

УДК 528.8.04:004.021

Б.Я. Яйлимов, А.Ю. Шелестов, М.О. Ємельянов, О.М. Пархомчук

ВАЛІДАЦІЯ КАРТ ДЕГРАДАЦІЇ ЗЕМЕЛЬ НА ОСНОВІ ГЕОПРОСТОРОВИХ ДАНИХ

Ключові слова: супутникові дані, машинне навчання, валідація, карти деградації землі, продуктивність землі, карти вирубок лісів, карти класифікації землі, Leaf area index.

Keywords: satellite data, machine learning, validation, land degradation maps, land productivity, deforestation maps, land classification maps, Leaf area index.

Вступ

«Сталий розвиток неможливий без адекватної інформації про земну поверхню» — проголошує резолюція саміту зі сталого розвитку в Йоганнесбурзі у 2002 році. Реалізацією цього став початок створення у 2003 році всесвітньої «системи систем», покликаної оптимізувати спостереження за земною поверхнею (GEOSS) [1].

Україна бере активну участь у багатьох міжнародних проєктах з космічного моніторингу, а також займається впровадженням програм, направлених на подальший розвиток дистанційних спостережень за земною поверхнею. Серед пріоритетних напрямів подальшої співпраці є застосування в Україні інноваційних супутникових технологій відстеження показників сталого розвитку, моніторингу агроресурсів, стану довкілля в контексті формування глобальної системи систем GEOSS та її європейського сегменту EuroGEO, що також було зазначено в меті Круглого столу «Нові можливості космічних спостережень: глобальна система систем GEOSS та Україна» 11.12.2019 р. У вересні 2021 року Кабінет Міністрів прийняв рішення затвердити законопроект «Про затвердження Загальнодержавної цільової науково-технічної космічної програми України на 2021–2025 роки», в задачі якої також входить створення космічних систем спостереження за Землею та їхніх складових. В Україні поки що не існує сервісу, який поєднував би в собі інформацію про деградацію земель, ерозію, дегуміфікацію, забруднення ґрунтів тощо.

Відомо, що серед деградаційних процесів протягом останніх років на землях України домінує ерозія (44 %), дегуміфікація (23 %) та забруднення (15 %) [2].

Серед глобальних цілей сталого розвитку вказані такі, як подолання голоду, досягнення продовольчої безпеки, поліпшення харчування і сприяння сталому розвитку сільського господарства [3]. Вказані цілі важливі для України як для держави із значним аграрним потенціалом. В умовах зростання кількості населення Землі та зменшення площ, придатних до вирощування сільськогосподарських культур, важливо раціонально і ефективно використовувати земельно-ресурсний потенціал. Українські землі здатні забезпечити продуктами харчування не тільки власне населення, а й численних споживачів за її межами. Важливе значення у формуванні продовольчих систем відіграють ґрунти, їх якість, родючість, продуктивність. Серед методів, які застосовуються для оцінювання деградації земель та

індикаторів сталого розвитку 2.4.1, 15.3.1 та 15.1.1, використовують: методи машинного навчання, методи системного аналізу, методи геопросторового аналізу, засоби обробки часових рядів супутникових даних, використання хмарних обчислювальних середовищ, методи інтелектуального аналізу даних тощо. Досліджено зв'язок деградації земель з вкладом регіону у ВВП країни [4]. Продовольча безпека України в перспективі залежатиме від того, наскільки ефективно адаптується сільське господарство до кліматичних змін та нових агрокліматичних умов вирощування сільськогосподарських культур.

Основою сталого сільського господарства є ґрунтові ресурси, якість земель сільськогосподарського призначення. Згідно з даними Держгеокадастру загальна площа земель в Україні становить 60,4 млн. гектарів, із яких 70 % — це землі сільськогосподарського призначення. Понад половину території країни розорано (орні землі — 54 %), а 13 % використовується як сіножаті та пасовища. Значні території зазнають впливу антропогенної діяльності. Понад 57 % території України визначені як еродовані [2]. Інтенсивне використання земельних ресурсів, вирубка лісів призводять до зниження продуктивності ґрунтів та їх деградації [5].

Деградація земель визначається як погіршення стану, складу, функцій, продуктивності земель, що проявляється в зниженні родючості ґрунту [6]. Це є одним з найбільш серйозних викликів для сталого розвитку країни і сільського господарства, що спричиняє проблеми екологічного і соціально-економічного характеру. Деградація земель характеризується зменшенням її родючості та зниженням продуктивності для всіх типів земного покриву. Крім того, це призводить до зменшення або втрати біологічної чи економічної продуктивності орних земельних ділянок, зрошуваних орних земель або пасовищ, лісів та лісових масивів в результаті використання земель або через процеси, що виникають внаслідок діяльності людини [7].

З метою оцінки якості ґрунтів України і раціонального їх використання створено карту деградації земель. Основою побудови карт деградації землі є вегетаційні індекси, які отримуються на основі комбінацій мультиспектральних каналів супутникових знімків та біофізичного моделювання стану рослин [8]. Такими індексами є нормалізований диференційний вегетаційний індекс (NDVI, Normalized difference vegetation index), чиста первинна продуктивність (NPP, Net Primary Production), площа листяної поверхні (LAI, Leaf area index) та інші характеристики біомаси [9]. Сучасні карти деградації створюють із використанням нової методології оцінки деградації землі, що враховує продуктивність сільськогосподарських земель та ознаки деградації лісів, отримані за допомогою супутникових даних та біофізичного моделювання. Алгоритм отримання комплексної карти деградації землі з використанням трьох груп землекористування (сільськогосподарські території, ліси та необроблювані землі) детально описано в остаточному звіті проєкту Національного фонду досліджень України 2020.01/0273 «Інтелектуальні моделі і методи визначення індикаторів деградації земель на основі супутникових даних», в межах якого проводилось дослідження у 2020–2021 роках, а також у роботах [5, 6, 10].

Однак є необхідність у проведенні валідації отриманої карти, тобто підтвердженні відповідності, перевірці об'єктивності даних, отриманих за допомогою супутникових даних. Валідація карти деградації сприятиме підвищенню продуктивності використання земель регіону. Під терміном валідація (validation) розуміють процес, у результаті якого визначається точність карт, наприклад карт земного покриву, та здійснюється кількісна оцінка відповідних невизначеностей [11]. Валідація вкрай важлива, оскільки дозволяє оцінити достовірність отриманих результатів і надає потенційним користувачам оцінку якості, яка зазвичай виражена через поняття точності [5].

1. Постановка задачі

У роботах [5, 6] запропоновано новий підхід до побудови карти деградації земель для території України, проте є необхідність її валідації. Важливою складовою для цієї методології є карта класифікації земного покриву, яка містить три основні класи, що в цілому покривають 90 % площі України, — сільськогосподарські культури, необроблені землі, ліси, а також і інші класи (штучні об'єкти, відкритий ґрунт, водні об'єкти, болота) [12, 13]. Карта повинна містити не лише коректну класифікацію на сільськогосподарські та несільськогосподарські класи, а також включати й основні класи сільськогосподарських культур (соняшник, кукурудза, зернові, ріпак, соя) для досліджуваної території. Продуктивність сільськогосподарських земель залежить від метеорологічних умов, клімату, типу та стану ґрунтів, агроменеджменту та дотримання аграрних норм. Кожний із цих показників так чи інакше має відображення в даних дистанційного зондування Землі. Зокрема, індекс LAI може бути використаний як індикатор фактичного стану рослинності на території, що представляє інтерес. Тому виникає необхідність провести оцінку точності біофізичних параметрів, що використовувалися під час створення карти деградації, аналіз точності трьох окремих складових на незалежних наборах даних для розуміння точності карт деградації земель. Для цього визначимо необхідні метрики для основних компонент карти деградації.

2. Визначення метрик оцінювання основних компонент карт деградації

Методологія побудови комплексної карти деградації полягає у застосуванні окремого методу оцінки якості землі для трьох основних груп земного покриву — сільськогосподарські землі (які містять в собі основні мажоритарні культури — зернові, соняшник, кукурудза, ріпак та соя), необроблені землі (луки та пасовища) та ліси. Для кожної сільськогосподарської культури будується карта продуктивності на основі різниці між реальними картами індексу LAI за допомогою даних MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer), а також «ідеальні» модельні карти LAI, які отримано за моделлю з відкритим кодом WOFOST (World Food Studies Simulation Model). Для необроблених територій карта продуктивності будується з використанням тренду вегетаційного індексу NDVI на основі часових рядів супутникових даних Sentinel-2. Використання порогової сегментації до карт продуктивності сільськогосподарських та необроблених земель дає можливість отримати карти деградації для цих типів земного покриву. Як показник деградації лісової території розглядатимемо наявність вирубок на цій території.

Враховуючи описану методологію побудови комплексної карти деградації для території України, в даній роботі запропоновано провести валідацію основних компонент, на яких базується отримання карти деградації. Зокрема це карти класифікації земного покриву, продуктивності та вирубок. Нижче розглянемо основні метрики та результати.

2.1. Метрики оцінювання якості карт класифікації. Інформація щодо типів вирощуваних культур надається в карті класифікації та використовується для побудови растрової карти біофізичних показників. Тому від точності карти земного покриву залежить якість розрахунку подальших продуктів. Один із методів оцінки точності карти класифікації — порівняння статистичних даних з отриманими площами посівів за супутниковими даними, що може здійснюватися з використанням метрики статистичного аналізу коефіцієнта кореляції r [14]:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (s_i - s)(p_i - p)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (s_i - s)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - p)^2}},$$

де s_i — площа сільськогосподарських культур за супутниковими даними, p_i — площа за статистичними даними, s і p — середнє арифметичне за статистичними та супутниковими даними відповідно, n — кількість регіонів.

Для оцінки точності також використовують коефіцієнт детермінації R^2 між статистичною площею основних культур і площею за супутниковими даними:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (p_i - \hat{s}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (p_i - p)^2}$$

Крім того, стандартними характеристиками якості методів класифікації є матриця невідповідності

$$C = \{n_{ij} \mid i, j = 1, \dots, N\},$$

де N — кількість класів, n_{ij} — кількість елементів i -го класу валідаційної вибірки, класифікованих як j , а також точність користувача (UA, User accuracy), точність виробника (PA, Producer accuracy), загальна точність (OA, Overall accuracy), які можуть бути обчислені на основі матриці невідповідності:

$$PA_j = \frac{n_{jj}}{n_{+j}}, \quad UA_i = \frac{n_{ii}}{n_{i+}}, \quad OA = \frac{\sum_{k=1}^N n_{kk}}{M},$$

де $n_{+j} = \sum_{i=1}^N n_{ij}$, $n_{i+} = \sum_{j=1}^N n_{ij}$, M — кількість елементів у валідаційній вибірці [15].

2.2. Метрики оцінювання якості карт продуктивності. Для оцінки деградації землі необхідно оцінити продуктивність землі та проаналізувати її зміни в часі. Оскільки продуктивність землі оцінюється в результаті обчислення різниць інтегралів графіків зміни LAI від дня посадки культури до дня зрілості із застосуванням біофізичних моделей CGMS (Coordination Group for Meteorological Satellites) і WOFOST [16] та карти, отриманої на основі супутникових даних, то варто оцінити модельні значення LAI. Для цього застосуємо коефіцієнт кореляції r між значеннями індексу LAI, отриманими за допомогою моделювання з використанням програмного фреймворку CGMS, та результатами прямих наземних вимірів індексу LAI, зібраними безпосередньо на сільськогосподарських полях. При цьому тестові поля для здійснення вимірів LAI обрано на території тестових полігонів JECAM (Joint Experiment of Crop Assessment and Monitoring — Міжнародна мережа полігонів сільськогосподарського призначення) [14, 17]. Мережа полігонів JECAM [18] наведена на рис. 1; розташування тестового полігону JECAM в Україні — на рис. 2. Це зумовлено тим, що Україна протягом останніх десяти років бере активну участь у міжнародних експериментах по крос-валідації даних наземних вимірів та геопросторових продуктів, які отримуються на їх основі.

Для здійснення наземних вимірів індексу LAI використано наступний підхід:

- обрано мажоритарні сільськогосподарські культури, які представляють інтерес;
- для кожної культури сформовано перелік полів, на яких проводився збір (in-situ);
- на кожному з полігонів у декількох точках (12–13 штук) проведено фотографування у позиції «зверху вниз вертикально» для невисоких культур (пшениця, соя) або «знизу вгору вертикально» для високих культур (кукурудза, соняшник) з використанням цифрового фотоапарату з об'єктивом типу fish-eye з кутом огляду 180°;

- для кожного знімка обчислено значення індексу LAI за допомогою програмного продукту CAN-EYE [14, 19];
- систематизовано отримані наземні виміри (GPS-координати тестової точки, тип культури, дата, обчислений індекс LAI) шляхом їх запису в таблицю (xls) та в .shp-файл з додаванням відповідних колонок.



Рис. 1

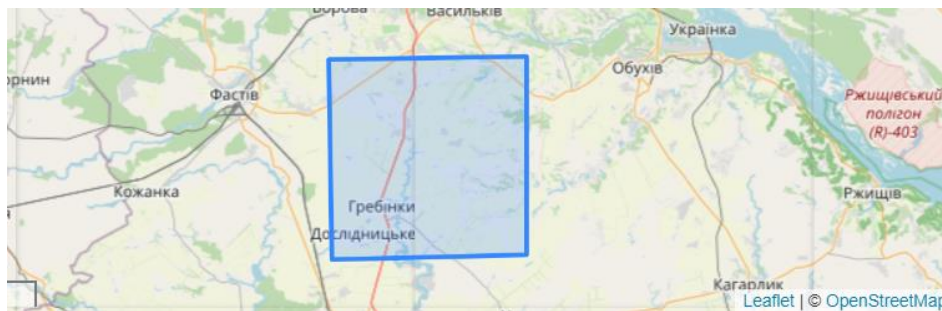


Рис. 2

Для підтвердження достовірності LAI проведемо порівняння їх даних на основі супутникових даних, модельних із використанням WOFOST та даних на основі наземних досліджень.

2.3. Метрики оцінювання якості карт вирубок лісів. Одним із показників деградації лісової території є вирубки лісів. Для оцінювання якості отриманої маски вирубок необхідно оцінити точність моделі (зокрема, нейронної мережі U-Net), що використовувалася, а також ті характеристики, що і для карти класифікації земного покриття [20].

Усі зазначені показники розраховані лише для класу «вирубка лісу». Слід зауважити, що в процесі оцінювання точності результатів класифікації, отриманих на основі використання нейронної мережі U-Net, є те, що для її навчання використано результати фотоінтерпретації супутникових даних високої роздільної здатності. При такому підході форма і площа розрахункових полігонів не повністю співпадають з реальними прикладами вирубок. Тому для підвищення точності вхідних даних, які використано для навчання мережі, застосовані збільшені крайові межі полігонів. Інша проблема, яка призводить до зниження точності, — це кут сонця, різний за різні роки. Цей кут

створює ефект затінення для тих територій, які не вкриті високою рослинністю. Найнижча точність зазвичай має місце взимку, коли кут сонця є найменшим, а метеорологічні умови призводять до відсутності оптичних зображень. В свою чергу карти на основі радарних зображень SAR мають ще одну проблему, так звану «тінь» SAR [21]. Зазвичай це можна побачити на нерівнинних територіях суші, коли пагорби або гори затіняють окремі ділянки суші, що знижує точність виявлення вирубок на них.

Часто для задач сегментації більш ефективним є навчання нейронної мережі з підвищенням коефіцієнта точності, в ролі якого можна використовувати функцію втрат Жаккарда (Jaccard loss) [22, 23]:

$$Jaccard = 1 - \frac{1}{N_c} \sum_{c=1}^C \frac{|Y_c \cap P_c|}{|Y_c \cup P_c|}.$$

Іншим варіантом для задач сегментації з незбалансованим розподілом зразків у навчальній вибірці є функція втрат DI (Dice loss), яку можна обчислити двома способами:

$$Dice = 1 - \frac{2}{N_c} \sum_{c=1}^C \frac{|Y_c \cap P_c|}{|Y_c| + |P_c|} \text{ або } Dice = 1 - \frac{2}{N_c} \sum_{c=1}^C \frac{\alpha_c |Y_c \cap P_c|}{\alpha_c (|Y_c| + |P_c|)},$$

де α_c — коефіцієнт, що характеризує ступінь впливу класу (як правило, задають

$$\alpha_c = 1 \text{ або } \alpha_c = \frac{N_c}{N}).$$

3. Оцінювання основних компонент карт деградації

3.1. Оцінювання якості карт класифікації. На основі наведених вище метрик оцінено точність карт класифікації земного покриву, які використано при побудові карти деградації земель. На рис. 3 наведено карти класифікації для території України за 2016–2021 рр., отримані за допомогою авторського методу [24–26] (легенда до них наведена на рис. 4).

Після побудови карти класифікації її точність потрібно перевірити на незалежних тестових даних шляхом побудови матриці невідповідності. Оцінку точності карт класифікації за 2016–2021 рр. наведено в табл. 1.

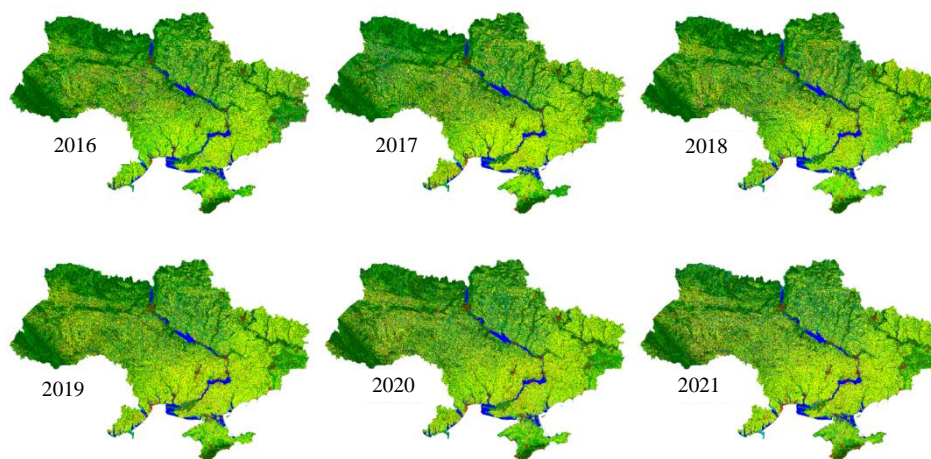


Рис. 3

Штучні об'єкти	Необроблювані землі
Ріпак	Відкритий ґрунт
Гречка	Водні об'єкти
Кукурудза	Болото
Цукровий буряк	Зернові культури
Соняшник	Горох
Соя	Люцерна
Інші культури	Сад
Ліс	Виноград

Рис. 4

Таблиця 1

	ОА карт класифікації для України					
	2016	2017	2018	2019	2020	2021
Штучні об'єкти	84,7	79,4	78,3	78,7	79,1	80,8
Зернові культури		97,9	98,8	98,8		
Пшениця	89,3				93,3	97,9
Ячмінь	52,6				84,2	92,8
Гречка				83,5	58,1	87,8
Ріпак	88,9	96,2	99,1	98,1	95,6	99,2
Кукурудза	91,6	95,7	96,9	98	96,1	98,2
Буряк	89,9	97,9	95,5	97,9	85,4	91
Горох	47,6	92,9	92,9	74,3	85,8	86
Соняшник	94,9	98,2	98	98,7	96,9	98,9
Соя	77,4	87,3	92,3	93,3	85,8	93,9
Ліс	98,7	99,7	99,8	90,6	92,1	93,4
Вода	98	99	99	99,1	99	99
Луг	74,5	88,1	94,7	83,6	87,5	88
Відкритий ґрунт	92,1	89,6	77,4	64,1	70,4	80
Болото	53,9	71,6	73,3	84,9	86,3	77
Люцерна				72,3	71,8	72
Інші культури			66,8	50,2	45,4	66,8
Загальна точність (Overall accuracy — ОА)	87,1	96,7	97,3	96,2	91,6	98,3

Як видно з табл. 1, точність класифікації сільськогосподарських культур в середньому вища за 90 %. Меншу точність отримано для лугів та боліт, що традиційно складно класифікувати, оскільки ці класи, які часто плутають з іншими класами сільськогосподарських культур, мають схожі з ними біофізичні характеристики.

Проведено також порівняння отриманих площ основних сільськогосподарських культур, а саме пшениці, кукурудзи, соняшника, зі статистичними даними та підраховано відповідні коефіцієнти кореляції r та детермінації R^2 . Так, коефіцієнт кореляції для досліджуваних культур склав 0,8–0,9, а регресійний показник R^2 — 0,7–0,8 [27]. Аналізуючи ці показники, можна зробити висновок, що карти класифікації на рівні країни несуть достовірну інформацію та можуть бути використані державними органами влади разом з офіційними статистичними даними щодо посівних площ [28].

3.2. Валідація карт продуктивності сільськогосподарських земель на основі наземних вимірів. На продуктивність сільськогосподарських земель впливають

аграрні норми, метеорологічні умови, агроменеджмент та ін. Кожний із цих показників оцінюється за допомогою даних дистанційного зондування Землі. Зазначимо, що індекс LAI може використовуватися як індикатор фактичного стану рослинності на окремій території.

Оцінка точності карт LAI (CGMS) ґрунтується на порівнянні значень індексу LAI, змодельованих за допомогою програмного фреймворку CGMS, з даними наземних вимірів LAI, зібраними шляхом проведення наземних вимірів. Для порівняння біофізичного індексу LAI використано дані з декількох джерел (наземні (in-situ), MODIS [29], WOFOST). Як культури обрано озиму пшеницю, сою та кукурудзу. Оскільки наземні виміри LAI проводилися з 2016 р. по території Київської області, саме ці полігони й обрані для подальшої роботи. Результати проведених порівнянь представлені на рис. 5–7.

Як видно із представлених гістограм, характери часової залежності індексів LAI схожі та відповідають розвитку культур, проте діапазони значень не завжди однакові. Підвищення значення LAI на початку сезону за даними MODIS (соя та кукурудза) можна пояснити низьким просторовим розрізненням (500 м).

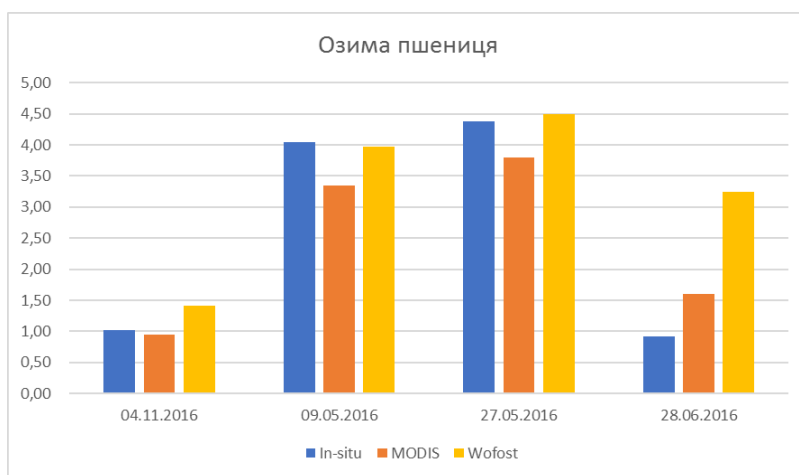


Рис. 5

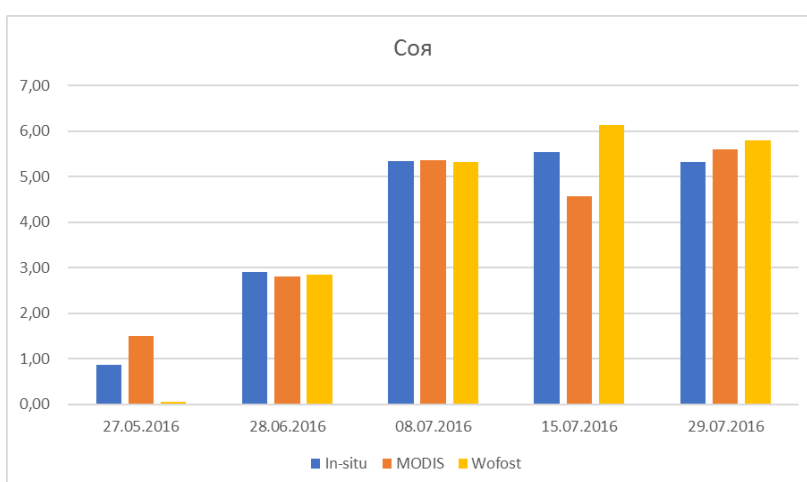


Рис. 6

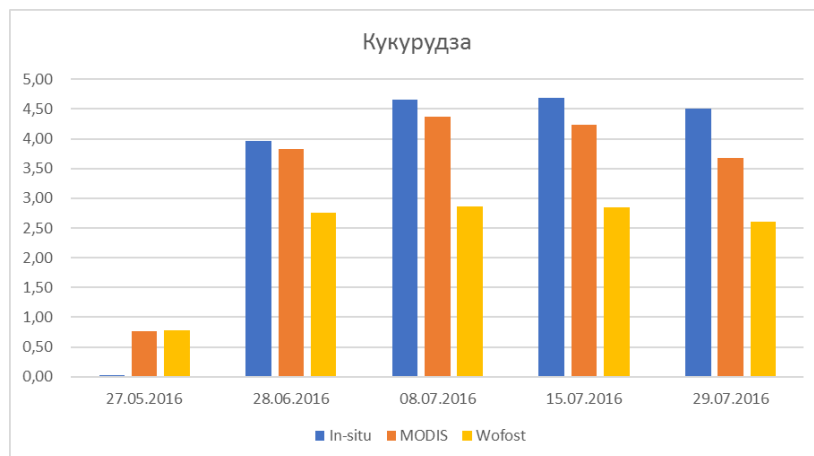


Рис. 7

Для модельних даних WOFOST, що мають правильну тенденцію, необхідна точна інформація про дату посіву культури, цвітіння та повної стиглості, а дані MODIS можуть бути використані як орієнтир для будь-якої зони інтересу. Достовірність результатів також підтверджується отриманими коефіцієнтами кореляції та детермінації наземних даних із супутниковими та модельними (табл. 2).

Таблиця 2

Культура	Коефіцієнт кореляції r		Коефіцієнт детермінації R^2	
	In-situ дані із MODIS	In-situ дані із WOFOST	In-situ дані із MODIS	In-situ дані із WOFOST
Озима пшениця	0,77	0,82	0,60	0,67
Соя	0,73	0,77	0,53	0,59
Кукурудза	0,92	0,97	0,84	0,94

3.3. Оцінювання якості карт вирубок лісів. Як зазначено вище, для нейронної мережі U-Net, яку використано для виявлення вирубок, крім оцінки точності саме нейронної мережі, необхідно оцінити різні функції втрат (loss functions).

Результати експериментів з різними комбінаціями вхідних даних та функціями втрат наведені в табл. 3. Використані умовні позначення наведено нижче.

- S1 — дані тільки з Sentinel-1,
- S2 — дані тільки з Sentinel-2,
- S1+S2 — об'єднання даних з Sentinel-1 та Sentinel-2,
- CE — крос-ентропія,
- Jaccard — функція втрат Жаккарда,
- Dice — функція втрат Dice loss,
- FL — функція втрат Focal loss.

Результати апробації підтверджують загальноприйняті рекомендації про те, що оптичні дані більше підходять для моніторингу лісових господарств та задач виявлення вирубок лісів (F1-score та IoU (Intersection-Over-Union) вищі для літнього зображення S2 порівняно з літнім зображенням S1). У той же час об'єднання даних S1+S2 дало найбільш точні результати: F1 = 70,2, IoU = 0,54, хоча перевага S1+S2 перед S2 незначна [30].

Таблиця 3

	Літо S1 CE	Літо S2 CE	Літо S1+S2 CE	Зима S1 CE	Зима S1 Jaccard	Зима S1 DL	Зима S1 FL
UA	64,8	64,5	66,4	69,8	64,0	47,6	29,2
PA	40,3	73,0	74,3	45,5	10,7	44,4	59,6
F1-score	49,7	68,5	70,2	55,1	18,3	45,9	39,2
IoU	0,33	0,52	0,54	0,38	0,10	0,30	0,24

Порівняння різних функцій втрат для задачі сегментації, що розглядалася, показує, що, незважаючи на той факт, що функція втрат Жаккарда (Jaccard loss) дає близькі до CE (Cross-Entropy) результати за метрикою UA, всі інші метрики для неї є гіршими. У той же час функція втрат DL (Dice loss) забезпечує кращі результати порівняно із функцією втрат Жаккарда. Крім того, всі показники збалансовані.

F1 показує гірші результати порівняно з Dice loss (F1-score = 39,2, IoU = 0,24), до того ж метрики не збалансовані між собою, на відміну від Dice loss.

Використання наведеного вище підходу дозволяє виявляти нові вирубки лісів з високою точністю. Цей підхід має низький рівень хибно позитивних спрацювань, що дає підстави вважати його надійним та практично застосовним. У табл. 4 наведено метрики точності (F1-score та IoU) виявлення вирубок за супутниковими знімками при використанні стандартної моделі U-Net, модифікації U-Net та ансамблю цих двох моделей. Точність оцінювалась на тестовій вибірці з 4000 тестових регіонів, які не використовувались для навчання нейронної мережі.

Таблиця 4

Метрика	U-Net	U-Net з Efficientnet B3	Ансамбль
IoU	0,679	0,714	0,760
F1-score	0,601	0,630	0,673

Оскільки навчальна та тестова вибірки створені вручну на основі даних з високим просторовим розрізненням, ці вибірки містять неточності. Крім того, необхідно враховувати також той факт, що територія вирубки лісу сама по собі не є однорідним об'єктом і її межі змінюються дуже швидко через природне відновлення лісів або, навпаки, розширення площі вирубки. З урахуванням вищенаведеного точність запропонованих моделей є досить високою.

4. Валідація карт деградації землі для України

На рис. 8 наведено карти деградації для України за 2016–2020 рр., побудовані на основі запропонованої методології.

З аналізу отриманих карт можна зробити наступні висновки:

- на території Полісся в 2016 р. наявна деградація території (вирубки), яка зникає в 2017–2019 рр. і повторно з'являється у 2020 р.,
- на території Дніпропетровської області у 2018 р. спостерігається суттєва кількість деградованих територій. Відповідно до карт класифікації основною культурою на зазначеній території є пшениця. В табл. 5 наведено дані Державної служби статистики України [28] щодо врожайності зернових культур на території Дніпропетровської області за 2017–2019 рр. [28].

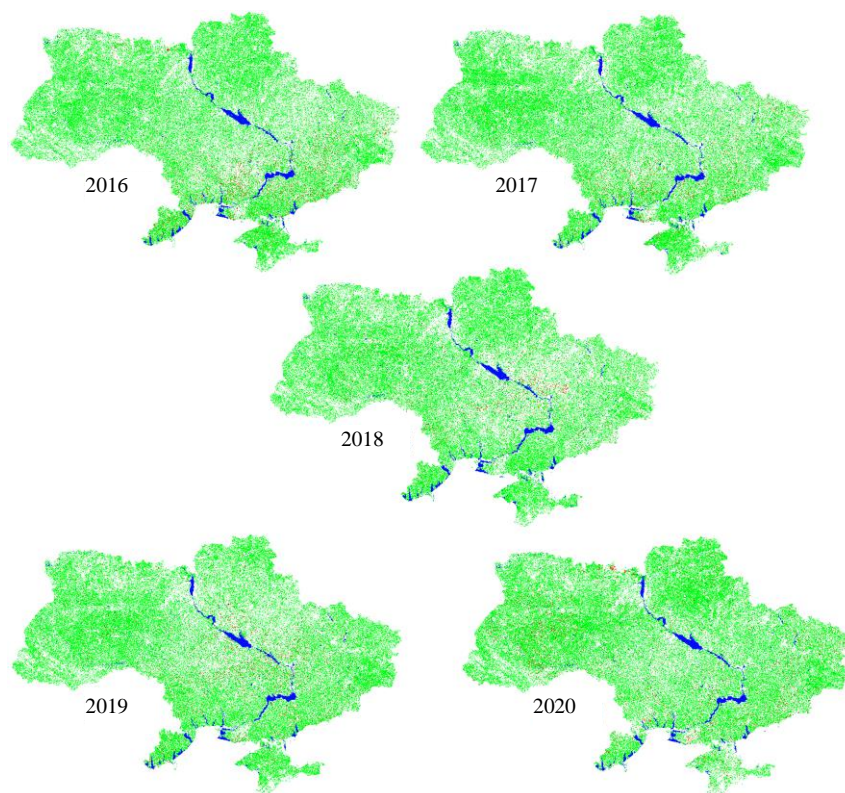


Рис. 8

Таблиця 5

	Врожайність зернових, ц/га		Відношення врожайностей
	Дніпропетровська обл.	Вся Україна	
2017	31,9	42,5	75,06 %
2018	31,1	47,4	65,61 %
2019	38,1	49,1	77,60 %

З табл. 5 видно, що у 2018 р. в Дніпропетровській області дійсно спостерігалось зниження врожайності зернових культур, що підтверджує коректність отриманих карт деградації.

Висновок

В даній роботі запропоновано комплексний метод оцінки карт деградації земель на основі аналізу змін земного покриття, деградації лісів та зменшення продуктивності сільськогосподарських земель.

Для оцінки достовірності результатів виконано валідацію трьох основних складових, що використовуються при побудові карти деградації, — карта класифікації земного покриття, карта продуктивності землі, карта вирубок лісів. Карта класифікації включає п'ять основних класів сільськогосподарських культур для України з просторовим розрізненням 10 м, має значення коефіцієнт Каппа $K = 0,9$ та точність користувача 91,5 % на незалежному наборі валідаційних даних. Для перевірки моделі WOFOST розраховано кореляцію між фактичною врожайністю та отриманими значеннями біомаси з урахуванням обмеження по кількості води (water limited biomass) для всіх регіонів України за 2017 рік на стадії зрілості сільськогосподарських культур. Середнє значення коефіцієнта кореляції становить 0,72, при цьому для сої воно є максимальним (0,88), а для озимої пшениці — мінімальним (0,58).

Результати валідації карти деградації демонструють застосовність розробленого методу [5, 6], що дозволяє будувати карти деградації з просторовим розрізненням 10 м, які можуть бути корисними, зокрема, для планування заходів щодо досягнення нейтрального рівня деградації земель відповідно до міжнародних зобов'язань України. З огляду на те, що для отримання геопросторових продуктів запропоновано дані з просторовим розрізненням 10 м, у подальшому буде також досліджено питання оптимізації часового ряду на основі, зокрема, методів оцінювання, наведених в [31].

Б.Я. Яйлимов, А.Ю. Шелестов, М.О. Ємельянов, О.М. Пархомчук

ВАЛІДАЦІЯ КАРТ ДЕГРАДАЦІЇ ЗЕМЕЛЬ НА ОСНОВІ ГЕОПРОСТОРОВИХ ДАНИХ

На сьогоднішній день у відкритому доступі є велика кількість супутникових даних та продуктів на їх основі. Інтегруючи їх з різномірною соціально-економічною інформацією та картами ґрунтів, модельними біофізичними даними із застосуванням сучасних методів машинного навчання та сучасних підходів до обробки геопросторових даних, маємо можливість створювати карти деградації землі. Оскільки при створенні карти деградації основними інтелектуальними складовими є карти класифікації, карти продуктивності та карти вирубки лісів, то саме ці три продукти впливають на загальну достовірність результатів. Для їх валідації у роботі визначено необхідні метрики якості, а також проведено відповідні розрахунки. При оцінці карти земного покриву використано тестові незалежні дані для побудови матриці невідповідності, а також виконано порівняння отриманих площ основних сільськогосподарських культур зі статистичними даними. Продуктивність сільськогосподарських земель оцінено за допомогою часового ряду карт класифікації земного покриву, біофізичного моделювання розвитку рослин Crop Growth Modeling System (CGMS), а також біофізичних параметрів росту рослин із використанням супутникових даних і біофізичних моделей розвитку рослин. Оцінка точності карт LAI (CGMS) ґрунтується на порівнянні значень індексу Leaf area index (LAI), змодельованих за допомогою програмного фреймворку CGMS, з даними наземних вимірів LAI, зібраними шляхом проведення наземних досліджень. Проведено чисельні експерименти для оцінки якості моделей та результатів карт вирубок лісів на незалежній тестовій вибірці, яка не використовувалась на етапі навчання нейронної мережі. Також проаналізовано карти деградації за декілька років та проведено їх валідацію відносно врожайності, зокрема для регіону, що зазнав значних змін, на території України.

B.Ya. Yailymov, A.Yu. Shelestov, M.O. Yemelyanov, O.M. Parkhomchuk

VALIDATION OF LAND DEGRADATION CARDS ON THE BASIS OF GEOSPATIAL DATA

Today there is a lot of satellite data and products based on it in the public domain. By integrating them with heterogeneous socio-economic information and soil maps, model biophysical data using modern machine learning methods and modern approaches to geospatial data processing, it becomes possible to create maps of land degradation. Considering that classification maps, productivity maps and deforestation maps are the main intellectual components to create a degradation map, it is these products that affect the overall reliability of the results. For their validation, the necessary quality metrics are determined in the work, and the corresponding calculations are made. To evaluate the land cover map, independent test data were used to build a confusion matrix, and the obtained areas of the main crops were compared

with statistical data. Agricultural land productivity was estimated using time series land cover classification maps and Crop Growth Modeling System (CGMS) biophysical plant development, as well as biophysical plant growth parameters using satellite data and biophysical plant development models. The LAI Map Accuracy Assessment (based on CGMS) is based on the comparison of Leaf Area Index (LAI) values modeled using the CGMS software framework with LAI ground measurement data collected through ground surveys. Numerous experiments were carried out to assess the quality of models and the results of deforestation maps on an independent test sample, which was not used at the neural network training stage. Degradation maps for several years were also analyzed and their validation was carried out with respect to productivity, in particular for the region that has undergone significant changes for the territory of Ukraine.

1. Global Earth Observation System of Systems (GEOSS). URL: [https:// earthobservations.org/geoss.php](https://earthobservations.org/geoss.php).
2. State Service of Ukraine for Geodesy, Cartography and Cadastre. URL: <https://land.gov.ua/>.
3. UNEP. GEO-4: Global environmental outlook. Environment for development. United Nations Environ. Programme, Nairobi. 2007. URL: <https://wedocs.unep.org/handle/20.500.11822/7646;jsessionid=8B2BA9576DF7011BA5CBAB64CD88B1BD>.
4. Satellite data reveal cropland losses in South-Eastern Ukraine under military conflict. S. Skakun, C.O. Justice, N. Kussul, A. Shelestov, M. Lavreniuk. *Front. Earth Sci.* 2019. **7**, Art. 305. DOI: 10.3389/feart.2019.00305 2019.
5. Kussul N., Shumilo L., Garanis L. Relationships between land degradation and climate change vulnerability of agricultural water resources. *2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. Brussels (virtual format). 2021. P. 747–750. DOI: 10.1109/IGARSS47720.2021.9553489.
6. Land degradation estimation from global and national satellite based datasets within UN program. N. Kussul, A. Kolotii, A. Shelestov, B. Yailymov, M. Lavreniuk. *In 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*. 2017. **1**. P. 383–386. DOI: 10.1109/IDAACS.2017.8095109.
7. Metadata of SDG 15.3.1. URL: <https://unstats.un.org/sdgs/metadata/files/Metadata-15-03-01.pdf>.
8. Mediterranean desertification and land degradation: mapping related land use change syndromes based on satellite observations. J. Hill, M. Stellmes, T. Udelhoven, A. Röder, S. Sommer *Global and Planetary Change*. 2008. **64**, N 3–4. P. 146–157. DOI: 10.1016/j.gloplacha.2008.10.005.
9. Leaf area index. URL: <http://www.fao.org/3/i0197e/i0197e15.pdf>.
10. Land cover changes analysis based on deep machine learning technique. N. Kussul, N. Lavreniuk, A. Shelestov, B. Yailymov, I. Butko. *Journal of Automation and Information Sciences*. 2016. **48**, N 5. P. 42–54. DOI: 10.1615/JAutomatInfScien.v48.i5.40.
11. Developments in the validation of satellite sensor products for the study of the land surface. C. Justice, A. Belward, J. Morisette, P. Lewis, J. Privette, F. Baret. *International Journal of Remote Sensing*. 2000. **21**, N 17. P. 3383–3390. DOI: 10.1080/014311600750020000.
12. Kussul N., Lavreniuk M., Shumilo L. Deep recurrent neural network for crop classification task based on Sentinel-1 and Sentinel-2 imagery. *IGARSS 2020–2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Waikoloa, HI, USA. P. 6914–6917. DOI: 10.1109/IGARSS39084.2020.9324699.
13. Shumilo L., Kussul N., Lavreniuk M. U-net model for logging detection based on the Sentinel-1 and Sentinel-2 data. *2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. 2021. Brussels (virtual format). P. 4680–4683. DOI: 10.1109/IGARSS47720.2021.9554885.
14. Biophysical parameters mapping within the SPOT-5 take 5 initiative. A. Shelestov, A. Kolotii, S. Skakun, B. Baruth, R. Lopez Lozano, B. Yailymov. *European Journal of Remote Sensing*. 2017. **50**, N 1. P. 300–309. DOI: 10.1080/22797254.2017.1324743.
15. Impact of SAR data filtering on crop classification accuracy. M. Lavreniuk, N. Kussul, M. Meletsy, V. Lukin, S. Abramov, O. Rubel. *IEEE First Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON)*. 2017. P. 912–917. DOI: 10.1109/UKRCON.2017.810038.
16. A regional implementation of WOFOST for calculating yield gaps of autumn-sown wheat across the European Union. H. Boogaard, J. Wolf, I. Supit, S. Niemeier, M. van Ittersum. *Field Crops Research*. 2013. **143**. P. 130–142. DOI: doi.org/10.1016/j.fcr.2012.11.005.

17. A comparison between support vector machine and water cloud model for estimating crop Leaf Area Index. M. Hosseini, H. McNairn, S. Mitchell, L.D. Robertson, A. Davidson, N. Ahmadian, ... I. Becker-Reshef. *Remote Sensing*. 2021. **13**, N 7. P. 1–20. DOI: 10.3390/rs13071348.
18. JECAM (Joint Experiment for Crop Assessment and Monitoring). URL: <http://jecam.org/map/>.
19. CAN-EYE. URL: <https://www6.paca.inrae.fr/can-eye/>.
20. Shumilo L., Lavreniuk M., Bilokonska Yu., Yailymov B. Remote sensing approaches for deforestation identification in Ukraine. *IEEE 5th International Symposium on Smart and Wireless Systems within the Conferences on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS-SWS)*. 2020. P. 1–4. DOI: 10.1109/IDAACS-SWS50031.2020.9297054.
21. Li H., Yu X., Tang Y., Wang X. Shadow detection in SAR images based on greyscale distribution, a saliency model, and geometrical matching. *International Journal of Remote Sensing*. 2020. **41**, N 19. P. 7446–7471. DOI: 10.1080/01431161.2020.1760394.
22. Jadon S. A survey of loss functions for semantic segmentation. In *2020 IEEE Conference on Computational Intelligence in Bioinformatics and Computational Biology (CIBCB)*. 2020. P. 1–7. DOI: 10.1109/CIBCB48159.2020.9277638.
23. Optimizing the dice score and jaccard index for medical image segmentation: Theory and practice. J. Bertels, T. Eelbode, M. Berman, D. Vandermeulen, F. Maes, R. Bisschops, M.B. Blaschko. In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Cham : Springer. 2019. P. 92–100. DOI: 10.1007/978-3-030-32245-8_11.
24. Exploring google earth engine platform for big data processing: classification of multi-temporal satellite imagery for crop mapping. A. Shelestov, M. Lavreniuk, N. Kussul, A. Novikov, S. Skakun. *Frontiers in Earth Science*. 2017. **5**. DOI:10.3389/feart.2017.00017.
25. Cloud approach to automated crop classification using Sentinel-1 imagery. A. Shelestov, M. Lavreniuk, V. Vasiliev, L. Shumilo, A. Kolotii, B. Yailymov, N. Kussul, H. Yailymova. *IEEE Transactions on Big Data*. 2020. **6**, N 3. P. 572–582. DOI: 10.1109/TBDATA.2019.2940237.
26. Deep learning approach for large scale land cover mapping based on remote sensing data fusion. N. Kussul, A. Shelestov, M. Lavreniuk, I. Butko, S. Skakun. *2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. 2016. P. 198–201. DOI: 10.1109/IGARSS.2016.7729043.
27. Emelyanov M., Yailymova H., Shelestov A., Yailymov B. Intellectual analysis of major crops area due to climate changes in Ukraine. In *IEEE EUROCON 2021*. Lviv, 6–8 July 2021. P. 192–196. DOI: 10.1109/EUROCON52738.2021.9535607.
28. State statistics service of Ukraine. URL: <http://www.ukrstat.gov.ua/>
29. Evaluation of MODIS LAI/FPAR product collection 6. Part 1: Consistency and improvements. K. Yan, T. Park, G. Yan, C. Chen, B. Yang, Z. Liu, ... R.B. Myneni. *Remote Sensing*. 2016. **8**, N 5. 359 p. DOI: doi.org/10.3390/rs8050359.
30. Shumilo L., Kussul N., Lavreniuk M. *2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. Brussels (virtual format). 2021. P. 4680–4683. DOI: 10.1109/IGARSS47720.2021.9554885.
31. Азарсков В.Н., Блохин Л.Н., Житецкий Л.С., Куссуль Н.Н. Робастные методы оценивания, идентификации и адаптивного управления. Київ : Вид-во Національного авіаційного ун-ту МОН України, 2004. 498 с.

Отримано 09.02.2022