані структури (NDBI) та оголені ґрунти (NDBaI). Зміни у значеннях індексів можуть свідчити про трансформацію землекористування: наприклад, зниження NDVI при одночасному зростанні NDBI вказує на урбанізацію.

Методи композитування зображень

Зйомка супутником Sentinel-2 обмежена наявністю хмарного покриву. Для подолання цієї проблеми застосовують композитування – методику об’єднання кількох зображень за обраний часовий інтервал з метою формування «чистого» знімка. Найпоширенішими є медіанне або максимальне агрегування відбиття. Griffiths et al. (2019) запропонували інтеграцію Sentinel-2 з Landsat-8, що дозволило створювати узгоджені 10-денні, місячні та сезонні композити. Такі знімки точно відображають фенологічні особливості та забезпечують стабільні часові ряди для аналізу покриття.

Композитні зображення особливо ефективні в міському середовищі для виявлення змін забудови, втрат зелених насаджень, сезонної динаміки рослинності тощо. Практика використання композитів значно покращує якість класифікації та виявлення змін (Griffiths et al., 2019).

Класифікація зображень

На основі підготовлених супутникових зображень здійснюється класифікація земного покриття з метою автоматичного виявлення та типізації об’єктів на поверхні. У дистанційному зондуванні виділяють два основні підходи до класифікації: контрольовану та неконтрольовану. Кожен із них має свої переваги та сфери застосування залежно від наявності навчальних даних і рівня автоматизації процесу.

При контрольованій класифікації використовуються попередньо

підготовлені дані з відомими класами покриття (наприклад, GPS-точки, результати польових обстежень, аерофотозйомки). Ці дані служать тренувальною вибіркою, на основі якої обираний алгоритм навчається і потім застосовується до всієї території зображення.

Серед найпоширеніших методів класифікації виділяють метод опорних векторів (SVM), що використовує гіперплощини для точного розділення класів, випадковий ліс (RF), який ґрунтується на ансамблі дерев рішень і забезпечує високу точність при великій кількості змінних, а також метод максимального правдоподібності – статистичний підхід, що передбачає нормальний розподіл даних у межах кожного класу.

В публікації (Phiri et al. 2020) зазначається, що застосування алгоритмів SVM та RF до даних Sentinel-2 забезпечує загальну точність класифікації понад 80%, а в окремих випадках – понад 90%, що робить їх ефективними інструментами у вивченні урбанізованих територій.

Неконтрольована класифікація не потребує навчальних даних, оскільки алгоритми автоматично групують пікселі за подібністю спектральних характеристик. Найвідомішими методами є K-means (кластеризація методом k-середніх), ISODATA (ітеративна самоорганізована класифікація) та ARTMAP. У випадку K-means алгоритм розбиває зображення на задану кількість кластерів, які потім можуть бути інтерпретовані вручну як «забудовані території», «зелена рослинність», «вода», «голий ґрунт» тощо.

Автори (Ul et al. 2024) підкреслюють, що поєднання індексів (наприклад, NDVI, NDBI, NDBaI) із методами кластеризації дозволяє швидко виокремлювати урбанізовані ділянки. Зокрема, при додаванні індексів як додаткових змінних до спектральних каналів, підвищується здатність алгоритмів відрізняти між собою ключові класи покриття: зелені зони, штучні поверхні та відкриті ґрунти.

Також важливо відзначити, що у сучасних підходах до класифікації дедалі частіше використовуються комбіновані моделі, які поєднують спектральні канали Sentinel-2 з похідними індексами, текстурними та геометричними характеристиками. Це дозволяє значно підвищити точність результатів при опрацюванні великих урбанізованих площ (Phiri et al., 2020).

1.3 Платформа Google Earth Engine: структура та можливості

Архітектура платформи

Google Earth Engine (GEE) є потужною хмарною платформою клієнт–серверної архітектури, розробленою для масштабного геопросторового аналізу.

Платформа базується на інфраструктурі Google та дозволяє отримувати доступ до величезних супутникових архівів і здійснювати опрацювання даних без необхідності локального зберігання (Velastegui-Montoya et al., 2023). Як зазначається в роботі (Bengtsson et al., 2021), GEE забезпечує «безпрецедентний доступ до аналізу даних великого масштабу» завдяки використанню розподілених хмарних обчислень.

Користувачі GEE пишуть скрипти мовою JavaScript або Python, але обчислення виконуються безпосередньо на серверах Google, що забезпечує так званий *planetary-scale analysis* – аналіз у масштабах усієї планети (Gorelick et al., 2017). Платформа опрацьовує терабайти зображень паралельно на хмарній інфраструктурі, підтримуючи відкритий доступ і масштабованість алгоритмів, включно з машинним навчанням та часовим аналізом (Velastegui-Montoya et al., 2023).

Робочі середовища

GEE пропонує декілька зручних інтерфейсів для взаємодії з даними. Основним є Code Editor – веб-інтерфейс із вбудованим редактором скриптів на JavaScript, інтерактивною мапою для візуалізації результатів та панеллю інструментів. Це інтегроване середовище розробки (IDE) дозволяє користувачам виконувати візуалізацію, застосовувати палітри кольорів, легенди та виводити графіки прямо у браузері.

Крім того, платформа підтримує Python API, який доступний через бібліотеку earthengine-api і дозволяє використовувати GEE у середовищах Jupyter Notebook та Google Colab. Для не-програмістів GEE пропонує графічний інтерфейс Explorer, який дає змогу виконувати базову візуалізацію і фільтрацію супутникових даних (Velastegui-Montoya et al., 2023).

Супутникові дані та архіви

Одна з головних переваг Google Earth Engine – це доступ до величезного архіву геопросторових даних, що охоплює кілька десятиліть. Архів включає пета-байти супутникових зображень, які вже завантажені в хмару і доступні для опрацювання в режимі реального часу. Зокрема, користувачі можуть працювати з такими наборами (Velastegui-Montoya et al., 2023):

а) Landsat (NASA/USGS) – дані з 1972 року, розрішення ≈30 м, архів місій Landsat 1–9.

б) Sentinel (ESA) – оптичні знімки Sentinel-2 (10–20 м), а також радарні зображення Sentinel-1.

в) MODIS (NASA) – продукти MOD09, NDVI, LST з розрішенням 250–1000 м, з 1999 року.
г) Інші місії – включно з VIIRS, ALOS PALSAR, CHIRPS, ERA5, GlobCover, а також глобальні карти землекористування, кліматичні та гідрологічні моделі.

Ці ресурси охоплюють широкий спектр застосувань: від екологічного моніторингу до міського аналізу і змін клімату. Завдяки відкритому доступу GEE дозволяє вивчати процеси деградації ґрунтів, зміну рослинного покриву, розширення урбанізованих територій, частоту засух тощо.

Опрацювання зображень

Google Earth Engine має вбудовані інструменти для попереднього опрацювання супутникових даних, що дозволяють забезпечити якісні результати без значних зусиль. Основні функції включають:

а) Маскування хмар та тіней – автоматичне застосування алгоритмів (наприклад, s2cloudless для Sentinel-2) для видалення небажаних пікселів.
б) Розрахунок спектральних індексів – зокрема NDVI, NDWI, NDMI, SAVI та інші, які реалізуються простими виразами в коді.
в) Атмосферна корекція і нормалізація – радіометричні виправлення, калібрування між знімками різних сенсорів.
г) Композиції та мозаїки – створення зображень без хмарності на основі медіанних або мінімальних значень за обраний часовий період.

Ці функції суттєво прискорюють підготовку даних до аналізу, мінімізують помилки та підвищують точність подальших класифікацій і трендових оцінок (Gorelick et al., 2017).

Аналітичні можливості

Аналітичні функції GEE охоплюють широкий спектр задач – від класифікації до виявлення змін і аналізу часових рядів:

а) Класифікація: платформа підтримує контрольовані алгоритми (Random Forest, SVM, дерева рішень), які можна застосовувати на основі тренувальних вибірок. За даними Pérez-Cutillas et al. (2023), Random Forest є найпопулярнішим методом у GEE – він використовується приблизно у 31% досліджень.
б) Кластеризація: доступні неконтрольовані методи для автоматичної ідентифікації кластерів за спектральними ознаками.
в) Часові ряди: генерація мультиперіодних карт (наприклад, NDVI) і

аналіз аномалій, сезонних коливань та довгострокових трендів.

г) Виявлення змін: аналіз змін за роками (change detection) із виявленням нових забудов, вирубки лісів, збільшення площ без рослинності.

Ці можливості забезпечують багатовимірний підхід до дослідження динамічних процесів на Землі (Velastegui-Montoya et al., 2023; Pérez-Cutillas et al., 2023).

Візуалізація, експорт та масштабованість

Платформа має широкі можливості для виведення результатів: у Code Editor можна задавати кольорові палітри, підписи, легенди, масштабування та інтерактивні карти. Для експорту результатів передбачені функції Export.image.toDrive, Export.image.toCloudStorage або Export.table, що дозволяє зберігати дані у форматах GeoTIFF або CSV для подальшого опрацювання в QGIS, ArcGIS або R.

Перевагою GEE є її масштабованість: система підтримує паралельне виконання завдань, опрацювання тисяч супутникових сцен одночасно, створення глобальних карт і запуск довготривалих завдань. Наприклад, побудова карт урбанізації всієї Європи або вивчення температурної динаміки в Південній Азії за 20 років реалізується як стандартна задача (Gorelick et al., 2017).

Значення для моніторингу довкілля та урбанізації

Завдяки своїм можливостям GEE є провідним інструментом у сфері моніторингу довкілля та урбаністичних трансформацій. Платформа активно використовується у вивченні вирубки лісів, поширення пожеж, змін покриву ґрунту, оцінки врожайності, визначення посух та «міських островів тепла» (Bengtsson et al., 2021; Gorelick et al., 2017).

У контексті урбанізації, GEE дозволяє виявляти нові забудови, оцінювати щільність міських структур, вимірювати темпи розширення міст та аналізувати вплив урбанізації на довкілля. Великий обсяг даних і хмарне опрацювання забезпечують надійність та оперативність у прийнятті рішень щодо просторового планування та екологічного менеджменту (Velastegui-Montoya et al., 2023).

1.4 Висновки до розділу

У цьому розділі проаналізовано теоретичні аспекти формування та трансформації міських ландшафтів у контексті урбанізації та антропогенного навантаження. Встановлено, що міські ландшафти є динамічними геосистемами, трансформації яких значною мірою зумовлені індустріалізацією, інфраструктурним розвитком та змінами у землекористуванні.

Особливу увагу приділено використанню супутникових даних, зокрема Sentinel-2, як ефективного інструменту моніторингу урбанізованих територій. Описано спектральні індекси (NDVI, NDBI, NDBaI), які дозволяють виявляти зміни покриву територій із високою точністю. Проаналізовано можливості Google Earth Engine як хмарної платформи для опрацювання великих обсягів супутникових даних, що дає змогу здійснювати аналіз змін у міських ландшафтах у широких часових і просторових межах.

Розділ 2. Виконання експериментального дослідження в середовищі Google Earth Engine

2.1 Вхідні дані та досліджувана територія

Вибір об’єкта дослідження: Кривий Ріг

Вибір Кривого Рогу як об’єкта наукового дослідження зумовлений як географічними, так і соціально-екологічними чинниками. Кривий Ріг розташований у центральній частині України, на півдні Дніпропетровської області. Місто витягнулося вздовж долин річок Інгулець і Саксагань, безпосередньо приурочених до залізорудних родовищ, на понад 120 км. Така протяжність робить його одним із найдовших міст Європи, що зображено на рисунку 1.

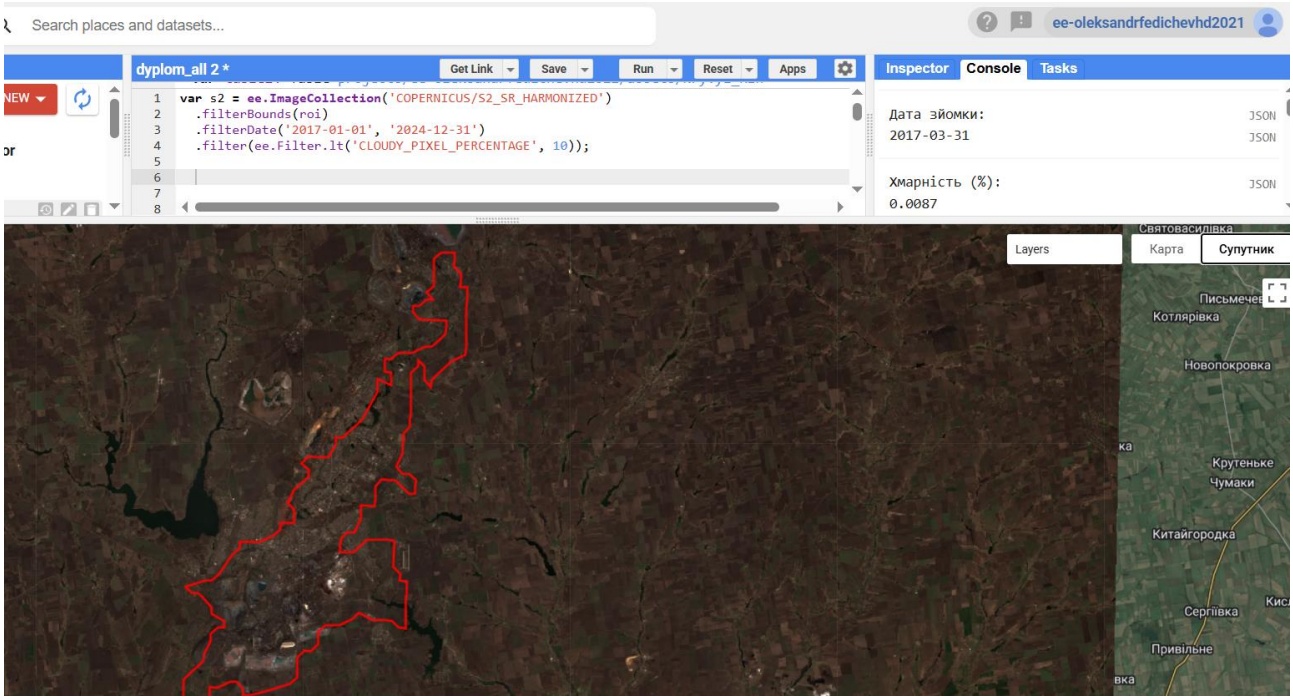

Рис.1. Зображення меж Кривого Рогу

Унікальне геологічне підґрунтя з багатими запасами залізної руди зумовило формування промислового профілю міста, через що Кривий Ріг часто називають «сталевим серцем України» (Горбунова і Мартиненко, 2007). Основною галуззю залишається гірничорудна промисловість і металургія. В місті розташований найбільший в Україні металургійний комбінат – ArcelorMittal Kryvyi Rih, який генерує значну частку ВВП регіону та є одним з лідерів експорту сталі.

Населення Кривого Рогу становить понад 600 тис. мешканців, що підкреслює його значення як важливого промислового, логістичного й соціально-економічного центру. Проте інтенсивна гірничо-металургійна діяльність протягом десятиліть призвела до масштабних трансформацій

природного середовища. До основних форм антропогенних змін у Криворізькому регіоні належать:

а) розробка відкритих кар'єрів – місто оточене десятками кар'єрів із видобутку залізної руди, які охоплюють значні площі та впливають на геоморфологію місцевості;
б) накопичення техногенного ґрунту – в результаті гірничих робіт утворюються численні терикони та хвостосховища збагачення, що вкривають десятки квадратних кілометрів навколо підприємств;
в) урбанізація і забудова – активне зростання міста супроводжувалося перетворенням природних степових і лісостепових ділянок на промислові зони, транспортну інфраструктуру та житлову забудову;
г) забруднення ґрунтів і деградація земель – вилучення порід із кар'єрів і поширення техногенних відходів призводять до хімічного забруднення, особливо з високим вмістом важких металів (Назарук, 2023);
д) Зміни у гідрологічному режимі – стічні води та технічне осушення впливають на рівень ґрунтових вод і якість поверхневих водойм.
е) Втрата біорізноманіття – значні площі природних екосистем витіснено техногенними структурами, що спричинило зниження видової різноманітності (Казаков і Ярков, 2007).

Як підкреслюють дослідники (Горбунова і Мартиненко, 2007), трансформація ландшафтів Криворіжжя має довготривалий характер і сягає XIX століття, коли почалося системне освоєння залізорудного басейну. Найбільш інтенсивні зміни відбулися в радянський період – саме тоді формувалася промислова інфраструктура, зводилися металургійні заводи, а гірничі відвали почали масово накопичуватись у довкіллі. Результатом стало формування мозаїчного ландшафту з переважанням антропогенних форм і лише незначними залишками природної рослинності.

Сучасний стан екосистем Кривого Рогу характеризується високим рівнем техногенного навантаження. Основними джерелами забруднення є підприємства гірничо-металургійного комплексу, передусім металургійні комбінати, шахти та пов'язаний із ними транспорт. Серед техногенних відходів особливу небезпеку становлять хвости збагачення, які можуть виділяти пил із високим вмістом металів у довкілля. До найбільш поширених забруднювачів належать оксиди сірки, азоту, а також важкі метали (залізо, марганець, свинець) (Турко, 2018). За результатами ґрунтових досліджень, проведених автором (Назарук, 2023),

значна частина орних та міських ґрунтів у районі Кривого Рогу містить концентрації свинцю і заліза, що перевищують гранично допустимі норми.

Окрім забруднення ґрунтів, до основних екологічних ризиків належать атмосферні викиди шкідливих речовин, скиди стічних вод з підприємств і затоплених кар'єрів, шумове та теплове забруднення, поширення токсичних частинок із териконів, а також низький рівень озеленення: площа зелених насаджень у місті суттєво не відповідає санітарним нормам.

У відповідь на екологічні виклики, у місті здійснюються окремі заходи з ренатуралізації. Зокрема, створено природоохоронні території в долинах річки Інгулець, а також збережено урочища «Гурівський ліс» та інші ліси, що утворюють зелений пояс навколо міста (Куліковська та ін., 2024). Крім того, на території деяких покинутих кар'єрів здійснюється рекультивація – зокрема, заповнення їх ґрунтом, заліснення схилів і створення штучних водойм. Однак, як підкреслюють Куліковська та ін. (Куліковська та ін., 2024), ці ініціативи мають обмежений, локальний характер і не здатні компенсувати масштаб екологічних порушень, що накопичувалися десятиліттями.

До ризиків техногенного характеру також належать: імовірність прориву дамб хвостосховищ (із подальшим потраплянням шкідливих речовин у водойми), зсуви на схилах териконів, аварії на промислових об'єктах із викидом токсичних речовин. Низька екологічна стійкість території вимагає системного моніторингу та превентивних заходів.

Обґрунтування часових рамок

Для аналізу ландшафтних змін у Кривому Розі обрано часовий період 2017–2024 років. Такий вибір зумовлений кількома чинниками. По-перше, саме з 2017 року доступний повний архів супутникових знімків із високою просторовою розрізненістю (зокрема, Sentinel-2). По-друге, цей період дозволяє охопити останні докризові роки та час після початку широкомасштабної війни в Україні, коли характер промислової активності в регіоні зазнав змін.

Основними джерелами інформації слугували знімки дистанційного зондування Землі (ДЗЗ). Опрацювання даних виконано за допомогою сучасних геоінформаційних платформ, зокрема Google Earth Engine, що дало змогу реалізувати оперативний аналіз просторово-часової динаміки. Як зазначають Куліковська та ін. (2024), саме поєднання відкритих супутникових даних і хмарних сервісів дає змогу ефективно вивчати техногенні трансформації ландшафтів у промислових регіонах.

2.2 Опрацювання та аналіз супутникових даних

Для дослідження змін ландшафту міста Кривий Ріг використано хмарний сервіс Google Earth Engine (GEE), який забезпечує можливість масового опрацювання супутникових знімків. Пріоритет надавався знімкам з мінімальним хмарним покривом та незначними атмосферними перешкодами. Обрані зображення проходили етап попереднього опрацювання, що включав видалення шумів і зменшення впливу хмарності для підвищення якості аналізу.

Зображена на рисунку 2 технологічна схема ілюструє послідовність етапів для аналізу змін за даними ДЗЗ – від авторизації на платформі GEE та імпорту супутникових даних до побудови індексів та класифікації території. Для виконання цих етапів створена програма на мові Java Script в середовищі Google Earth Engine для автоматизованої реалізації етапів роботи, представлена в Додатку А. Такий підхід забезпечує оперативність, масштабованість та об’єктивність результатів, що є критично важливими у дослідженні динаміки урбанізації.

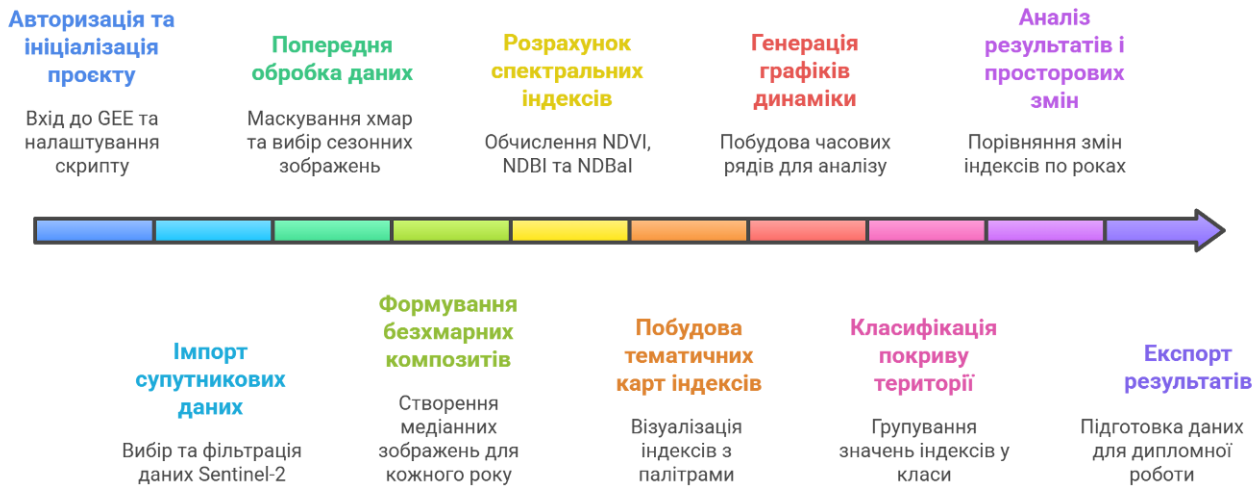

Рис.2. Технологічна схема дослідження

На основі очищених сцен формувалися спектральні композити, які об’єднували інформацію з різних каналів. Подальше опрацювання передбачало розрахунок кількох спектральних індексів, зокрема NDVI, NDBI та NDBaI, що характеризують різні типи покриву території. Отримані індекси стали основою для побудови картографічних матеріалів та графіків динаміки по роках, які відображають просторові та часові зміни ландшафтних компонентів.

Також сформовано статистичні таблиці на основі розрахованих значень індексів, що дозволило забезпечити цілісність і репрезентативність даних. Такий

підхід забезпечив повноту інформації, необхідної для подальшої класифікації типів покриття та виявлення змін, які відбувалися протягом досліджуваного періоду.

Логіка збору супутникових даних Sentinel-2

Для збору супутникових даних у межах дослідження обрано знімки Sentinel-2 рівня опрацювання Level-2A, що вже містять атмосферну корекцію, за період з 2017 по 2024 роки. Отримання даних здійснювалося для території міста Кривий Ріг з використанням географічного полігону міських меж, що дозволило точно окреслити зону інтересу для подальшого аналізу.

У процесі вибірки застосовувалась фільтрація за датами та відсотком хмарності. Зокрема, встановлено поріг хмарності не вище 10% для кожного окремого кадру. Такий підхід забезпечує мінімальний вплив атмосферних перешкод і дозволяє зосередитися на дійсних характеристиках земної поверхні. Для забезпечення коректності порівнянь між різними роками дані відбиралися лише з одного й того ж сезону – акцент зроблено саме на березень, що дозволило зберегти сезонну однорідність умов зйомки.

У разі потреби додатково використовувалися алгоритми маскування хмар, зокрема вбудований у Google Earth Engine детектор хмар для Sentinel-2 (S2 Cloud Probability), що дозволяло виключати окремі ділянки з потенційним зашумленням. Проте сцени з щільною хмарністю в будь-якому випадку не допускалися до опрацювання. Такий підхід гарантував якість і надійність зібраних даних, а сформована колекція «чистих» супутникових знімків для кожного року дослідження стала основою для аналізу просторових змін на території міста.

На рисунку 3 представлено стандартну RGB-комбінацію (Red, Green, Blue) за березень 2017 року, яка демонструє вихідний стан території на початку досліджуваного періоду.

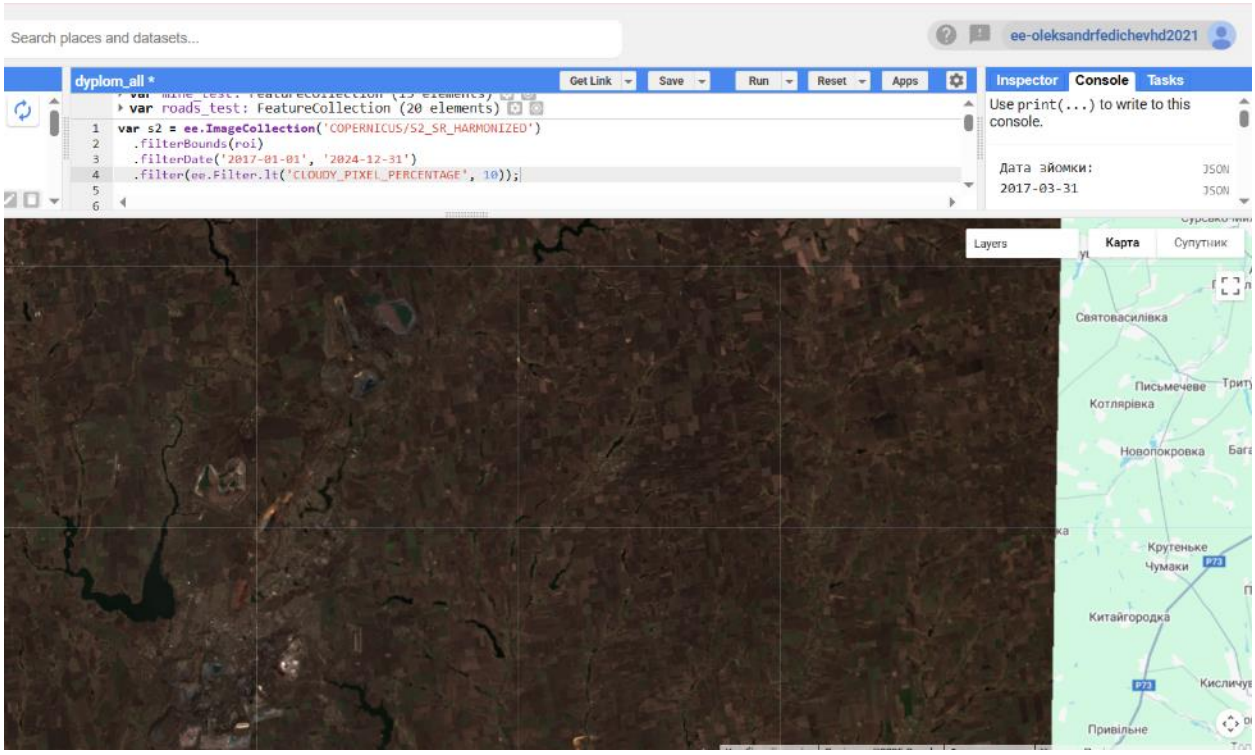

Рис.3. Зображення досліджуваної території на 31 березня 2017 року

Створення спектральних композитів

Створення спектральних композитів є наступним ключовим етапом після відбору придатних сцен для кожного року дослідження. Основна мета цього процесу – отримати одне узагальнене безхмарне зображення, що найбільш точно відображає спектральні характеристики поверхні в межах заданого періоду.

Для цього у середовищі Google Earth Engine застосовується алгоритм побудови медіанного композиту, реалізований за допомогою функції *median()*. Цей метод передбачає обчислення медіанних значень по кожному пікселю з усіх відібраних мультиспектральних знімків, що входять до колекції за відповідний часовий проміжок. Завдяки такому підходу зменшується вплив випадкових артефактів, залишкових хмар або шумів, які можуть бути присутні на окремих сценах, навіть після первинного фільтрування.

Результатом є одне умовно «середнє» зображення, яке представляє узагальнену картину стану поверхні на обраний рік. Цей композит зберігає реальні спектральні характеристики покриву, є сталим і придатним для подальшого аналізу. У разі потреби може застосовуватись альтернативний метод – *mosaic()*, який виконує просторове об'єднання найновіших доступних пікселів із різних знімків. Проте медіанний композит є переважним, оскільки забезпечує вищу якість і стабільність результату в умовах залишкової хмарності.

Усі створені спектральні композити зберігаються як шари, на основі яких

проводиться розрахунок індексів, побудова карт та графіків зміни покриву.

Додавання індексів і візуалізація карт

Для виділення окремих типів покриву після формування базових спектральних композитів розраховано додаткові спектральні індекси: NDVI, NDBI та NDBaI (описані у попередньому розділі). Ці індекси дозволяють цілеспрямовано виокремити різні категорії поверхневого покриву відповідно до їхніх спектральних характеристик.

Розраховані значення індексів додано до базового композиту у вигляді нових каналів за допомогою методу *addBands()* у середовищі GEE. Таким чином, вихідне зображення збагачується двома або трьома додатковими шарами – NDVI, NDBI та NDBaI відповідно. Це значно полегшує подальшу класифікацію, оскільки всі спектральні показники зосереджені в єдиному багатоканальному масиві, що зберігає просторову і часову узгодженість.

Для кожного року дослідження побудовано окремі тематичні карти індексів. Зокрема, на картах NDVI чітко виділяються зелені площі – лісові масиви, парки, сільськогосподарські угіддя. Карти NDBI акцентують зони щільної забудови, включаючи міську інфраструктуру та промислові території. На картах NDBaI візуалізовано відкриті ґрунтові поверхні, такі як кар’єри, ділянки новобудов або безрослинні зони. Усі індекси є спектрально нормалізованими, що забезпечує їхню порівнюваність між різними роками.

Представлені на рисунках 4–6 тематичні карти наочно демонструють можливості використання спектральних індексів для просторового аналізу покриву території. На карті NDVI за 2017, 2020 та 2024 роки на рисунку 4 видно розподіл зелених насаджень у межах міста, характерний для весняного періоду, що дозволяє виявити основні природні та аграрні ділянки. Карта NDBI за 2017, 2020 та 2024 роки на рисунку 5 чітко виділяє щільно забудовані райони, включаючи промислові зони та житлові квартали. NDBaI за 2017, 2020 та2024 роки на рисунку 6 ілюструє ділянки з відкритим ґрунтом, які можуть свідчити про інтенсивні земельні перетворення – наприклад, активне будівництво чи розширення гірничовидобувної діяльності. Усі три карти є репрезентативними прикладами застосування індексів у задачах моніторингу міського середовища.

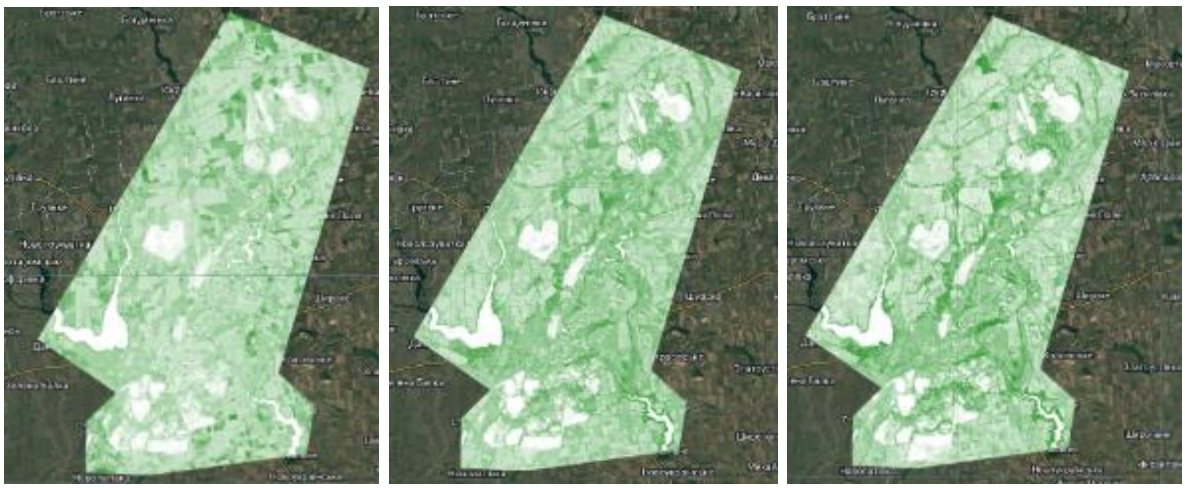

Рис.4. NDVI за 2017, 2020 та 2024 роки (зліва–направо): зелені зони міста, характерні для весняного періоду

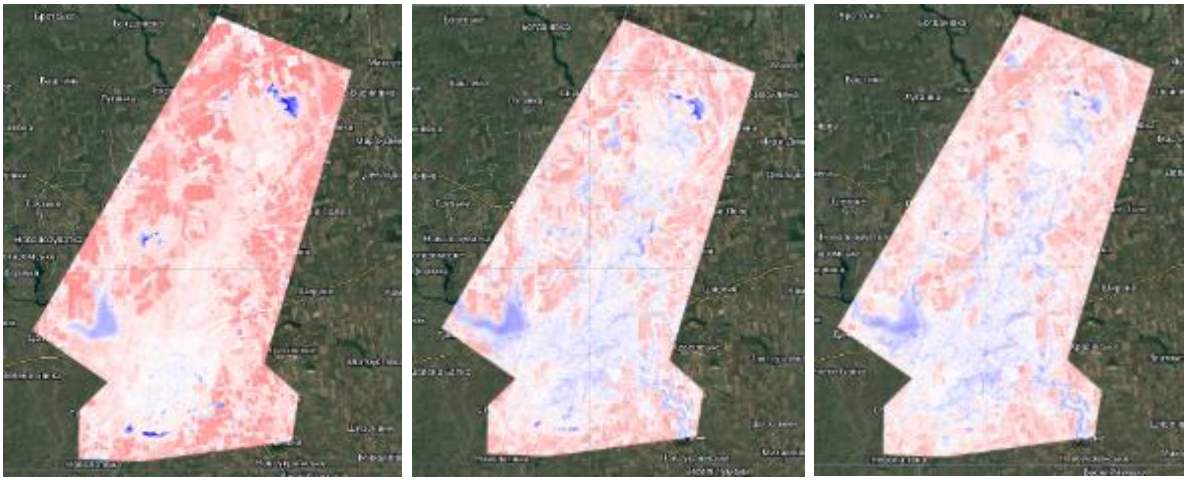

Рис.5. NDBI за 2017, 2020 та 2024 роки (зліва–направо): концентрація урбанізованих ділянок і промислових об’єктів

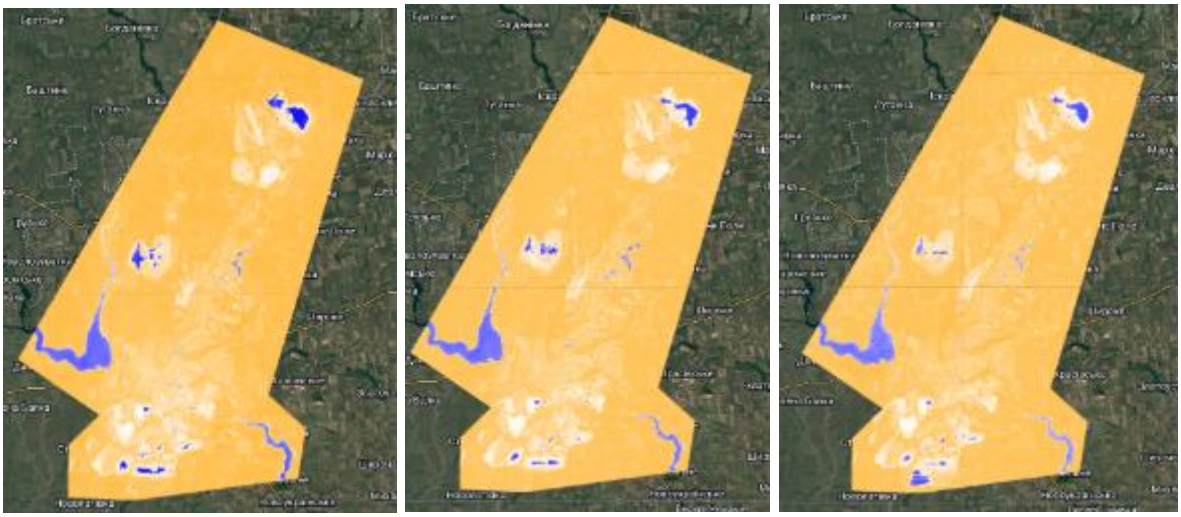

Рис.6. NDBaI за 2017, 2020 та 2024 роки (зліва–направо): території з відкритим ґрунтом, зокрема зони видобутку або нової забудови

Графік динаміки індексів

На основі обчислених індексів NDVI, NDBI та NDBaI для кожного року побудовано часові ряди, що відображають середні значення цих показників по території міста Кривий Ріг. Для цього використовувались зображення медіанних композитів кожного року, на основі яких визначалися середньорічні значення індексів. Побудований графік, наведений на рисунку 7, ілюструє зміну цих значень у динаміці – по осі абсцис відкладено роки спостереження (2017–2024), а по осі ординат – відповідні середні значення NDVI, NDBI та NDBaI.

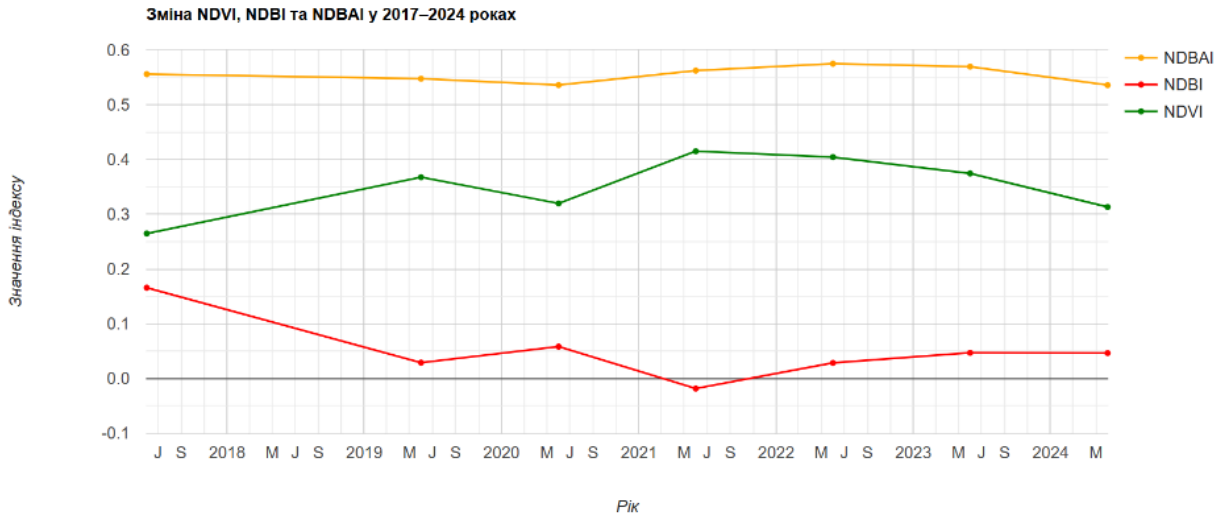

Рис.7. Графік динаміки середніх значень NDVI, NDBI та NDBaI у 2017–2024 роках.

Такий графік дозволяє не лише візуально простежити загальні тенденції, а й виявити окремі періоди активних змін. Наприклад, рекультивація відвалів або озеленення територій відображається як одночасне підвищення NDVI і зниження NDBaI. Зростання значень NDBI може вказувати на розширення забудови або інфраструктурних об'єктів. Таким чином, візуалізація дає змогу фіксувати і аналізувати екологічні та антропогенні трансформації у межах міста.

Таблиці статистики за діапазонами індексів

З метою детального аналізу розподілу значень індексів здійснено класифікацію їх діапазону від –1 до 1 із кроком 0,2. Для цього у середовищі Google Earth Engine (GEE) використано список інтервалів, сформований командою *bins = ee.List.sequence(-1, 1, 0.2)*. Далі застосовано функцію *buildStats*, яка обчислює статистичні показники для кожного року та кожного індексу окремо. Зокрема, для заданого року визначається кількість пікселів, значення яких потрапляють у кожен інтервал, а також розраховується відсоткова частка

таких пікселів відносно загальної площі досліджуваного регіону.

Процес створення таблиць розподілу включає кілька етапів. Спочатку індекси NDVI, NDBI та NDBaI були поділені на категорії в межах діапазону –1…1 з кроком 0,2. Далі за допомогою функції *buildStats* для кожного року та індексу застосовувався статистичний редуктор (зокрема фіксована гістограма), який обчислював кількість пікселів у кожному інтервалі та визначав їхню частку у відсотках. Отримані результати представлено у вигляді таблиць, що містять діапазони значень, кількість пікселів у кожному класі та їхній відсотковий вміст. На основі річних даних сформовано узагальнені зведені таблиці для NDVI, NDBI та NDBaI за весь період дослідження.

У таблиці 1 представлено розподіл значень індексу NDVI. Це дає змогу оцінити просторову зміну рослинного покриву упродовж 2017–2024 років. Таблиця 2 містить аналогічну інформацію для індексу NDBI, який характеризує рівень урбанізованості території. Тут також можна простежити, як змінювалася частка забудованих ділянок за роками та які діапазони значень переважали в різні періоди. У таблиці 3 подано розподіл значень індексу NDBaI, що використовується для виявлення оголених поверхонь. Структура таблиці дозволяє порівняти зміни в характері земного покриву за кожен рік спостереження. Сукупний аналіз усіх трьох таблиць дозволяє комплексно оцінити динаміку міських ландшафтів.

Таблиця 1

Таблиця значень по індексу NDVI

RANGE	2017	2019	2020	2021	2022	2023	2024
[-1.0 TO -0.8)	0.002	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
[-0.8 TO -0.6)	0.562	0.000	0.000	0.000	0.000	0.007	0.000
[-0.6 TO -0.4)	0.729	0.090	0.282	0.087	0.369	0.651	0.056
[-0.4 TO -0.2)	2.069	1.281	0.613	0.659	1.958	2.120	0.914
[-0.2 TO 0.0)	0.581	2.222	2.685	2.722	1.121	0.803	2.335
[0.0 TO 0.2)	15.227	6.856	13.261	7.914	6.313	8.358	21.142
[0.2 TO 0.4)	65.225	42.544	50.857	30.415	34.788	40.162	44.741
[0.4 TO 0.6)	13.712	39.126	28.938	41.902	40.869	36.040	24.243
[0.6 TO 0.8)	1.854	7.747	3.346	14.679	14.417	11.379	6.430
[0.8 TO 1.0]	0.038	0.134	0.018	1.622	0.164	0.480	0.138

Таблиця відображає динаміку змін рослинного покриву на основі індексу NDVI у період з 2017 по 2024 рік. У 2024 році простежується збільшення частки пікселів у діапазонах [0.0–0.2), [0.2–0.4) та [0.4–0.6), що вказує на зростання площ із помірною та стабільною рослинністю. Зменшення відсоткових значень у нижчих інтервалах свідчить про поступове зниження площ з деградованою або

відсутньою рослинністю. Порівняно з попередніми роками, структура розподілу NDVI демонструє загальну позитивну динаміку: після спаду у 2022–2023 роках показники зеленого покриву покращуються, що може свідчити про природне відновлення або впровадження заходів із озеленення територій.

Таблиця 2

Таблиця значень по індексу NDBI

RANGE	2017	2019	2020	2021	2022	2023	2024
[-1.0 TO -0.8)	0.082	0.000	0.006	0.002	0.006	0.001	0.000
[-0.8 TO -0.6)	0.144	0.032	0.079	0.046	0.059	0.028	0.018
[-0.6 TO -0.4)	0.222	0.116	0.136	0.122	0.151	0.330	0.061
[-0.4 TO -0.2)	1.463	5.470	3.673	8.720	5.381	6.852	4.224
[-0.2 TO 0.0)	7.622	39.129	32.779	47.290	39.913	33.962	32.190
[0.0 TO 0.2)	54.170	39.427	43.214	37.947	38.186	36.276	48.146
[0.2 TO 0.4)	29.262	15.815	20.098	5.767	16.294	22.400	15.353
[0.4 TO 0.6)	7.020	0.012	0.014	0.106	0.010	0.150	0.007
[0.6 TO 0.8)	0.009	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
[0.8 TO 1.0]	0.007	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Аналіз розподілу значень показує, що більшість пікселів у 2017–2024 роках зосереджена в діапазонах [0.0–0.2) та [-0.2 TO 0.0), що вказує на переважання поверхонь зі слабким або відсутнім рослинним покривом. У 2021 році зафіксовано найбільшу частку негативних значень, зокрема в інтервалі [-0.2 TO 0.0), що свідчить про інтенсивну деградацію. У 2024 році натомість спостерігається часткове повернення до позитивних значень NDBI, однак частка пікселів із дуже низькими значеннями залишається значною.

Таблиця 3

Таблиця значень по індексу NDBAI

RANGE	2017	2019	2020	2021	2022	2023	2024
[-1.0 TO -0.8)	0.301	0.000	0.000	0.000	0.002	0.243	0.000
[-0.8 TO -0.6)	0.671	0.259	0.418	0.348	0.454	1.389	0.261
[-0.6 TO -0.4)	1.943	2.002	2.272	0.224	1.197	1.000	1.879
[-0.4 TO -0.2)	0.480	0.883	0.447	2.072	1.116	0.414	0.763
[-0.2 TO 0.0)	0.346	0.399	0.344	0.722	0.474	0.281	0.382
[0.0 TO 0.2)	1.535	1.825	2.148	1.934	1.776	1.646	2.164
[0.2 TO 0.4)	6.929	6.049	6.180	5.519	5.363	4.951	5.666
[0.4 TO 0.6)	23.717	25.343	30.410	22.501	18.277	21.270	36.815
[0.6 TO 0.8)	64.078	63.240	57.781	66.681	71.329	68.807	52.070
[0.8 TO 1.0]	0.001	0.000	0.000	0.000	0.011	0.000	0.000

Аналіз таблиці за індексом NDBaI показує стабільне домінування високих значень у діапазоні [0.6–0.8) упродовж усього періоду 2017–2024 років, що

свідчить про значну присутність оголених поверхонь. У 2024 році ця частка дещо зменшилась, але все ще залишається найбільшою серед усіх інтервалів. Натомість зростає частка значень у діапазоні [0.4–0.6), що може вказувати на незначне зниження яскравості оголених ділянок або часткову їхню трансформацію. Значення у негативних діапазонах переважно незначні, що підтверджує стабільність індексу в бік оголених і малозелених поверхонь.

Аналітичний висновок на основі графіка та таблиць

На основі візуального аналізу побудованого графіка динаміки індексів та статистичних таблиць розподілів можна сформулювати кілька ключових висновків щодо змін екологічної ситуації у місті протягом досліджуваного періоду.

У 2019–2020 роках спостерігалося покращення стану довкілля, що пов’язано з реалізацією екологічних ініціатив, зокрема створенням нових зелених зон та реконструкцією парків. На графіку відображено зростання середнього значення NDVI, а також зменшення середніх значень NDBI та NDBAI. Це свідчить про збільшення площ, вкритих рослинністю, і відповідно – про зменшення часток щільно забудованих або оголених територій. У таблицях розподілу помітне зростання частки пікселів із високими значеннями NDVI (наприклад, понад 0,6), що відповідає густій вегетації, тоді як частка пікселів із високими значеннями NDBI та NDBAI зменшується. Як зазначалося раніше, у цей період створено природоохоронні території в долинах річки Інгулець, збережено урочища «Гурівський ліс» та інші ліси, які формують зелений пояс навколо міста.

Початок повномасштабного вторгнення у 2022 році зумовив різкі зміни в екологічній ситуації. На графіку спостерігається значне зниження середнього NDVI, що вказує на знищення зелених насаджень і припинення аграрної діяльності. Одночасно зростає середнє значення NDBAI, що пояснюється збільшенням площ оголених поверхонь через руйнування інфраструктури та забудови. Унаслідок руйнування урбанізованих об'єктів середній рівень NDBI також зменшується, що свідчить про втрату або недоступність раніше забудованих ділянок. Аналіз таблиць розподілу демонструє, що після 2022 року суттєво знижується частка пікселів із високим NDVI, а також зміщується розподіл значень NDBAI у бік вищих діапазонів.

Порівняння часток пікселів за окремими діапазонами підтверджує ці спостереження. Частка пікселів із NDVI понад 0,6 поступово зростала протягом 2019–2021 років, що узгоджується з розвитком озеленення, і різко знизилася

після 2022 року через воєнні пошкодження. Водночас частка високих значень NDBI (наприклад, понад 0,6) зменшувалася в період активних екологічних заходів, а під час війни зазнала подальшого скорочення. Усі ці тенденції відображено як на графіку динаміки індексів, так і в змінах, зафіксованих у відповідних таблицях.

Узагальнюючи, аналіз часових рядів та статистичних таблиць NDVI, NDBI та NDBAI за період 2017–2024 років свідчить про виразні зміни екологічної ситуації у місті. Екологічні ініціативи 2019–2020 років сприяли покращенню стану довкілля та збільшенню площі зелених насаджень. Натомість з 2022 року, у зв'язку з початком повномасштабної війни, зафіксовано деградацію рослинного покриву та збільшення частки територій із оголеною або пошкодженою поверхнею. Ці висновки логічно випливають із побудованого графіка динаміки індексів і є підтвердженими даними зведених таблиць розподілу значень.

2.3 Класифікація території та виявлення змін

Ще одним інструментом для створення підґрунтя для кількісного оцінювання просторової структури території, а також для подальшого моніторингу змін у динаміці є тематична класифікація території. Вона проводиться з метою виділення ключових типів земного покриву у вигляді тематичної карти. Такий підхід дозволяє розділити міські ландшафти на функціонально значущі категорії, зокрема зелені зони, щільну забудову, водні поверхні та відкритий ґрунт.

Підготовка спектральних ознак

В якості ознак (features), тобто окремого комбінованого шару, виконання класифікації використовуються базові спектральні канали Sentinel-2, обчислені індекси та визначення приналежності певного класу до своєї риси при створенні навчальної вибірки. Зазвичай беруть канали з високою просторовою розрізненістю: B2 (синій), B3 (зелений), B4 (червоний), B8 (NIR – ближній інфрачервоний) з розрізненістю 10 м. Також використовуються канали B11 і B12 (SWIR – короткохвильовий інфрачервоний) із розрізненістю 20 м, які попередньо масштабуються до 10 м для уніфікації розмірності.

У підсумку типовий набір ознак може містити 6–8 каналів: чотири вихідні спектральні смуги (B2, B3, B4, B8) та два або більше індекси. Така комбінація дозволяє класифікатору ефективніше розрізняти типи поверхонь за спектральними підписами, що суттєво покращує результати тематичної класифікації.

У межах цього дослідження застосовано метод контрольованої класифікації з використанням навчальної вибірки. На першому етапі вручну формується вибірка пікселів для кожного класу покриву, яка використовується як навчальні дані. Далі реалізується навчання класифікатора на основі алгоритму Random Forest, після чого класифікатор застосовується для прогнозування класів усіх пікселів зображення.

На основі отриманих тематичних карт покриття, побудованих для кількох часових зрізів, виконується постклассифікаційний аналіз змін (change detection). Такий аналіз дає змогу виявити пікселі, що змінили клас у міжрічний період, і, відповідно, простежити динаміку просторових перетворень у межах досліджуваної території.

Формування навчальної вибірки

Для побудови класифікатора спочатку створюється навчальна вибірка із тренувальними точками для кожного обраного класу покриття. Виділено такі класи покриву земної поверхні (у їх порядку в написаній програмі):

а) Забудова (buildings): Урбанізовані зони, які включають житлові та цивільні будівлі, промислові споруди й інші капітальні об’єкти. Для цього класу характерні низькі значення NDVI (мінімальна вегетація), високі значення NDBI (щільна забудова) та відносно нейтральні значення NDBAI (оголена поверхня представлена асфальтом і бетоном).

б) Рослинність (vegetation): Ділянки з щільним зеленим покривом – ліси, парки, сади, газони. Цьому класу відповідають високі значення NDVI (активна вегетація) та низькі значення NDBI й NDBAI.

в) Водні поверхні (water): Річки, ставки, канали та інші відкриті водойми. Вода вирізняється майже нульовими або від’ємними значеннями NDVI і NDBI й дуже низькими значеннями NDBAI.

г) Кар’єри та безрослинні ділянки (mine): Видобувні кар’єри, кар’єрні розробки та інші території з порушеною поверхнею без ознак рослинності. Цей клас характеризується високими значеннями NDBAI (оголена порода), помірними NDBI і низькими NDVI.

д) Дороги (roads): Лінійні транспортні коридори із твердим покриттям (асфальт, бетон) та ґрунтові дороги. У спектральному просторі дороги мають низькі значення NDVI (відсутність вегетації), високі або помірно високі значення NDBI (штучне покриття) та дуже низькі значення NDBAI (відсутність оголеної ґрунтової поверхні в

класичному сенсі). З точки зору класифікації дороги можуть створювати «містки» між урбанізованими зонами та кар'єрами, тому їх чітке виокремлення покращує деталізацію просторової моделі.

Навчальні пікселі вибираються або за допомогою візуального інтерпретатора карти (опорні ділянки на місцевості чи по супутниковим знімкам), або за допомогою наявних топографічних даних. При роботі в GEE можна легко перемикати різні шари зображень (синтезовані та індекси), що дозволяє контролювати правильність вибору даних для відповідних полігонів. Створені навчальні дані, а також їх розподіл представлені на рисунку 8.

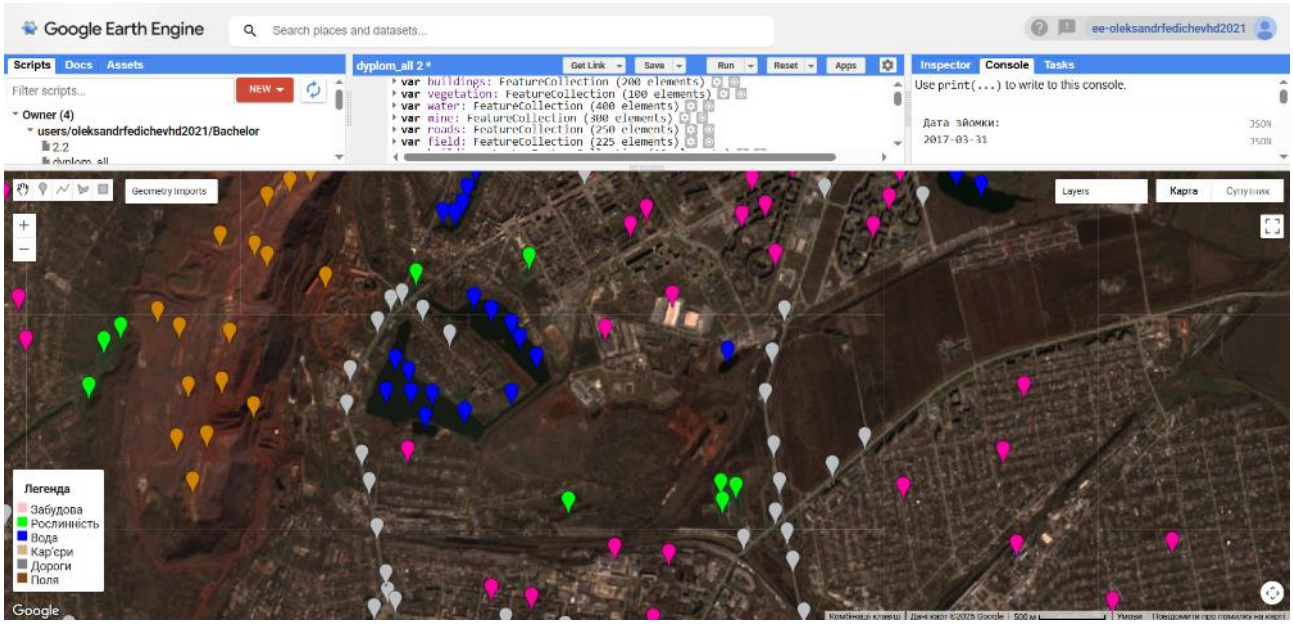

Рис.8. Навчальні дані для створення класифікатора

Зібрана розмітка (мітки класів) розділяється на дві множини: тренувальну (для побудови моделі) і тестову (для перевірки точності).

Навчання класифікатора Random Forest

Для класифікації використано алгоритм Random Forest – випадковий ліс. Це контрольований метод, який поєднує результати великої кількості дерев рішень. Суть методу полягає в тому, що кожне дерево навчається на випадковій підмножині тренувальних даних і випадковому наборі ознак, а фінальний клас визначається більшістю голосів серед усіх дерев. Такий підхід знижує ризик перенавчання та забезпечує стійкість при роботі з великим обсягом ознак.

Алгоритм Random Forest добре зарекомендував себе у задачах дистанційного зондування, зокрема при класифікації супутникових знімків. У середовищі GEE класифікатор створюється методом *ee.Classifier.smileRandomForest()*. Під час навчання вказуються основні

параметри: кількість дерев, розмір пакету (bagging), мінімальна кількість зразків у листі дерева тощо.

Після створення моделі їй передаються тренувальні дані – набір пікселів зі значеннями ознак та відповідними класами. У результаті формується навчена модель, яка може призначати клас кожному пікселю зображення на основі його спектральних характеристик. У нашому випадку для побудови класифікатора задано 100 дерев, що забезпечило достатню глибину для коректної класифікації пікселів.

Класифікація зображення та карта покриттів

Після завершення навчання модель Random Forest застосовується до супутникового зображення за обраний рік. Для кожного пікселя алгоритм виконує прогноз належності до одного з попередньо визначених класів земного покриву. Результатом класифікації є тематична карта покриття (land cover map) – растрове зображення, у якому кожному пікселю присвоєно клас, що візуалізується у вигляді кольорової палітри. використану наступну палітру кольорів: світло-рожевий – для забудови, яскраво-зелений – для рослинності, яскраво-синій – для води, світло-сірий – для кар’єрів, темно-сірий – для доріг, темно-коричневий – для полів.

На рисунку 9 представлено приклад класифікованої карти для дати 31 березня 2017 року. В межах зображення добре простежується поділ міської території на зони з переважанням рослинного покриву (лісопосадки, парки), щільно забудовані ділянки та відкриті території. Така карта дозволяє візуально оцінити просторову структуру міського середовища на конкретний момент часу.

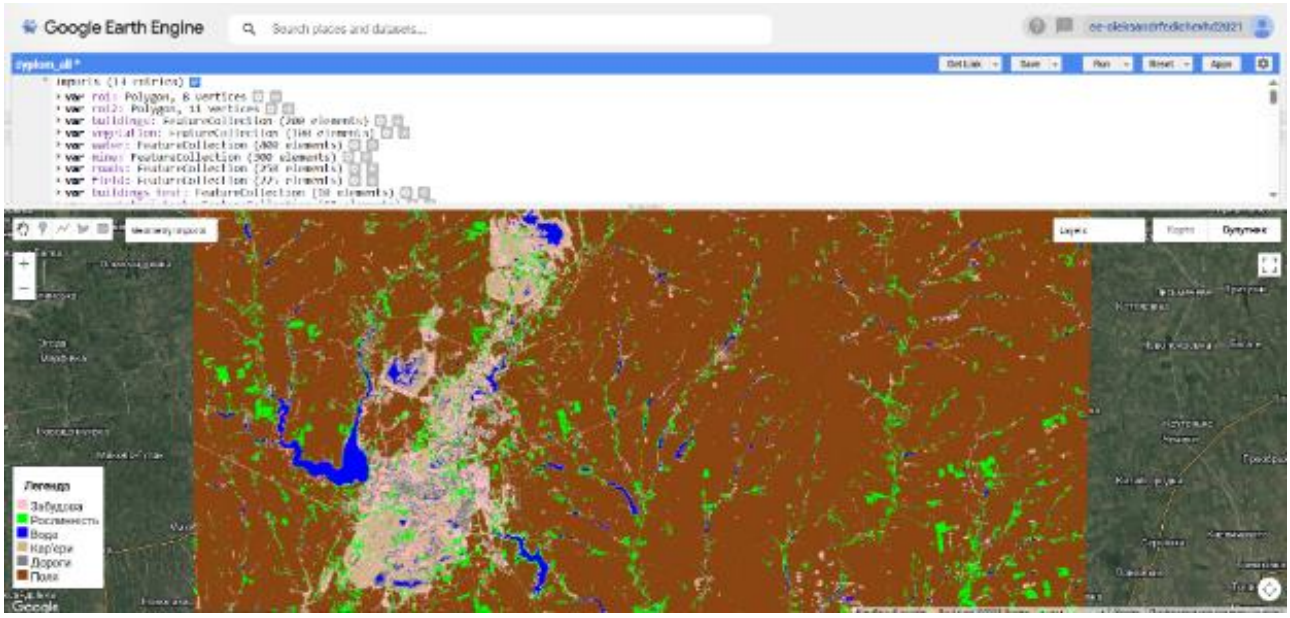

Рис.9. Класифікація зображення 2017 року

Оцінка точності класифікації

Якість роботи класифікатора оцінюється за допомогою незалежної тестової вибірки, яка не використовувалася в процесі навчання. Основним інструментом перевірки є матриця помилок (confusion matrix), у якій по горизонталі розміщені реальні (еталонні) класи, а по вертикалі – класи, передбачені моделлю. Значення на головній діагоналі відповідають кількості пікселів, що були правильно класифіковані.

Аналіз результатів показує достатньо високу точність виконаної класифікації. Наприклад, для першого класу (забудова) усі 10 пікселів правильно класифіковано, без жодної помилки. Для другого класу (рослинність) 9 із 10 пікселів були розпізнані вірно, один – помилково віднесено до класу забудови. Для водних поверхонь правильно класифіковано 9 із 10 пікселів, ще один хибно потрапив у категорію «кар'єри». У класі «кар'єри та оголені поверхні» модель правильно класифікувала 12 пікселів, проте 2 пікселі переплутала з забудовою, і ще один – з водою. Для доріг зафіксовано 17 правильних класифікацій із 20, три пікселі помилково віднесені до класу забудови.

Таким чином, найбільш поширені помилки виникають між класами зі схожими спектральними характеристиками, зокрема між «забудовою» та «дорогами» або «оголеними ділянками», а також між «рослинністю» і «забудовою».

Загальна точність класифікації, визначена за контрольними точками, розташованих на території міста, становить 88%.

Застосування моделі до знімків 2020 та 2023 років

Класифікаційну модель, навчання якої здійснено на основі зображення за 2017 рік, використано також для аналізу супутникових композитів 2020 та 2023 років. Це стало можливим завдяки тому, що всі спектральні ознаки – як вихідні канали Sentinel-2, так і розраховані індекси – доступні та узгоджені для всіх трьох часових зрізів. Забезпечення однакової структури ознак гарантує коректність застосування моделі до нових зображень для інших років.

У результаті сформовано три тематичні карти покриттів – за 2017, 2020 та 2023 роки. Кожна з них відображає просторовий розподіл класів земного покриву на відповідну дату. Наприклад, на карті 2020 року, яку зображено на рисунку 10, зелені зони можуть охоплювати більші площі в порівнянні з 2017 роком, що свідчить про розширення вегетації. Натомість на рисунку 11 класифікації 2023 року частина цих ділянок уже класифікована як «забудова», що відображає процеси урбанізації чи деградації зелених насаджень.

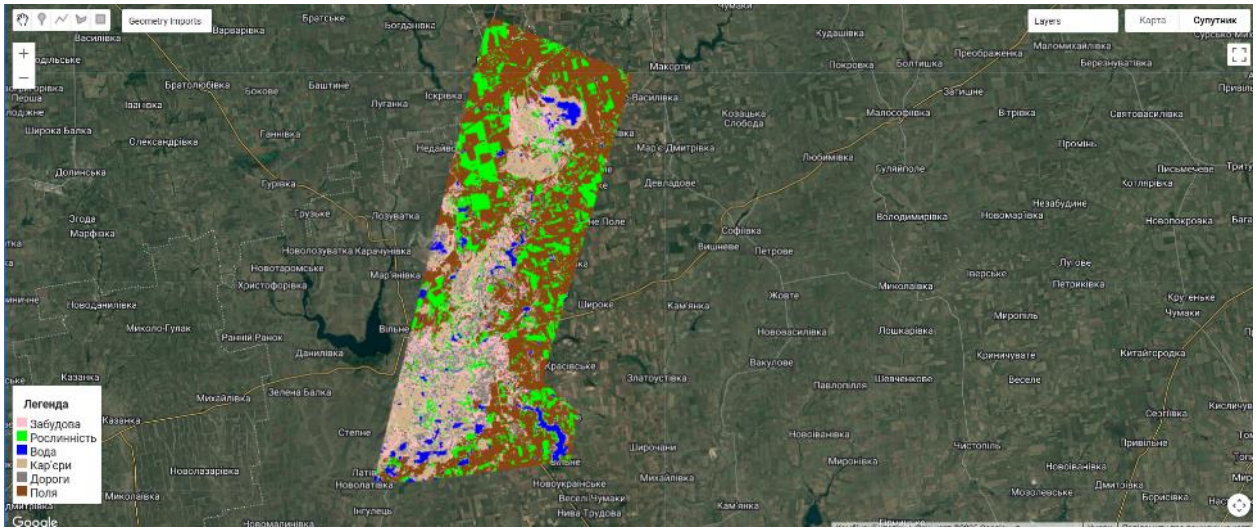

Рис.10. Класифіковане зображення 2020 року

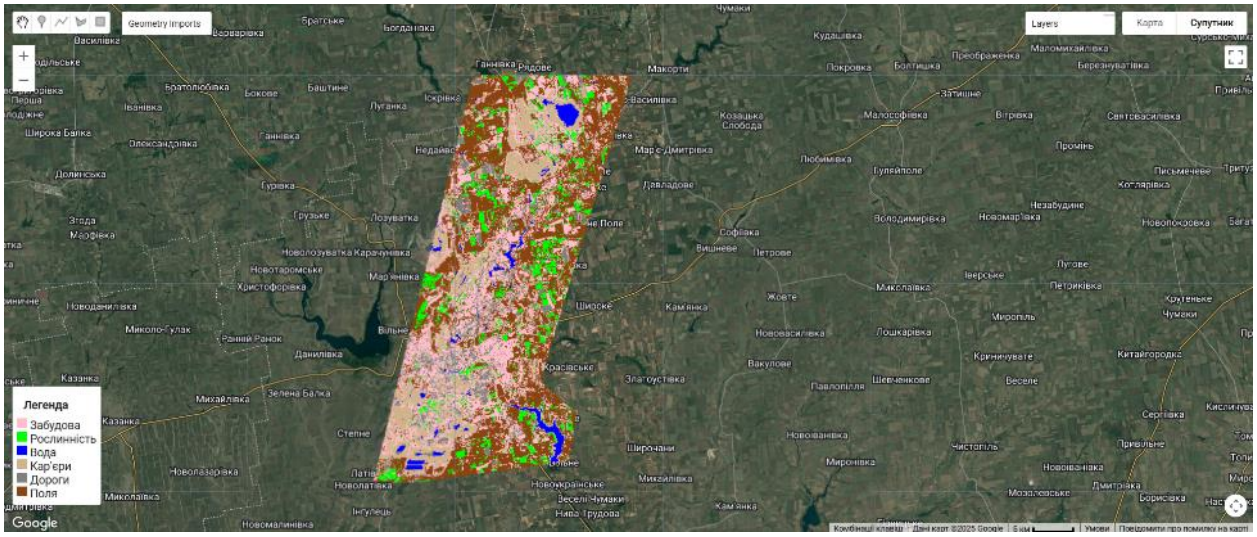

Рис.11. Класифіковане зображення 2023 року

Отримані класифікаційні карти слугують базою для подальшого аналізу просторово-часових змін покриття.

Карти змін покриття між роками

Сервіс Google Earth Engine має широкі можливості для виявлення просторово-часових змін у структурі земного покриву на основі даних виконаних класифікацій. Сюди входять різноманітні статистичні розрахунки на основі попіксельного аналізу, їх візуалізація у вигляді карт та графіків та багато іншого. В дані роботі проведено постклассифікаційне порівняння класифікованих зображень. Метод передбачає зіставлення класів одного й того самого пікселя між двома часовими зрізами. Наприклад, якщо у 2017 році певний піксель належав до класу «рослинність», а у 2023 році – до класу «забудова», це трактувалося як зміна типу покриття за напрямком «рослинність → забудова».

На основі таких переходів сформовано карти змін або так звані матриці змін,

де кожному типу трансформації присвоюється окремий код або колір. Наприклад, зменшення зелених зон позначається умовно як перехід «зелена → жовта», зростання забудови – як «жовта → червона» тощо. Технічно це реалізується через функцію *.neq*, яка визначає пікселі з різними класами у двох зображеннях.

У межах дослідження створено три карти змін покриття: на рисунку 12 зображено зміну між 2017 і 2020 роками, на рисунку 13 – між 2020 і 2023 роками, а на рисунку 14 – між 2017 і 2023 роками. На даних рисунках кольорами вказані місця, де відбулись зміни класифікації. Ці карти дозволяють візуально ідентифікувати основні просторові тенденції: ділянки вирубки лісу, заміщення зелених насаджень забудовою, будівництво нових об'єктів, а також можливе озеленення чи рекультивацію раніше оголених територій.

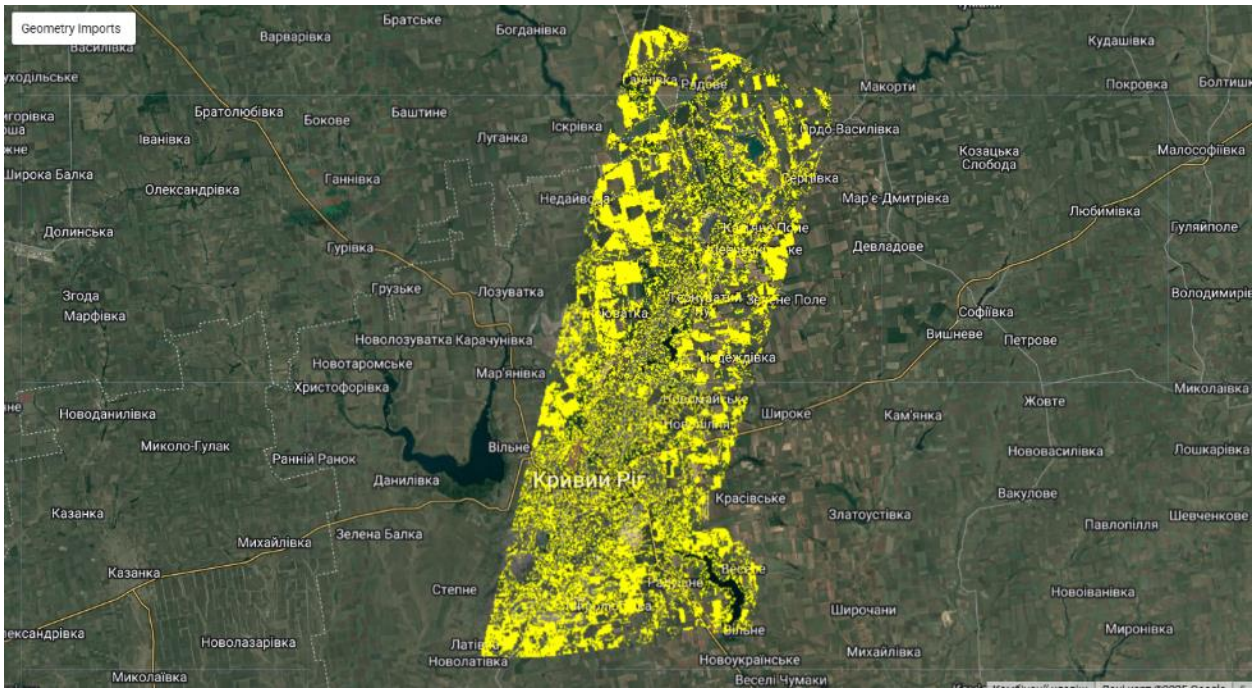

Рис.12. Різниця класифікованих зображень між 2017 та 2020 роками

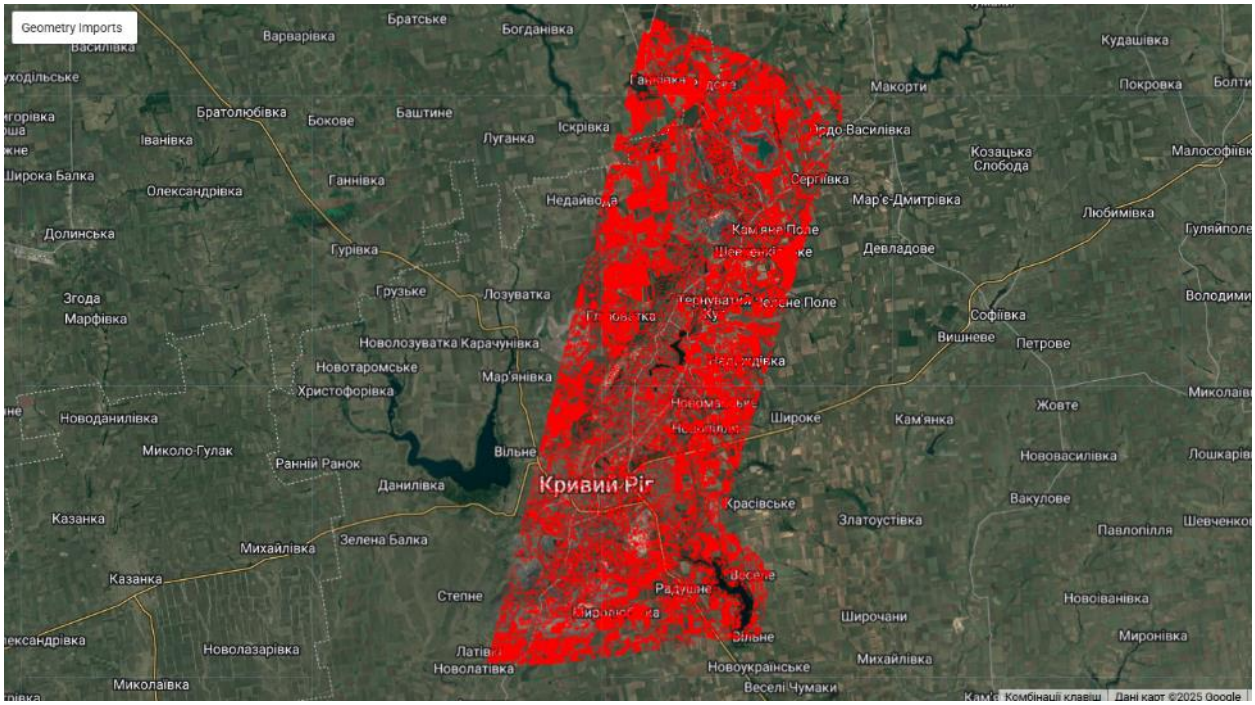

Рис.13. Різниця класифікованих зображень між 2020 та 2023 роками

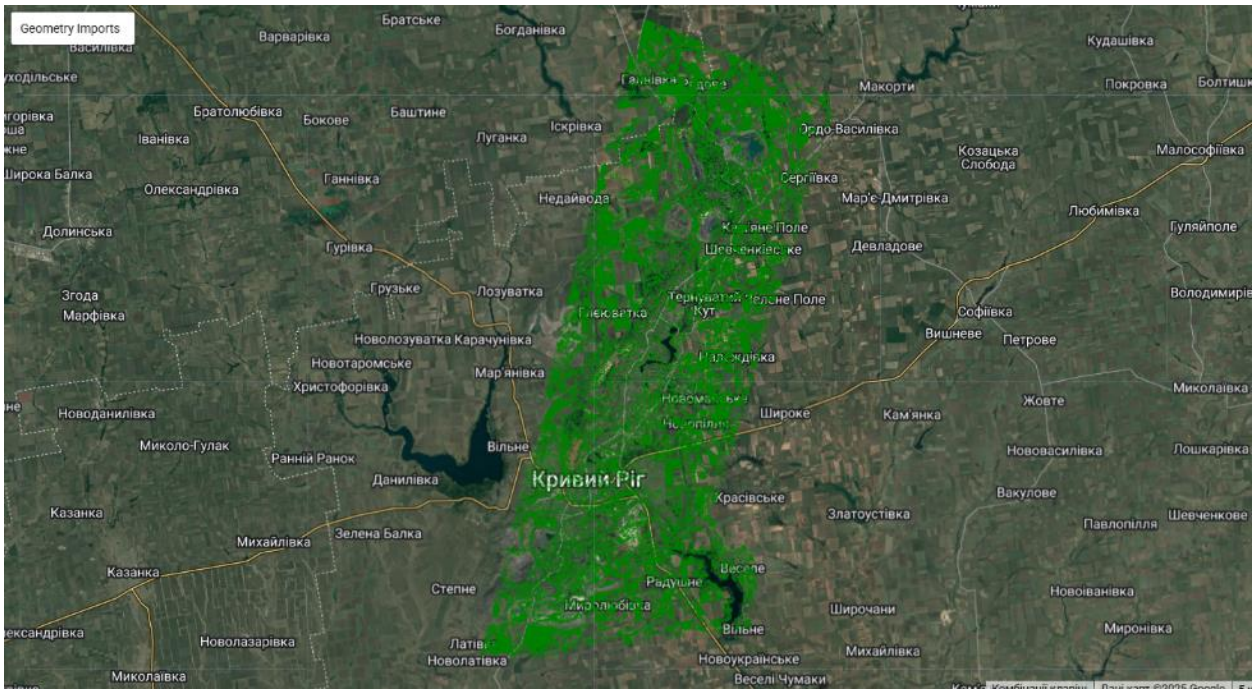

Рис.1 Різниця класифікованих зображень між 2017 та 2023 роками

Кількісна оцінка змін може свідчити про значну динаміку трансформацій міського середовища. Зокрема, у період між 2017 та 2020 роками класифікація змінилася приблизно у 32% пікселів, що вказує на помірний рівень змін. Упродовж наступного періоду, з 2020 по 2023 рік, частка змінених пікселів зросла до 54%, що свідчить про значно вищу інтенсивність просторових перетворень. За весь досліджуваний інтервал – з 2017 до 2023 року – зміни були

зафіксовані у 39% пікселів. Такі показники підтверджують активний процес оновлення й перебудови міських територій, з особливо вираженою динамікою у 2020–2023 роках. Результати класифікації збігаються з результатами аналізу даних на підставі спектральних індексів.

2.4 Висновки до розділу

У другому розділі реалізовано експериментальне дослідження змін міського ландшафту м. Кривий Ріг на основі супутникових даних Sentinel-2 у середовищі Google Earth Engine. Сформовано безхмарні спектральні композити за 2017–2024 роки, для дослідження змін використано два підходи:

1) розраховано ключові індекси покриву (NDVI, NDBI, NDBaI) та побудовано графіки їхньої динаміки;

2) виконано класифікацію та створено карти змін покриття між роками.

Результати аналізу виявили чіткі просторово-часові зміни: у 2019–2020 роках спостерігалося збільшення площ зелених зон, а після 2022 року – деградація рослинного покриву та зростання відкритих урбанізованих площ. Отримані карти індексів і статистичні таблиці розподілу значень індексів дозволили ідентифікувати динаміку змін і оцінити стан міського середовища.

Висновки

У результаті виконання роботи досліджено динаміку змін міського ландшафту м. Кривий Ріг шляхом аналізу супутникових знімків Sentinel-2 у середовищі Google Earth Engine із використанням спектральних індексів NDVI, NDBI та NDBaI.

Охарактеризовано основні наукові підходи до вивчення урбанізованих ландшафтів, проаналізовано можливості супутникової системи Sentinel-2 та детально розглянуто архітектуру й інструменти GEE. Зібрано супутникові знімки за період 2017–2024 років, виконано їхнє опрацювання, сформовано безхмарні композити, розраховано значення індексів та побудовано графіки їхньої динаміки.

За результатами індексного аналізу вдалося виявити просторові зміни забудови, зелених насаджень і деградованих територій. Зокрема, зафіксовано позитивну динаміку NDVI у 2019–2020 роках, що може бути пов’язано з природоохоронними заходами, а також різке зниження вегетації та збільшення деградованих площ після 2022 року через наслідки воєнних дій.

Практична частина підтвердила ефективність використаних методів і платформи GEE для вирішення задач моніторингу змін у міському середовищі. Обрана методика виявилася надійною, гнучкою та масштабованою, а отримані результати – придатними для подальшого застосування у сфері просторового планування, екологічного контролю та управління урбанізованими територіями.

Список використаних джерел

1. Горбунова, І. А., & Мартиненко, В. Г. (2007). Вплив гірничодобувної промисловості на природні ландшафти Кривого Рогу. Криворізький національний технічний університет.
2. Казаков, В. Л., & Ярков, С. В. (2007). Антропогенні ландшафти Криворіжжя: Історія розвитку, структура. Природа Криворіжжя. https://kdpu.edu.ua/pryroda-kryvorizhzhia
3. Куліковська, О., Ступень, Р., & Колодій, П. (2024). КАРТОГРАФО-АНАЛІТИЧНА МОДЕЛЬ ФОРМУВАННЯ ПРОВАЛЬНОГО РЕЛЬЄФУ У КРУПНОМУ ГІРНИЧОДОБУВНОМУ РЕГІОНІ. Просторовий розвиток, (10), 482–497. https://doi.org/10.32347/2786-7269.2024.10.482-497
4. Назарук, М. М. (2023). Антропогенне перетворення ландшафтів Криворіжжя внаслідок промислового розвитку регіону. ITTA.INFO. https://itta.info/antropogenne-peretvorennya-landshaftiv-krivorizhzhya
5. Турко, Ю. Р. (2018). Дослідження антропогенного впливу на природу Криворіжжя. Наукова робота. https://naurok.com.ua/naukova-robota-doslidzhennya-antropogennogo-vplivu-na-prirodu-krivorizhzhya-30861.html
6. Уль, А. В., Мельник, О. В., Мельник, Ю. А., & Вакулюк, Л. А. (2024). Огляд спектральних індексів для дистанційних досліджень урбанізованих територій. Сучасні технології та методи розрахунків у будівництві, (21), 253–259. https://doi.org/10.36910/6775-2410-6208-2024-11(21)-27
7. Alberti, M. (2008). Advances in urban ecology: Integrating humans and ecological processes in urban ecosystems. Springer. https://doi.org/10.1007/978-0-387-75510-6
8. Bengtsson, Z., Beaudry, B., Torres-Pérez, J., & McCullum, A. (2021). Using Google Earth Engine for Land Monitoring Applications. NASA Applied Remote Sensing Training Program (ARSET). https://appliedsciences.nasa.gov/join-mission/training/english/arset-using-google-earth-engine-land-monitoring-applications
9. Cheng, G., Huang, Y., Li, X., Lyu, S., Xu, Z., & Zhao, H. (2024). Change detection methods for remote sensing in the last decade: A comprehensive review. Remote Sensing, 16(13), 2355. https://doi.org/10.3390/rs16132355
10. Chidthaisong, A., Diem, P. K., & Huo, L.-Z. (2021). A modified bare soil index to identify bare land features during agricultural fallow-period in Southeast Asia using Landsat 8. Land, 10(3), 231. https://doi.org/10.3390/land10030231
11. Forman, R. T. T. (2014). Urban ecology: Science of cities. Cambridge

University Press. https://doi.org/10.1017/CBO9781139030472
12. 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. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031
13. Griffiths, P., Nendel, C., & Hostert, P. (2019). Intra-annual reflectance composites from Sentinel-2 and Landsat for national-scale crop and land cover mapping. Remote Sensing of Environment, 220, 135–151. https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.10.031
14. Kabisch, N., Korn, H., Stadler, J., & Bonn, A. (2017). Nature-based solutions to climate change adaptation in urban areas: Linkages between science, policy and practice. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-56091-5
15. Lefebvre, A., Sannier, C., & Corpetti, T. (2016). Monitoring urban areas with Sentinel-2A data: Application to the update of the Copernicus High Resolution Layer Imperviousness Degree. Remote Sensing, 8(7), 606. https://doi.org/10.3390/rs8070606
16. Pérez-Cutillas, P., Pérez-Navarro, A., Conesa-García, C., Zema, D. A., & Amado Álvarez, J. P. (2023). What is going on within Google Earth Engine? A Systematic Review and Meta-Analysis. EGU General Assembly 2023, Abstract EGU23-2723. https://doi.org/10.5194/egusphere-egu23-2723
17. Phiri, D., Simwanda, M., Salekin, S., Nyirenda, V. R., Murayama, Y., & Ranagalage, M. (2020). Sentinel-2 data for land cover/use mapping: A review. Remote Sensing, 12(14), 2291. https://doi.org/10.3390/rs12142291
18. Velastegui-Montoya, A., Montalván-Burbano, N., Carrión-Mero, P., Rivera-Torres, H., Sadeck, L., & Adami, M. (2023). Google Earth Engine: A global analysis and future trends. Remote Sensing, 15(14), 3675. https://doi.org/10.3390/rs15143675

ДОДАТОК А

Текст коду програми, розробленої в середовищі Google Earth Engine для аналізу змін за даними ДЗЗ (м. Кривий Ріг)

Частина 1: Створення та імпорт полігонів і точкових елементів для встановлення місцевості аналізу та проведення класифікації здійснюється при роботі з програмним забезпеченням.

Частина 2: Текст коду

```
// Імпорт супутникових зображень
var s2 = ee.ImageCollection('COPERNICUS/S2_SR_HARMONIZED')
  .filterBounds(roi)
  .filterDate('2017-01-01', '2024-12-31')
  .filter(ee.Filter.lt('CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE', 10));

// 2.2

// Функція додавання NDVI і NDBI
var addIndices = function(image) {
  var ndvi = image.normalizedDifference(['B8', 'B4']).rename('NDVI');
  var ndbi = image.normalizedDifference(['B11', 'B8']).rename('NDBI');
  var ndbai = image.normalizedDifference(['B11', 'B2']).rename('NDBAI');
  return image.addBands([ndvi, ndbi, ndbai]);
};

// Додавання індексів до колекції
var s2WithIndices = s2.map(addIndices);

// Вивід індексів
var exampleImage = s2WithIndices.first();
print('Дата зйомки:',
ee.Date(exampleImage.get('system:time_start')).format('YYYY-MM-dd'));
print('Хмарність (%):',
exampleImage.get('CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE'));
Map.centerObject(roi, 10);
Map.addLayer(exampleImage.select(['B4', 'B3', 'B2']), {min: 0, max: 3000},
'RGB');
Map.addLayer(table2.style({color: 'red', fillColor: '00000000', width: 2}));
Map.addLayer(exampleImage.select('NDVI'), {min: 0, max: 1, palette: ['white',
'green']}, 'NDVI');
Map.addLayer(exampleImage.select('NDBI'), {min: -1, max: 1, palette: ['blue',
'white', 'red']}, 'NDBI');
Map.addLayer(exampleImage.select('NDBAI'), {min: -1, max: 1, palette: ['blue',
```

```
'white', 'orange']}, 'NDBAI');

// Побудова композитів
var years = ee.List([2017, 2019, 2020, 2021, 2022, 2023, 2024]);
var annualComposites = ee.ImageCollection.fromImages(
  years.map(function(year) {
    return s2WithIndices.filter(ee.Filter.calendarRange(year, year, 'year'))
      .median()
      .set('system:time_start', ee.Date.fromYMD(year, 6, 1).millis())
      .set('year', year)
      .clip(roi2);
  })
);

// Візуалізація NDVI та NDBI
var imgList = annualComposites.toList(annualComposites.size());
var img2017 = ee.Image(imgList.get(0));
var img2020 = ee.Image(imgList.get(2));
var img2024 = ee.Image(imgList.get(6));

Map.addLayer(img2017.select('NDVI'), {min: 0, max: 1, palette: ['white',
'green']}, 'NDVI 2017');
Map.addLayer(img2020.select('NDVI'), {min: 0, max: 1, palette: ['white',
'green']}, 'NDVI 2020');
Map.addLayer(img2024.select('NDVI'), {min: 0, max: 1, palette: ['white',
'green']}, 'NDVI 2024');
Map.addLayer(img2017.select('NDBI'), {min: -1, max: 1, palette: ['blue', 'white',
'red']}, 'NDBI 2017');
Map.addLayer(img2020.select('NDBI'), {min: -1, max: 1, palette: ['blue', 'white',
'red']}, 'NDBI 2020');
Map.addLayer(img2024.select('NDBI'), {min: -1, max: 1, palette: ['blue', 'white',
'red']}, 'NDBI 2024');
Map.addLayer(img2017.select('NDBAI'), {min: -1, max: 1, palette: ['blue',
'white', 'orange']}, 'NDBAI 2017');
Map.addLayer(img2020.select('NDBAI'), {min: -1, max: 1, palette: ['blue',
'white', 'orange']}, 'NDBAI 2020');
Map.addLayer(img2024.select('NDBAI'), {min: -1, max: 1, palette: ['blue',
'white', 'orange']}, 'NDBAI 2024');

// Графік NDVI, NDBI, NDBAI
var chart = ui.Chart.image.series({
```

```
  imageCollection: annualComposites.select(['NDVI', 'NDBI', 'NDBAI']),
  region: roi,
  reducer: ee.Reducer.mean(),
  scale: 100
}).setOptions({
  title: 'Зміна NDVI, NDBI та NDBAI у 2017–2024 роках',
  hAxis: {title: 'Рік'},
  vAxis: {title: 'Значення індексу'},
  lineWidth: 2,
  pointSize: 4,
  series: {
    0: {color: 'orange', label: 'NDVI'},
    1: {color: 'red', label: 'NDBI'},
    2: {color: 'green', label: 'NDBAI'}}});
print(chart);

// Визначення діапазонів
var bins = ee.List([
  ee.Dictionary({label: '[-1.0 to -0.8)', min: -1.0, max: -0.8}),
  ee.Dictionary({label: '[-0.8 to -0.6)', min: -0.8, max: -0.6}),
  ee.Dictionary({label: '[-0.6 to -0.4)', min: -0.6, max: -0.4}),
  ee.Dictionary({label: '[-0.4 to -0.2)', min: -0.4, max: -0.2}),
  ee.Dictionary({label: '[-0.2 to 0.0)', min: -0.2, max: 0.0}),
  ee.Dictionary({label: '[0.0 to 0.2)', min: 0.0, max: 0.2}),
  ee.Dictionary({label: '[0.2 to 0.4)', min: 0.2, max: 0.4}),
  ee.Dictionary({label: '[0.4 to 0.6)', min: 0.4, max: 0.6}),
  ee.Dictionary({label: '[0.6 to 0.8)', min: 0.6, max: 0.8}),
  ee.Dictionary({label: '[0.8 to 1.0]', min: 0.8, max: 1.001})]);

// Функція для побудови FeatureCollection
var buildStats = function(image) {
  var year = image.get('year');
  var features = ee.List(['NDVI', 'NDBI', 'NDBAI']).map(function(indexName) {
    var band = image.select([indexName]);
    var total = ee.Number(band.reduceRegion({
      reducer: ee.Reducer.count(),
      geometry: roi,
      scale: 100,
      maxPixels: 1e13
    }).get(indexName));
```

```
    var bandBins = bins.map(function(bin) {
      bin = ee.Dictionary(bin);
      var min = bin.getNumber('min');
      var max = bin.getNumber('max');
      var mask = band.gt(min).and(band.lte(max));
      var masked = band.updateMask(mask);
      var count = ee.Number(masked.reduceRegion({
        reducer: ee.Reducer.count(),
        geometry: roi,
        scale: 100,
        maxPixels: 1e13
      }).get(indexName));
      var percent = ee.Algorithms.If(total.gt(0), count.divide(total).multiply(100),
null);
      return ee.Feature(null, {
        year: year,
        index: indexName,
        range: bin.get('label'),
        count: count,
        percent: percent
      });
    });
    return bandBins;
  });
  return ee.FeatureCollection(features.flatten());
};

// Побудова таблиці для всіх років
var yearsStats = ee.List(annualComposites.toList(annualComposites.size()))
  .map(function(img) {
    return buildStats(ee.Image(img));
  });

var statsTable = ee.FeatureCollection(ee.FeatureCollection(yearsStats).flatten());
print('Таблиця розподілу пікселів:', statsTable);

// Функція побудови таблиці для індексу
var makeTableChart = function(indexName) {
  var filtered = statsTable.filter(ee.Filter.eq('index', indexName));
  return ui.Chart.feature.groups({
    features: filtered,
```

```
    xProperty: 'range',
    yProperty: ['percent'],
    seriesProperty: 'year'
  }).setChartType('Table')
    .setOptions({title: 'Розподіл значень для ' + indexName});
};

print("Таблиця по NDVI", makeTableChart('NDVI'));
print("Таблиця по NDBI", makeTableChart('NDBI'));
print("Таблиця по NDBAI", makeTableChart('NDBAI'));

// 2.3

// Створення навчальної вибірки
var trainingFeatures = buildings.merge(vegetation).merge(water).merge(mine).merge(roads).merge(field);
var training = exampleImage.select(['B2', 'B3', 'B4', 'B8', 'B11']).sampleRegions({
  collection: trainingFeatures,
  properties: ['class'],
  scale: 10
});

// Навчання Random Forest
var classifier = ee.Classifier.smileRandomForest(100).train({
  features: training,
  classProperty: 'class',
  inputProperties: ['B2', 'B3', 'B4', 'B8', 'B11']
});

// Класифікація зображення
var classified = exampleImage.classify(classifier);
Map.addLayer(classified, {min: 0, max: 5, palette: ['pink', 'lime', 'blue', 'tan', 'gray', 'saddlebrown']}, 'Тестова класифікація');

// Визначення точності
var validation = exampleImage.select(['B2', 'B3', 'B4', 'B8', 'B11']).sampleRegions({
  collection: buildings_test.merge(vegetation_test).merge(water_test).merge(mine_test).merge(roads_test),
```

```
  properties: ['class'],
  scale: 10
});

var validated = validation.classify(classifier);
var errorMatrix = validated.errorMatrix('class', 'classification');
print('Матриця помилок:', errorMatrix);
var accuracy = errorMatrix.accuracy().multiply(100).round();
print('Загальна точність класифікатора (%):', accuracy);

// Додавання легенди
var legend = ui.Panel({style: {position: 'bottom-left', padding: '6px'}}).add(ui.Label('Легенда', {fontWeight: 'bold'}));
var names = ['Забудова', 'Рослинність', 'Вода', 'Кар’єри', 'Дороги', 'Поля'];
var colors = ['pink', 'lime', 'blue', 'tan', 'gray', 'saddlebrown'];

names.forEach(function(name, i) {
  legend.add(ui.Panel([
    ui.Label('', {backgroundColor: colors[i], padding: '6px', margin: '0'}),
    ui.Label(name, {margin: '0 0 0 4px'})
  ], ui.Panel.Layout.Flow('horizontal')));
});
Map.add(legend);
// Класифікація 2017
var i2017 = s2.filterDate('2017-03-01', '2017-04-01').sort('CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE').first().clip(roi2);
var classified2017 = i2017.classify(classifier);
print('Дата зйомки класифікації 2017:', ee.Date(i2017.get('system:time_start')).format('YYYY-MM-dd'));
Map.addLayer(i2017.select(['B4', 'B3', 'B2']), {min: 0, max: 3000}, 'RGB2017');
Map.addLayer(classified2017, {min: 0, max: 5, palette: ['pink', 'lime', 'blue', 'tan', 'gray', 'saddlebrown']}, 'Класифікація 2017');

// Класифікація 2020
var i2020 = s2.filterDate('2020-03-01', '2020-04-01').sort('CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE').first().clip(roi2);
var classified2020 = i2020.classify(classifier);
print('Дата зйомки класифікації 2020:', ee.Date(i2020.get('system:time_start')).format('YYYY-MM-dd'));
Map.addLayer(i2020.select(['B4', 'B3', 'B2']), {min: 0, max: 3000}, 'RGB2020');
Map.addLayer(classified2020, {min: 0, max: 5, palette: ['pink', 'lime', 'blue', 'tan',
```

```
'gray', 'saddlebrown']}, 'Класифікація 2020');

// Класифікація 2023
var i2023 = s2.filterDate('2023-03-01', '2023-04-01').sort('CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE').first().clip(roi2);
var classified2023 = i2023.classify(classifier);
print('Дата зйомки класифікації 2023:', ee.Date(i2023.get('system:time_start')).format('YYYY-MM-dd'));
Map.addLayer(i2023.select(['B4', 'B3', 'B2']), {min: 0, max: 3000}, 'RGB2023');
Map.addLayer(classified2023, {min: 0, max: 5, palette: ['pink', 'lime', 'blue', 'tan', 'gray', 'saddlebrown']}, 'Класифікація 2023');

// Функція зміни та статистики
function computeChangeStats(img1, img2, region, description, color) {
  var change = img1.neq(img2);
  Map.addLayer(change.updateMask(change), {palette: [color]}, description);

  var totalPixels = img1.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.count(),
    geometry: region,
    scale: 10,
    maxPixels: 1e13
  }).values().get(0);

  var changedPixels = change.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.sum(),
    geometry: region,
    scale: 10,
    maxPixels: 1e13
  }).values().get(0);

  var percentChanged = ee.Number(changedPixels).divide(totalPixels).multiply(100);
  print(description + ' — % змінених пікселів:', percentChanged);
}

// Аналіз змін
var region = roi2;
computeChangeStats(classified2017, classified2020, region, 'Зміни 2017-2020', 'yellow');
computeChangeStats(classified2020, classified2023, region, 'Зміни 2020-2023',
```

```
'red');
computeChangeStats(classified2017, classified2023, region, 'Зміни 2017-2023',
'green');

// Функція площ по класах
function calculateAreaByClass(image, year) {
  var areaImage = ee.Image.pixelArea().addBands(image);
  var stats = areaImage.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.sum().group({
      groupField: 1,
      groupName: 'class'
    }),
    geometry: roi2,
    scale: 10,
    maxPixels: 1e13
  });
  print('Площі класів за ' + year + ' рік (м²):', stats);
}

// Розрахунок площ
calculateAreaByClass(classified2017, 2017);
calculateAreaByClass(classified2020, 2020);
calculateAreaByClass(classified2023, 2023);

// Назви класів
var classNamesDict = ee.Dictionary({
  '0': 'Будинки, км²',
  '1': 'Рослинність, км²',
  '2': 'Вода, км²',
  '3': 'Кар\'єри, км²',
  '4': 'Дороги, км²',
  '5': 'Поля, км²'
});

// Таблиця площ
function createAreaTable(image, year) {
  var areaImage = ee.Image.pixelArea().addBands(image);
  var stats = areaImage.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.sum().group({
      groupField: 1,
      groupName: 'class'
```

```
    }),
    geometry: roi2,
    scale: 10,
    maxPixels: 1e13
  });

  var groups = ee.List(stats.get('groups'));
  var table = groups.map(function(item) {
    item = ee.Dictionary(item);
    var classId = ee.Number(item.get('class'));
    var className = classNamesDict.get(classId.format());
    var area_km2 = ee.Number(item.get('sum')).divide(1e6).format('%.2f');
    return ee.Feature(null, {
      'Рік': year,
      'Клас': className,
      'Площа (км²)': area_km2
    });
  });
  return ee.FeatureCollection(table);
}

// Об’єднання таблиць
var table2017 = createAreaTable(classified2017.clip(classified2020.geometry()),
2017);
var table2020 = createAreaTable(classified2020, 2020);
var table2023 = createAreaTable(classified2023.clip(classified2020.geometry()),
2023);
var fullTable = table2017.merge(table2020).merge(table2023);

// Вивід таблиці площ
var makeAreaTableChart = function() {
  return ui.Chart.feature.groups({
    features: fullTable,
    xProperty: 'Клас',
    yProperty: ['Площа (км²)'],
    seriesProperty: 'Рік'
  }).setChartType('Table')
    .setOptions({title: 'Площа по класах за роками (в км²)'});
};
print(makeAreaTableChart());
```