

УДК 502.51:504

Viacheslav Okhariev, Candidate of Engineering Science, Senior Researcher
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6270-6293> **e-mail:** okhariev.vo@gmail.com

Serhii Pidsadnii, postgraduate
ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0003-7406-500X> **e-mail:** sergiy.pidsadnii@gmail.com

Institute of Telecommunications and Global Information Space of National Academy of Science, Kyiv, Ukraine

GEOINFORMATION TECHNOLOGY FOR LAND USE DYNAMICS MONITORING BASED ON THE ANALYSIS OF SATELLITE IMAGES

Abstract. *Changes in land cover have a significant impact on the global climate balance. Rational and balanced use of land resources is one of the key factors in reducing the negative impact of economic activity on climate change. Modern methods of remote sensing of the Earth allow for a comprehensive analysis of land use processes. Today, there are a number of products that provide land use classification based on open high-precision satellite images, in particular the Dynamic World (DW) dataset with a spatial resolution of 10 m. The purpose of this study is to assess the dynamics of land use in Ukraine, namely changes in the areas of vegetation classes and those used for growing crops, which may contribute to an increase in CO₂ emissions into the atmosphere. This study analyzed Dynamic World land use classifications for the territory of Ukraine for 2017 and 2024. Despite the accuracy declared by the company at 73%, a separate reliability assessment was performed specifically for the territory of Ukraine. Based on a stratified sample, it was determined that the overall accuracy of the classification for 2024 is 51.15%, and the Kappa coefficient is 0.44, which is significantly lower than the officially published indicators. Taking into account the specifics of the territory, the nature of land use and the limited sample for 2017, an analysis of the dynamics of land use areas was conducted. Two groups of classes were considered: on the one hand, lands with different types of vegetation cover (trees, grasses, wetlands, shrubs), on the other hand, territories of active agricultural use with open soils (crops). An error-adjusted area estimation was carried out in the interaction of the crops class and classes with vegetation cover, and the results were corrected using a confidence interval and bootstrap analysis. This allowed us to take into account the impact of the reduced accuracy of DW classifications and the limitations of the stratified verification sample. The results showed a potential trend of the transition of classes with vegetation cover to the category of open soils, which may be associated with an increase in the intensity of agricultural land use. This, in turn, creates risks for the balance of emissions and assimilation of greenhouse gases.*

Keywords: *geographic information technology, land use, satellite image, error-adjusted data estimation, bootstrap analysis.*

В.О. Охарєв, С.Г. Підсадний

Інститут телекомунікацій і глобального інформаційного простору НАН України,
м. Київ, Україна

ГЕОІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ МОНІТОРИНГУ ДИНАМІКИ СТРУКТУРИ ЗЕМЛЕКОРИСТУВАННЯ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ СУПУТНИКОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ

***Анотація.** Зміни в земному покриві мають істотний вплив на глобальний кліматичний баланс. Раціональне та збалансоване використання земельних ресурсів є одним із ключових чинників зниження негативного впливу господарської діяльності на кліматичні зміни. Сучасні методи дистанційного зондування Землі дають змогу здійснювати комплексний аналіз процесів землекористування. Сьогодні існує низка продуктів, що забезпечують класифікацію землекористування на основі відкритих високоточних супутникових знімків, зокрема набір даних Dynamic World (DW) із просторовою роздільною здатністю 10 м. У даному дослідженні проведено аналіз класифікацій землекористування Dynamic World для території України за 2017 та 2024 роки. Незважаючи на заявлену компанією точність на рівні 73%, було окремо виконано оцінку достовірності саме для території України. На основі стратифікованої вибірки визначено, що загальна точність класифікації за 2024 рік становить 51,15%, а коефіцієнт Каппа – 0,44, що є суттєво нижчим за офіційно опубліковані показники. Беручи до уваги специфіку території, характер господарського використання земель та обмежену вибірку для 2017 року, було проведено аналіз динаміки площ землекористування. Розглядалися дві групи класів: з одного боку – землі з рослинним покривом різного типу (дерева, трави, заболочена рослинність, чагарники), з іншого – території активного сільськогосподарського використання з відкритими ґрунтами (crops). Проведено неупереджену оцінку зміни площ у взаємодії класу crops та класів з рослинним покривом та корекцію результатів за допомогою довірчого інтервалу та бутстреп-аналізу. Це дозволило врахувати вплив зниженої точності класифікацій DW та обмеженості стратифікованої верифікаційної вибірки. Результати засвідчили потенційну тенденцію переходу класів із рослинним покривом у категорії відкритих ґрунтів, що може бути пов'язано зі зростанням інтенсивності аграрного землекористування. Це, своєю чергою, створює ризики для балансу емісії та асиміляції парникових газів.*

***Ключові слова:** геоінформаційні технології, землекористування, супутникові зображення, неупереджена оцінка зміни площ, бутстреп-аналіз.*

[https:// doi.org/10.32347/2411-4049.2025.3.87-96](https://doi.org/10.32347/2411-4049.2025.3.87-96)

Вступ

Для забезпечення раціонального землекористування нашої країни важливим є розуміння тенденцій його розвитку. Як видно із щорічного національного звіту про інвентаризацію парникових газів (ПГ) від природи до Рамкової конвенції ООН про зміну клімату та Паризької угоди від 2024 року, загалом сектор землекористування став поглиначем CO₂, хоча і втратив в цьому показнику порівняно з 1990 роком -32,1 Mt CO₂-екв. [1]. Проте рілля за цей же період від поглинача (20,2 Mt CO₂-екв.) стала джерелом викидів (19,3 Mt CO₂-екв.). Основною причиною вважають зміну системи управління сільським

господарством, площі, врожайність, структури посівів і обсяг добрив [2]. Додатковим чинником є низький рівень обізнаності громадян щодо механізмів реалізації їхніх прав у сфері землекористування, ефективного розпорядження земельно-ресурсним потенціалом в умовах функціонування ринку землі [3]. Враховуючи втрату статусу поглинача угіддями в Україні та великого запасу вуглецю в ґрунтах [4], розширення територій орних земель є потенційним джерелом збільшення емісії ПГ. На сьогодні в структурі викидів таким територіям відводять близько 1%. Проте існують дослідження [5, 6], які доводять, що цей показник може бути вищий у 8 і навіть більше разів. Так само викиди при конверсії класів з рослинністю в рілля можуть мати показники “шокових” викидів більші в десятки разів за стандартні оцінки викидів стабільного стану функціонування орних угідь [7]. Дослідження можливості переведення угідь з одного типу в інший теж доводить високий потенціал збільшення емісії при переході інших типів в рілля [8]. Таким чином, виникає необхідність розробки систем моніторингу за динамікою землекористування, виявлення тенденцій їх використання та інформаційної підтримки прийняття рішень. Особливу увагу тут варто приділити ролі геопросторових даних і геоінформаційних систем (ГІС), які дають можливість своєчасного аналізу та реакції на потенційні загрози в рамках екологічної безпеки [9]. Разом з тим, застосування ГІС-даних дистанційного зондування землі та вже готових моделей, створених на їх основі, покращує ефективність моніторингу та аналізу. Метою даного дослідження є оцінка динаміки землекористування на території України, а саме зміни площ класів з рослинністю та тих, що використовуються для вирощування культур, що може сприяти збільшенню емісії CO₂ в атмосферу.

Підготовка даних

На сьогоднішній день існує низка готових рішень щодо класифікацій земельного покриття, наданих компаніями, які займаються обробкою даних дистанційного зондування землі та геоінформаційною аналітикою, зокрема і в сфері землекористування та земельного покриття. Важливим критерієм вибору джерела даних було використання даних класифікації земної поверхні (LULC) за максимально широким періодом. Серед джерел потрібно виділити ESRI 2020 Land Cover (ELC) від компанії ESRI [10] та Dynamic World (DW), класифікація земної поверхні у яких побудована на знімках достатньо високої роздільності здатності, а саме Sentinel-2 з роздільною здатністю 10 м за період з 2015 до 2025 року. Масив даних ELC охоплює період з 2017 до 2024 року, відповідно, як в DW дані наявні з 2015 по 2025 рік включно. Проте, як зазначено в звітах платформи Google Earth Engine (GEE), покриття знімками Sentinel-2 поверхні Землі за 2015-2016 роки мало недостатній рівень територіального охоплення, тому доцільним є використання класифікації, створеної на даних саме з 2017 року. Також варто відмітити, що DW дані LULC є інтегровані за весь рік по кожному з цих років, тобто враховуючи всі сезони. Тому найбільш доцільно використовувати такі дані за останній рік, який вже завершився повністю, тобто за 2024. Якщо використовувати дані класифікації, надані компанією ELC, вони мають вибірку знімків за певні числа або місяці і для створення інтегральної класифікації потребують додаткового моделювання.

За попередніми дослідженнями, джерела мають розбіжності в точності в залежності від регіону, проте в загальному позиціонуються як цілком придатні для досліджень. Точність знаходиться в межах 70% [11, 12]. Ще одним важливим аспектом у виборі джерела класифікації земельного покриття є візуальне порівняння класифікації з реальною ситуацією в тих містах, які були доступні як польові дані. Враховуючи вищезазначене, було прийнято рішення про використання саме даних класифікації DW на платформі GEE.

Dynamic World розроблений в результаті партнерства Google, Інституту світових ресурсів (WRI) та National Geographic Society на платформі Google Earth Engine (GEE) та платформи Google Cloud AI, на базі модифікованих даних Copernicus Sentinel (з 2015 року). Це новий автоматизований підхід для глобально узгодженої класифікації LULC з високою роздільною здатністю майже в режимі реального часу (NRT), з використанням глибокого навчання на 10-метрових знімках Sentinel-2 [13]. Класифікація DW базується на глибокій нейронній мережі (CNN), зокрема U-Net, адаптованій для обробки супутникових зображень Sentinel-2. Модель була навчена на понад 65 тисяч вручну розмічених полігонів, що представляють 9 класів земельного покриття [14]. Також за допомогою додаткової вибірки та експертного уточнення класів було проведено оцінку точності класифікації. За основу оцінки точності було обрано матрицю помилок DW та експертного консенсусу класифікації, який передбачає використання вибірки, де було або повне узгодження класів, або співпадіння хоча б у двох експертів. За цими розрахунками загальний відсоток точності склав 73.80% (рис. 1).

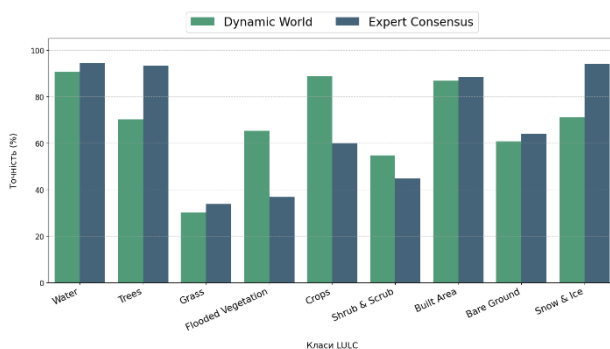


Рис. 1. Матриця помилок класифікації DW та експертного узгодження класів (загальний відсоток точності 73.80%)

Програмне забезпечення та просторові дані

Основні дані було отримано через платформу GEE, а саме два інтегрованих за кожен рік растрових набори класифікації LULC з роздільною здатністю 8 м за 2017 та 2024 рік відповідно. Відповідні растрові зображення згенеровані на основі знімків Sentinel-2 роздільною здатністю 10 м. Для проведення стратифікованої вибірки було отримано растрове зображення класифікації роздільною здатністю 50 м. Для розрахування зони завантаження растрових зображень було використано векторний шар території України, а також шари районів та громад. Всі набори інструментів, які були використані в дослідженні, включає в себе програмне забезпечення для обробки геопросторових даних QGIS версії 3.40.8.

Для проведення верифікації опорних даних використовувались космічні знімки високої роздільної здатності Google, Bing, Here, надані сервісами QuickMapServices, Google Earth Pro, зображення Google Maps Street View. Також на платформі Esri | Sentinel-2 Land Cover Explorer проводилось уточнення класів по знімках Sentinel-2 за відповідний рік [15].

Усі розрахунки та візуалізація матриць були виконані в програмному середовищі Python. Для аналізу точності класифікації та побудови матриць помилок і переходів було використано стандартну бібліотеку scikit-learn [16].

Методика обробки

Перший етап обробки включає отримання та підготовку растрових зображень LULC для аналізу. На другому етапі проводяться перевірки точності класифікації землекористування DW для території України. Третій етап – це посткласифікаційна статистична корекція площ (побудова матриці помилок). Заключний етап – це аналіз змін в землекористуванні та корекція результатів за допомогою довірчого інтервалу [17] та методу бутстреп [18].

На першому етапі було відібрано навчальні растри класифікації LULC від DW за 2017 та 2024 роки відповідно. Джерело DW надає готові інтегральні зображення з роздільною здатністю 10 метрів, з найпоширенішим класом пікселя за рік, а також з постобробкою, корекцією хмарності тощо. В результаті отримано шість растрових зображень і, оскільки наступні етапи передбачають роботу з загальним шаром на всю територію України, то окремі частини були об'єднані у вигляді віртуального шару Build Virtual Raster (VRT). Таким чином спрощуються процеси використання об'ємного растрового зображення.

На наступному етапі для проведення перевірки точності класифікації [19] було побудовано матрицю помилок на основі точок стратифікованої вибірки [20]. Вибірка була створена за допомогою інструментів random points in polygons та random selection within subsets із випадкових точок з фіксованою кількістю всередині полігонів заданого шару. Мінімальна відстань дорівнювала величині одного полігона/пікселя. Для поділу території на ділянки (страти) для вибірки було використано межі адміністративних районів України, з яких відбирались випадкові точки для верифікації. Таким чином було створено 4161 точку, які були дискретно порівну розподілені по класах класифікації за 2024 рік в межах кожного адміністративного району України. Під час контрольованої верифікації опорних точок вибірки було залишено 2168 найбільш релевантних точок, які отримали свій уточнений клас.

Кількість точок у кожному класі була встановлена з урахуванням необхідності забезпечення достатньої статистичної потужності для оцінки точності. Рівномірний розподіл точок за верифікованими класами (252-309 точок/клас) дозволив уникнути домінування класів з великою площею та забезпечив достатню кількість точок для аналізу менших, але важливих класів. За результатами верифікації було побудовано матриці помилок для оцінки точності класифікації DW. Зокрема, для початку було побудовано матрицю за 2024 рік. На візуалізації класифікація містить значні похибки, що виражаються у великих значеннях поза головною діагоналлю. Розраховані показники точності підтверджують низьку якість класифікації для території України. Загальна точність для 2024 року склала 51.15%, а коефіцієнт Каппа – 0.44.

Коефіцієнт Каппа [14] розраховується за формулою (1):

$$k = \frac{Po - Pe}{1 - Pe} \quad (1)$$

Хоча показники можуть бути дещо вищими, вони все ще вказують на суттєві помилки. Зважаючи на низьку точність класифікації, пряме порівняння площ класів 2017 з 2024 роком може призвести до значних похибок в оцінці реальних змін земного покриття. Тому для отримання достовірних результатів, пропонується використовувати більш надійний метод – корекцію площ на основі матриці переходів, яка враховує помилки класифікатора при ідентифікації саме змін, а не лише статичних класів.

Припустимо, що і для 2017 року точність класифікації буде теж низькою, тому що з кожним роком набір матеріалу для моделювання класифікації збільшується та покращується. Тому враховуючи мету дослідження як оцінку змін площ саме у відношенні зеленого покриття та сільськогосподарських угідь (crops), для оптимізації процесу верифікацію опорних даних для 2017 року було проведено частково. Таке рішення зумовлене специфікою змін в землекористуванні в Україні, де рекультивация, заліснення сільськогосподарських угідь проводиться нечасто і є зовсім незначним у порівнянні із зворотним переходом зелених зон в розорані ділянки. Точки, які були верифіковані як crops за 2024 рік, уточнені також за 2017 рік. Припускаючи, що built area, bare ground, water не зазнали суттєвих змін, які б вплинули на специфіку даного дослідження (не спостерігався перехід цих класів в crops при верифікації), для них класи верифікації були перенесені з даних 2024 року, як і для класів, які можна віднести до зон, вкритих рослинністю (trees, grass, flooded vegetation, shrub & scrub) [13]. Блок останніх між собою та із crops має найбільше помилок в класифікації. Тому для побудови матриці переходу блок вкритих рослинністю територій green zones (GZ) було визначено як окрему одиницю класифікації. Побудовано матриці переходів класифікації DW та верифікованих даних. Аналіз матриць переходів дозволив оцінити справжні зміни земного покриття та порівняти їх із результатами класифікації Dynamic World.

Матриця переходів верифікованих даних вважається еталоном, оскільки відображає істинні переходи, підтверджені ручною верифікацією. Більшість території в зв'язку з обмеженням вибірки пропонується вважати стабільною. Якщо DW "бачить" перехід, якого не існує або його роль незначна, така верифікація дозволяє це відкинути. Матриця переходів показує нулі для більшості переходів, що дозволяє уникнути помилкових оцінок DW і встановлювати їх площу як нульову. Ключова для цілей дослідження зміна – перехід із GZ в crops – зафіксована для 42 точок. Відсутність переходів у зворотному напрямку (з crops у GZ) та з інших класів (наприклад, water чи built area) є обмеженням даної вибірки, але узгоджується з нашим фокусом на виявленні саме цього типу змін. Такі обмеження можуть бути враховані в майбутніх дослідженнях із повною верифікацією даних за 2017 рік та покращенням точності DW чи інших наявних класифікацій на дану територію. Матриця переходів Dynamic World демонструє, що, попри попередню виявлену низьку точність класифікатора, найбільші значення переходів зафіксовані саме між класами crops та GZ. Це підтверджує наше припущення, що саме ці класи є найбільш динамічними на досліджуваній території.

Відносна стабільність класів built area, bare ground та water у класифікації DW також узгоджується з нашою гіпотезою, що основні зміни стосуються саме рослинного покриття.

За допомогою методу оцінки площі з урахуванням помилок класифікації (error-adjusted area estimation) [21] проведено неупереджене обчислення площ. Варто зазначити часткове використання методу через свідомо обраний шлях дослідження відношення лише певних класів між собою. Спершу для оцінки площі було обчислено коефіцієнт корекції для кожного переходу на основі матриць переходів, що співвідношення між кількістю переходів GZ - crops, які були верифіковані, та загальною кількістю таких переходів, які були ідентифіковані як такі класифікатором DW. Оскільки інші значення з матриці переходів верифікованих даних є нульовими, нас цікавить лише коефіцієнт GZ - crops.

Формула (2) коефіцієнта корекції:

$$C_{ij} = i/j, \quad (2)$$

де C_{ij} – коефіцієнт корекції, i – кількість точок переходу GZ - crops на основі верифікованих даних, j – кількість точок переходу GZ - crops на основі даних класифікації DW.

Коефіцієнт дорівнює 0,52. Для визначення еквіваленту переходів в площах було побудовано матрицю переходів, де ми беремо значення в пікселях (рис. 2).

Для кількісної оцінки невизначеності результатів було застосовано класичний довірчий інтервал (CI) та бутстреп-метод. Довірчий інтервал відображає можливий діапазон значень із заданим рівнем довіри, тоді як бутстреп дозволяє отримати більш гнучку оцінку без жорстких припущень щодо розподілу даних.



Рис. 2. Оцінка площ переходів на основі класифікації DW (в пікселях)

Для оцінки похибки частки переходів використовується формула (3):

$$SE(p) = \sqrt{(p(1-p))/n), \quad CI = p \pm z \cdot SE(p), \quad (3)$$

де: p – частка переходів у вибірці ($p = 42/2168 = 0,0194 \approx 2\%$), n – розмір вибірки (2168 точок), $SE(p)$ – стандартна похибка, z – квантиль нормального розподілу (для 95% інтервалу $z = 1.96$).

За вибіркою з 2168 точок ($p = 0,0194$) отримано оцінку площі переходів 9074 км² із межами інтервалу (6357; 11792 км²).

У випадках, коли спостережувані переходи містять багато нульових значень, класичний довірчий інтервал може недооцінювати рівень невизначеності. Тому доцільним є застосування бутстреп-методу, який менш залежний від припущення нормальності розподілу, оскільки базується на багаторазовому відтворенні вибірок із наявних даних. Це забезпечує ширший, але більш реалістичний інтервал і дозволяє врахувати навіть ті переходи, які у верифікованих даних відображалися як нульові.

Отримане середнє значення за бутстреп-оцінкою становить 9074 км², із довірчим інтервалом (6481; 11882), що можна розглядати як більш консервативну та надійну оцінку (рис. 3).

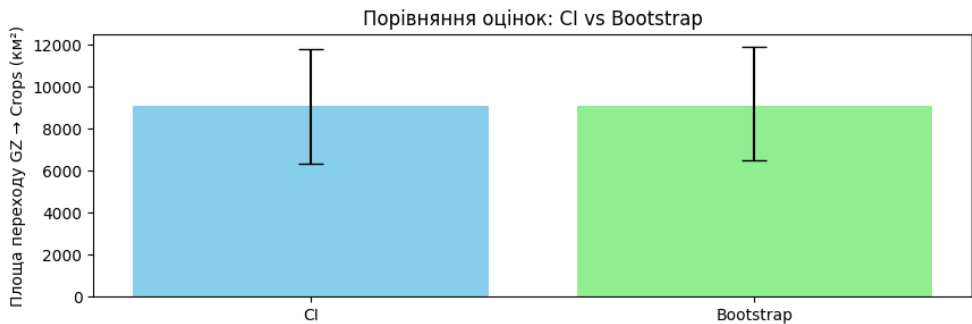


Рис. 3. Порівняння корекції площ за CI та CIboot

Для оцінки переходів від зон із природною рослинністю (GZ) до сільськогосподарських угідь (crops) застосовано три підходи. За коефіцієнтом корекції, отриманим на основі порівняння верифікованих даних і класифікації Dynamic World, площа переходів становить близько 9100 км² (910 тис. га). Використання класичного методу довірчого інтервалу (95% CI) дало оцінку 9074 км² з межами [6357; 11792 км²], що свідчить про значну невизначеність через обмеженість вибірки. Застосування бутстреп-методу дало подібний результат із середнім значенням 9181 км² та діапазоном [6481; 11882 км²]. Отримані широкі інтервали (понад 5 тис. км² різниці між нижньою та верхньою межею) відображають реальну статистичну невизначеність, зумовлену тим, що більшість можливих переходів у вибірці мали нульові значення, а основний внесок припав лише на один тип зміни (GZ → crops). Проте обґрунтовано можна припустити, що інші переходи мали б лише незначний внесок і їх врахування не збільшило б, а звузило б діапазон оцінок.

Таким чином, для подальшого аналізу використовувалося середнє значення (~9100 км²) як найбільш наближене до реального, водночас зазначаючи інтервал невизначеності. Це дозволяє поєднати наукову достовірність (через врахування CI та Bootstrap) із практичною інтерпретацією результатів. У майбутньому покращення точності класифікації та формування більш повної вибірки дозволить отримати точніші оцінки.

Висновки

Наявність класифікації землекористування по типу Dynamic World дає можливість оцінки динаміки землекористування. Це є важливим для моніторингу змін, які можуть негативно вплинути як на локальний мікроклімат, так і вносити вагомий внесок в парниковий баланс. Але навіть попри заявлену загальну точність класифікації 73%, використання таких класифікацій на регіональному рівні потребує додаткової оцінки точності та корекції. Точність була оцінена в 51% для 2024 року.

Збільшення площі сільськогосподарських угідь може негативно позначатися на мікрокліматі, запасах води в органіці тощо. За 7 років приріст до розораності 2017 року (33,5 млн га) становить 1,9%. Якщо врахувати весь довірчий діапазон, отримаємо від 1,9% до 3,6%. У відсотках до площі України маємо 56,57%–57,46%. Враховуючи, що на сьогодні дані про площі ріллі в Україні коливаються від 54% до 57%, можна стверджувати, що, спираючись на загальноприйняті показники викидів в 2-5 т/га/рік, через збільшення площі сільськогосподарських угідь на 6,400–11,700 км², потенційне збільшення викидів парникових газів може становити від 5.1 до 9.4 млн т CO₂ на рік.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ / REFERENCES

1. UNFCCC. (2024). Ukraine. National Inventory Report 2024. Retrieved from https://unfccc.int/sites/default/files/resource/Ukraine_NIR_2024.pdf
2. Koryugin, A., & Lobunets, T. (2022). The land market as a tool for activating activities in the agricultural sector. *Economy and Society*, (39). (in Ukrainian). [Корюгін, А., & Лобунець, Т. (2022). Ринок землі як інструмент активізації діяльності в аграрній сфері. *Економіка та суспільство*, (39)]. <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2022-39-46>
3. Shnaider, A. O. (2021). Problems of land reform implementation and the formation of the land market in Ukraine. *Bulletin of the NUWEE*, 1(15), 110–113. (in Ukrainian) [Шнайдер, А. О. (2021). Проблеми реалізації земельної реформи та становлення ринку землі в Україні. *Вісник НУВІП*, 1(15), 110–113].
4. Plisko, I., Bihun, O., Lebed, V., Nakisko, S., & Zalavskyi, Y. (2018). Creation of a national map of organic carbon stocks in the soils of Ukraine. *AgroChemistry and Soil Science*, 87, 57–62. <https://doi.org/10.31073/acss87-09>
5. Wedderburn-Bisshop, G. (2025). Increased transparency in accounting conventions could benefit climate policy. *Environmental Research Letters*, 20, 064001. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/adb7f2>
6. Kopittke, P. M., Dalal, R. C., McKenna, B. A., Smith, P., Wang, P., Weng, Z., van der Bom, F. J. T., & Menzies, N. W. (2024). Soil is a major contributor to global greenhouse gas emissions and climate change. *SOIL*, 10, 873–885. <https://doi.org/10.5194/soil-10-873-2024>
7. Spawn, S. A., Gibbs, H. K., & Lark, T. J. (2019). Carbon emissions from cropland expansion in the United States. *Environmental Research Letters*, 14(4), 045009. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab0399>
8. Trofymenko, P., Lyashenko, V., Trofimenko, N., & Tymoshchuk, O. (2020). Modeling of the influence of land transformation of Ukraine on the formation of CO₂ emission and assimilation and the potential of reducing its concentration in the atmosphere. *Bioresources and environmental management*, 12, 42–54. <https://doi.org/10.31548/bio2020.01.005>
9. Okhariev, V. O., & Pidsadnii, S. H. (2024). Information support of decision making for technogenic and environmental safety using geospatial data analysis. *Environmental Safety and Natural Resources*, 50(2), 115–129. <https://doi.org/10.32347/2411-4049.2024.2.115-129>

10. Karra, K., Kontgis, C., Statman-Weil, Z., Mazzariello, J. C., Mathis, M., & Brumby, S. P. (2021). Global land use/land cover with Sentinel-2 and deep learning. In *2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (pp. 4704–4707). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IGARSS47720.2021.9553499>
11. Hansen, M. C., Stehman, S. V., & Potapov, P. V. (2014). Quantification of global gross forest cover loss. *Remote Sensing of Environment*, 152, 167–185. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.01.020>
12. Çelik, D., & Altunel, A. (2025). Is Dynamic World a contender in global land-cover making race? A swift field assessment from Kastamonu, Türkiye. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 28, 205–213. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2025.04.002>
13. Brown, C. F., Brumby, S. P., Guzder-Williams, B., et al. (2022). Dynamic World, Near real-time global 10 m land use land cover mapping. *Scientific Data*, 9, 251. <https://doi.org/10.1038/s41597-022-01307-4>
14. McHugh, M. L. (2012). Interrater reliability: the kappa statistic. *Biochemia Medica*, 22(3), 276–282. <https://hrcak.srce.hr/89395>
15. Esri. (2024). Sentinel-2 Land Cover Explorer. Retrieved from <https://livingatlas.arcgis.com/landcover/>
16. Scikit-learn developers. (2024). Scikit-learn: Machine Learning in Python. Retrieved from <https://scikit-learn.org/stable/>
17. Pek, J., Wong, A., & Wong, O. (2017). Confidence intervals for the mean of non-normal distribution: Transform or not to transform. *Open Journal of Statistics*, 7, 405–421. <https://doi.org/10.4236/ojs.2017.73029>
18. Efron, B. (1979). Bootstrap methods: Another look at the jackknife. *The Annals of Statistics*, 7(1), 1–26. <https://doi.org/10.1214/aos/1176344552>
19. Chen, Z., & Zhao, S. (2022). Automatic monitoring of surface water dynamics using Sentinel-1 and Sentinel-2 data with Google Earth Engine. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 113, 103010. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.103010>
20. Stehman, S. V. (2009). Sampling designs for accuracy assessment of land cover: The status of practice. *Remote Sensing of Environment*, 113(6), 1188–1209. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.12.021>
21. Olofsson, P., Foody, G. M., Herold, M., Stehman, S. V., Woodcock, C. E., & Wulder, M. A. (2014). Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*, 148, 42–57. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.01.015>

Стаття надійшла до редакції 10.07.2025 і прийнята до друку після рецензування 15.09.2025

The article was received 10.07.2025 and was accepted after revision 15.09.2025

Охарєв Вячеслав Александрович

кандидат технічних наук, старший дослідник, старший науковий співробітник Інституту телекомунікацій і глобального інформаційного простору НАН України

Адреса робоча: Україна, м. Київ, Чоколівський бульвар, 13

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-6270-6293> **e-mail:** okhariev.vo@gmail.com

Підсадній Сергій Григорович

аспірант Інституту телекомунікацій і глобального інформаційного простору Національної академії наук України

Адреса робоча: Україна, м. Київ, Чоколівський бульвар, 13

ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0003-7406-500X> **e-mail:** sergiy.pidsadny@gmail.com