УДК 528.88:004.032.26:004.93'1:631.147; JEL classification:
DOI: https://doi.org/10.36887/2415-8453-2024-2-22

Виноградено Сергій Олександрович,
кандидат економічних наук, доцент, доцент кафедри управління земельними ресурсами, геодезії та кадастру, Державний біотехнологічний університет

Кульбака Олеся Михайлівна,
кандидат економічних наук, доцент, доцент кафедри автомобільних доріг, геодезії та землеустрою, Український державний університет науки і технологій

Кульбака Віктор Михайлович,
кандидат економічних наук, доцент, доцент кафедри автомобільних доріг, геодезії та землеустрою, Український державний університет науки і технологій

Грек Марія Олександрівна, кандидат технічних наук, асистент кафедри управління земельними ресурсами, геодезії та кадастру, Державний біотехнологічний університет

Vynohradenko Serhii,
PhD in Economics, Associate Professor of the Department Land Management, Geodesy and Cadastre, State Biotechnological University, https://orcid.org/0000-0002-8520-6504

Kulbaka Olesia,
PhD in Economics, Associate Professor of the Department of Highways, Geodesy and Land Management, Ukrainian State University of Science and Technologies, https://orcid.org/0000-0002-6066-8112

Kulbaka Viktor, PhD in Economics, Associate Professor of the Department of Highways, Geodesy and Land Management, Ukrainian State University of Science and Technologies, https://orcid.org/0000-0003-3634-4334

Hrek Mariia, PhD in Technical Sciences, Assistant of the Department Land Management, Geodesy and Cadastre, State Biotechnological University, https://orcid.org/0000-0001-8243-8273

КАРТОГРАФУВАННЯ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ УГІДЬ НА ОСНОВІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ З ВИКОРИСТАННЯМ ДАНИХ SENTINEL-2 ТА LANDSAT-8
MAPPING OF AGRICULTURAL LAND BASED ON NEURAL NETWORKS USING SENTINEL-2 AND LANDSAT-8 DATA

Виноградено С. О., Кульбака О. М., Кульбака В. М., Грек М. О. Картографування сільськогосподарських угідь на основі нейронних мереж з використанням даних SENTINEL-2 та LANDSAT-8. *Український журнал прикладної економіки та техніки*. 2024. Том 9. № 2. С. 134-140.

Vynohradenko S., Kulbaka O., Kulbaka V., Hrek M. Mapping of agricultural land based on neural networks using SENTINEL-2 and LANDSAT-8 data. *Ukrainian Journal of Applied Economics and Technology*. 2024. Volume 9. № 2, pp. 134-140.

Сільське господарство є основою економіки Харківської області, а оскільки значна частина населення України залежить від сільського господарства, потреба в точному і своєчасному моніторингу земель стала ще більш актуальною. Поєднання дистанційного зондування з найсучаснішими алгоритмами машинного навчання дозволяє детально класифікувати сільськогосподарські угіддя за допомогою тематичного картографування, що має вирішальне значення для моніторингу врожаю, управління земельними ресурсами та сталого розвитку. В статті була опрацьована модель глибокої нейронної мережі (ГНМ), яка використовувалася для класифікації землекористування та земельного покриву (КЗЗП) за чотирма класами: сільськогосподарські угіддя, рослинність, водойми та забудовані території. У цій техніці використовувалися мультиспектральні дані з Sentinel-2 та Landsat-8, оброблені на платформі Google Earth Engine (GEE). Модель ГНМ показала найкращі результати, загальна точність склала 95,9% при використанні Sentinel-2 і 90,9% при використанні Landsat-8, перевершивши всі базові моделі. Ці результати ще раз підкреслюють переваги мережі ГНМ у картографуванні сільськогосподарських угідь та її потенційне використання для моніторингу стану посівів, діагностики хвороб та стратегічного планування сільського господарства. Наведено методологію збору й підготовки даних, структуру нейромережевих моделей (U-Net, DeepLab v3+), підхід до тренування і валідації, метрики оцінки, а також рекомендації щодо розгортання в GEE для регулярного моніторингу.

Ключові слова: *картографування, Sentinel-2, Landsat-8, Google Earth Engine, нейронні мережі, сільськогосподарські угіддя, мультиспектральні дані.*

This study presents a detailed comparative analysis of the performance of advanced algorithms across three neural network models for mapping agricultural lands and classifying land cover based on multispectral satellite imagery from Sentinel-2 and Landsat-8, acquired for the Berestyn district of Kharkiv region. The primary objective was to determine the optimal methodology for automated processing and interpretation of remote sensing data for agricultural land mapping, with further applications in monitoring, environmental assessment, and land use planning. Within the study, land cover was classified into four categories: vegetation, agricultural lands, water bodies, and built-up areas. Three classification approaches were applied: a Deep Neural Network (DNN), a Convolutional Neural Network (CNN), and the Random Forest (RF) algorithm. The DNN combines mechanisms for extracting both spectral and spatial features, allowing for efficient consideration of local textural characteristics of objects as well as their spectral differences. Experimental results confirmed its superiority over the other methods: classification accuracy reached 95,90 % for Sentinel-2 and 90,90 % for Landsat-8. By comparison, CNN achieved 93,8 % and 87,5 %, while RF attained 90,3 % and 87,2 %, respectively. The advantage of DNN was particularly evident in the analysis of areas with complex mosaic land use structures, where traditional algorithms often misinterpret class boundaries.

At the same time, certain limitations were identified: high computational complexity and substantial memory requirements make it less suitable for real-time analysis in resource-constrained or field conditions. The practical value of the obtained results lies in the potential to implement this methodology for automated monitoring of crop conditions, early detection of stress factors and plant diseases, assessment of crop growth dynamics, and control of land use changes under the influence of anthropogenic and natural factors. Future research will focus on optimizing the DNN architecture to reduce resource consumption without compromising accuracy, integrating additional data types, including hyperspectral and radar imagery, and developing hybrid solutions capable of combining the advantages of deep learning with classical image processing methods to enhance the versatility and adaptability of remote monitoring systems.
***Keywords**: mapping, Sentinel-2, Landsat-8, Google Earth Engine, neural networks, agricultural land, multispectral data.*

Вступ

Картографування сільськогосподарських угідь – критично важлива задача для моніторингу посівів, оцінки продуктивності, планування ресурсів та екологічного контролю. Сучасні супутникові платформи (Sentinel-2 з високою просторовою та тимчасовою роздільністю; Landsat-8) надають багатоспектральні дані, що разом із потужністю Google Earth Engine дозволяють автоматизувати й масштабувати процеси отримання карт. Поєднання супутникових даних із глибоким навчанням дає можливість підвищити детальність і точність виділення агрокласів та їх стан.

Харківська область є одним із провідних аграрних регіонів України: значні площі орних земель, розвинуте зерново-олійне виробництво, а також присутні сільськогосподарські підприємства різного масштабу. Сучасні завдання місцевих органів управління, агропідприємств та дослідницьких установ включають оперативний моніторинг посівів, оцінку площ, виявлення змін у землекористуванні та підтримку рішень щодо зрошення та агротехніки.

Дистанційне зондування відіграє важливу роль у сільськогосподарських дослідженнях. Супутникові знімки збирають дані для моніторингу врожаю, типу ґрунту, сільськогосподарських практик, управління полями та моніторингу навколишнього середовища. У сільськогосподарських додатках використовуються різні супутникові набори даних, включаючи Sentinel-1/2, серію Landsat, спектрорадіометр середньої роздільної здатності та ін. [1]. Ці супутники мають різні технічні характеристики, включаючи спектральні діапазони, просторову роздільну здатність, часову роздільну здатність, ширину смуги огляду. Після вибору супутникового набору даних необхідна попередня обробка для поліпшення якості зображення, включаючи зменшення шуму, геометричну та хмарну корекцію, а також атмосферну корекцію. При цьому також необхідно підтвердити просторову та часову узгодженість [2; 3]. Класифікація землекористування та земельного покриву відіграє важливу роль у плануванні та сприянні сталому розвитку. У цьому дослідженні використовувалися обмежені спектральні діапазони (RGB та NIR) і виключалися діапазони SWIR, що може покращити класифікацію рослинності [4]. Більшість досліджень зосереджені на сегментації культур та прогнозуванні врожайності. Загалом, сучасні методи глибокого навчання стабільно перевершують традиційні підходи, за винятком випадків, коли LSTM (Long Short-Term Memory) моделі не завжди були кращими у задачах прогнозування врожаю [5]. У статті Gael Kamdem запропоновано архітектуру, що поєднує конволюційну нейронну мережу і ConvLSTM для врахування просторово-часових залежностей. Результати показали, що саме врахування часової інформації суттєво підвищує точність карт землекористування [6]. Дослідження Mohammadi представило нову deep-learning-архітектуру для картування за допомогою умовних генеративних мереж – штучне збільшення тренувального набору даних до +22.85%. У результаті модель U-Net з базовими згортками досягла точності сегментації 86.92%, випередивши модель DeepLabV3+ [7].

При порівнянні глибокого навчання (семантична сегментація) та ML-підходів найкращої продуктивності досягнуто із застосуванням мультиспектральних каналів Sentinel-2, включаючи інформацію з NIR та SWIR, навіть без додавання RGB-каналів [8].

У сучасних дослідженнях класифікації земного покриву та аграрного моніторингу поряд із традиційними методами та вже наявними наборами супутникових даних дедалі частіше застосовуються новітні еталонні платформи й великі відкриті бази даних. Вони суттєво підвищили ефективність аналізу та інтерпретації результатів у цій сфері. Так, DeepGlobe виступає глобальним стандартом для картографування, класифікації земного покриву, спираючись на супутникові знімки високої роздільної здатності та алгоритми глибинного навчання [9]. Платформа підтримує завдання семантичної сегментації та пропонує уніфіковані протоколи оцінювання результатів. Інша ініціатива, розроблена Європейським космічним агентством, забезпечує автоматизовану обробку даних Sentinel-2 та Landsat-8 з метою формування карт культур та розрахунку показників рослинності на основі часових рядів. Це робить систему надзвичайно цінною для національного та регіонального аграрного моніторингу. Хоча обидві технології продемонстрували високу ефективність і в інших напрямах дистанційного зондування, у попередніх дослідженнях, які розглядалися вище, вони ще не застосовувалися. Їх інтеграція дозволяє підвищити наукову обґрунтованість, відтворюваність та адаптивність класифікаційних рішень, розширюючи можливості використання у різних геопросторових завданнях.

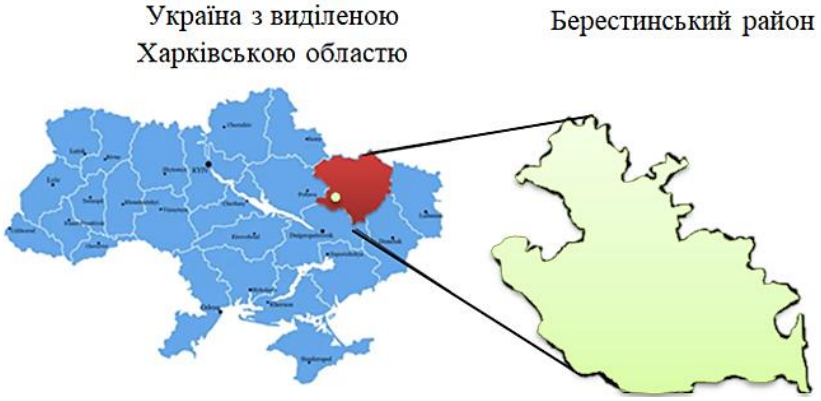
Формулювання цілей статті

У цьому дослідженні поставлено за ціль розробити масштабований та адаптований до місцевих умов підхід для картографування сільськогосподарських угідь, який об’єднує дані Sentinel-2 та Landsat-8 у GEE й нейронні мережі для класифікації земель за типами сільськогосподарського використання та

станом рослинного покриву, що дозволяє отримувати щорічні та сезонні карти із високою точністю і корисністю для практичного застосування.

Виклад основного матеріалу дослідження

Територію південно-західної частини Берестинського району в Харківській області України обрано для проведення цього дослідження. Географічно цей район розташований у південно-західній частині Харківської області України, що межує з Полтавською та Дніпропетровською областями, охоплюючи приблизно 4900 квадратних кілометрів, як це показано на рисунку 1. Дослідження зосереджено на чотирьох категоріях землекористування: рослинні угіддя, сільськогосподарські угіддя, водойми та забудовані землі. Сільське господарство відіграє значну роль у районі, а орні угіддя є основним компонентом сільськогосподарського ландшафту. Це робить Берестинський район важливим фактором аграрної економіки Харківської області. Досліджувана територія охоплює різноманітні моделі землекористування, що підкреслює важливість сільського господарства для підтримки засобів до існування та підтримки продовольчої безпеки в Україні.



а б

Рис. 1. Зображення досліджуваної території: (а) карта України з виділеною Харківською областю, (б) контурна карта території південно-західної частини Берестинського району

У цій статті для аналізу сільського господарства були розглянуті два набори даних супутників, Landsat-8 і Sentinel-2, як це зазначено в таблиці 1. Landsat-8 працює в загальній кількості 11 спектральних діапазонів. Діапазони 1–7 і 9 працюють на 30 м, діапазон 8 працює на 15 м, а діапазони 10–11 працюють на 100 м [10]. Набір даних Sentinel-2, наданий Європейським космічним агентством (ЄКА), використовував просторову роздільну здатність 10 м (діапазони VIS/NIR), 20 м (діапазони червоного краю та SWIR) та 60 м (діапазони атмосферної корекції). Він працює з мультиспектральним датчиком зображення, з 13 спектральними діапазонами, шириною смуги 290 км та часовою роздільною здатністю 5 днів.

Таблиця 1. Технічні характеристики наборів даних супутників Landsat-8, Sentinel-2

Показники	Landsat-8	Sentinel-2
Типи датчиків	OLI-2, TIRS-I	Мультиспектральний сканер
Спектральний діапазон	Працює в 11 спектральних діапазонах: OLI-2 працює в мультиспектральних діапазонах 1–9, TIRS в панхроматичному діапазоні 10 і діапазоні 11.	Використовує 13 спектральних діапазонів від видимого до інфрачервоного (VIS/NIR)
Просторова роздільна здатність	Діапазони 1–7 і 9: 30 м, діапазон 8: 15 м, діапазони 10–11: 100 м	10 м (діапазони VIS/NIR), 20 м (діапазони червоного краю та SWIR) та 60 м (діапазони атмосферної корекції)
Часова роздільна здатність	16 днів	5 днів
Ширина смуги	185 км	290 км
Орбіта	Сонячно-синхронна, майже полярна орбіта	
Формат даних	GeoTIFF	JPEG, XML

Джерело: складено авторами.

Запропонована структура дослідження складається з трьох основних розділів (рис. 2): попередня обробка супутникових даних, розробка глибокої нейронної мережі, застосування класифікації з використанням різних алгоритмів та оцінка точності. Попередня обробка є важливим першим кроком після відбору даних і дозволяє виправити різні помилки. Ці помилки можуть виникати через такі фактори, як положення Сонця, зміна атмосферних умов та неточності в роботі супутникових датчиків. Обробка даних Sentinel-2 та Landsat-8 передбачає кілька корекцій, зокрема радіометричні та атмосферні коригування.

Технологія глибокої нейронної мережі забезпечує комплексний робочий процес для класифікації земельного покриву з використанням супутникових знімків та підходу, заснованого на глибокому навчанні. Процес починається зі збору супутникових даних, які слугують основним джерелом для аналізу поверхні землі. Перший крок передбачає вибір досліджуваної території та фільтрування супутникових даних для видалення нерелевантних або низькоякісних. Він використовує архітектуру U-Net. Для поліпшення даних застосовуються методи попередньої обробки, що дозволяють виправити радіометричні та атмосферні спотворення. Потім вдосконалений набір супутникових даних обробляється

за допомогою скриптів, що виконуються на Google Earth Engine [11] – платформі для вилучення та завантаження вибраних спектральних діапазонів, необхідних для завдань класифікації.

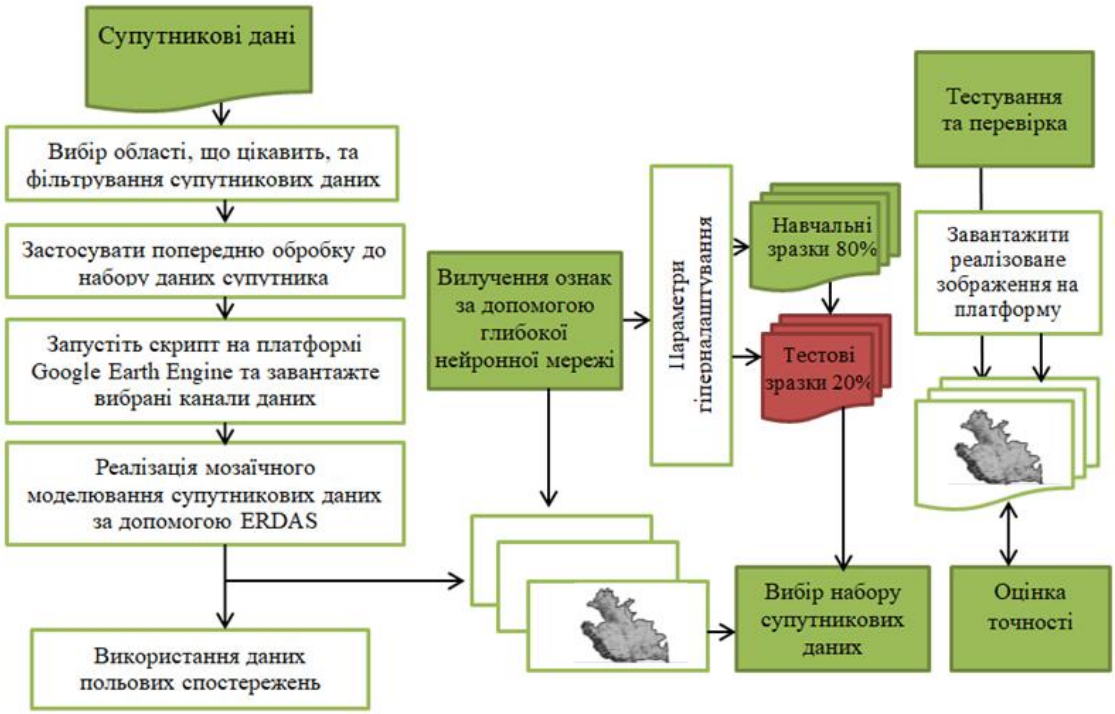


Рис. 2. Структурна схема для впровадження моделі глибокої нейронної мережі

Джерело: складено авторами.

Після навчання модель використовується для класифікації супутникового зображення, а результат завантажується назад на платформу Google Earth Engine. Потім тестові зразки використовуються для перевірки ефективності моделі. У роботі для класифікації мультиспектральних наборів даних також використовуються алгоритми класифікації машинного навчання Random Forest, конволюційна нейронна мережа. Тестування також виконується за допомогою цих класифікаторів. Усі результати порівнюються з результатами розробленої моделі глибокої нейронної мережі. Найкращі результати досягаються за допомогою налагодженої нейронної мережі у порівнянні з методами Random Forest та конволюційної нейронної мережі після попередньої обробки наборів даних.

Просторові варіації в картах класифікації земельних ресурсів, отриманих з зображень Landsat-8 за допомогою класифікаторів, представлені на рисунку 3 (глибока нейронна мережа, Random Forest, конволюційна нейронна мережа, що виявляє чіткі відмінності в точності та однорідності на просторовому рівні).

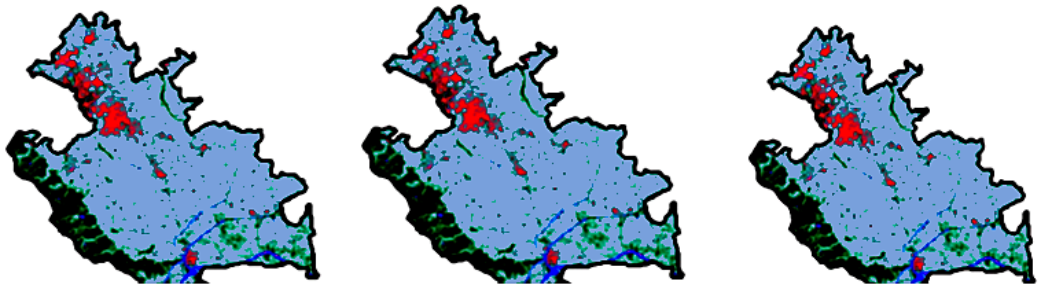
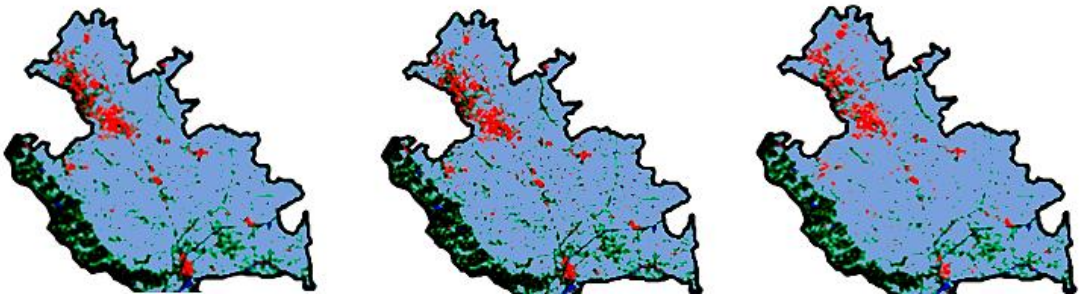


Рис. 3. Якісний аналіз території: (а) глибока нейронна мережа, (б) Random Forest, (в) конволюційна нейронна мережа з використанням Landsat-8

Класифікатор глибокої нейронної мережі, як показано на рисунку 3а, дає найбільш візуально узгоджений результат, з чітко визначеними межами рослинності в північних і північно-східних регіонах, правильним відображенням сільськогосподарських зон у центральних і південних регіонах, а також виявленням забудованих територій і водойм. Класифікація виглядає рівномірною, з незначним рівнем шуму на рівні пікселів або помилковою класифікацією. Класифікатор Random Forest на рисунку 3б є хорошим, особливо в розділенні рослинності та сільськогосподарських угідь. Забудовані об'єкти точно позначені. Водойми виявлені з прийнятною точністю, але недостатньо представлені в порівнянні з глибокою нейронною мережею. На рис. 3в показано, що класифікатор конволюційної нейронної мережі дає помірно точні результати, хоча і не такі плавні. Рослинність і сільське господарство дуже добре розділені, але в деяких перехідних зонах видно шум на рівні пікселів. Виявлення забудованих територій є

задовільним, але деякі ділянки виглядають зашумленими. Наявні водойми, але вони є вузькими та менш суцільними. Загалом, візуальна оцінка підтверджує кращу ефективність глибокої нейронної мережі у підтримці високої просторової точності. Ці спостереження відповідають результатам кількісної точності та демонструють ефективність у картографуванні земельних ресурсів за допомогою Landsat-8.

Карти на рисунку 4, отримані на основі зображень Sentinel-2 та трьох різних алгоритмів – глибока нейронна мережа, Random Forest та конволюційна нейронна мережа – демонструють значні відмінності в просторовій деталізації та правильності класифікації. З них модель на рисунку 4а забезпечує найбільш правильну та послідовну класифікацію, успішно ідентифікуючи густу рослинність у північній частині, великі сільськогосподарські поля та чітко окреслені забудовані території та водойми. Вона візуально чітка, з мінімальним шумом та перекриттям класів, що демонструє високу здатність моделі використовувати дані Sentinel-2 з високою роздільною здатністю. Показує хороші результати щодо виявлення рослинності та водойм, але є невелика плутанина на межі сільськогосподарських та забудованих територій.



а б в

Рис. 4. Якісний аналіз території: (а) глибока нейронна мережа, (б) Random Forest, (в) конволюційна нейронна мережа з використанням Sentinel-2

Конволюційна нейронна мережа фіксує основні типи покриття землі, але потерпає від просторового шуму та нерівномірності меж класів. Забудовані зони виглядають розрізненими, а водні об'єкти є несуцільними, що вказує на необхідність подальшого вдосконалення моделі.

Проведений аналіз для параметрів точності класифікації Sentinel-2 та Landsat-8, описаний на рис. 5, 6, показує, що глибока нейронна мережа перевершує всі інші класифікатори, досягаючи найвищої точності (95,9 %) і коефіцієнта Каппа Коена (94,3 %).

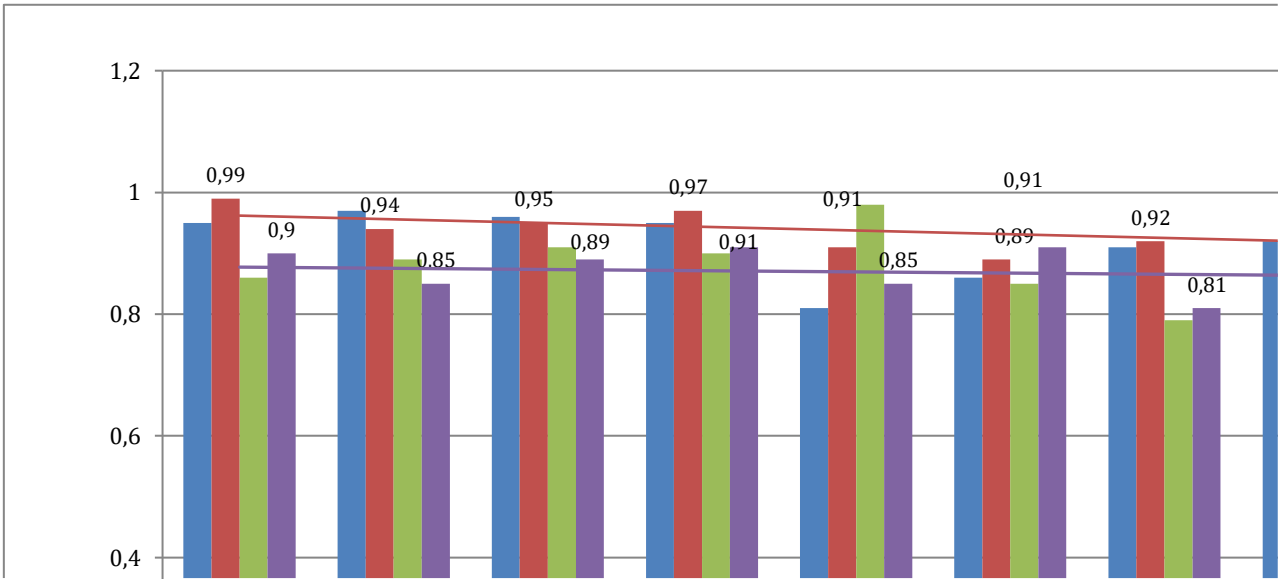


Рис. 5. Оцінка точності споживача та виробничої точності класифікацій за алгоритмами глибокої нейронної мережі (ГНМ), Random Forest (RF) та конволюційної нейронної мережі (КНМ) з використанням Landsat-8, Sentinel-2

Джерело: складено авторами.

Вона демонструє переважаючу точність для усіх класів земельного покриву, а особливо для сільського господарства та рослинності. Конволюційна нейронна мережа також демонструє високу ефективність із загальною точністю 93,8% і коефіцієнтом Каппа Коена 92,1%, хоча дещо нижча точність для рослинності свідчить про незначну плутанину в класифікації. Використовуючи знімки Landsat-8, аналіз точності класифікації висвітлює ефективність різних мереж машинного навчання для чотирьох

основних класів земельного покриву: сільськогосподарські угіддя, рослинність, забудова та водойми. Глибока нейронна мережа виявляється найефективнішою моделлю з найвищою загальною точністю (90,9%) та коефіцієнтом Каппа Коена (87,3%).

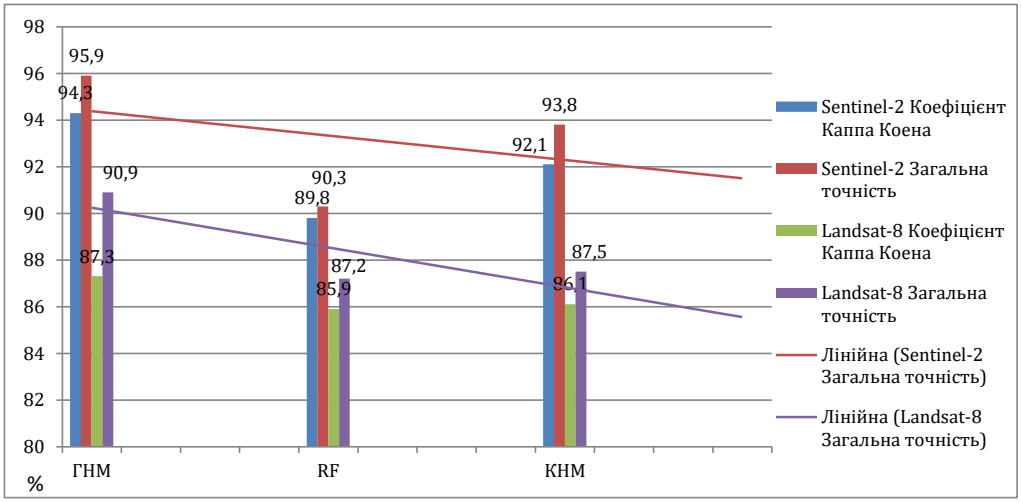


Рис. 6. Загальна оцінка точності класифікацій за алгоритмами ГНМ, RF та КНМ з використанням Landsat-8, Sentinel-2.

Джерело: складено авторами.

Вона демонструє збалансовану та надійну ефективність класифікації, причому точність виробника та точність споживача перевищують 0,85 для кожного класу. Варто зазначити, що вона перевершує інші моделі в класифікації забудови та водойм, що свідчить про її чудову генералізацію та мінімальну кількість помилкових класифікацій.

Висновки та перспективи подальших розвідок

У проведеному дослідженні було здійснено комплексний аналіз використання сучасних методів нейронних мереж для картографування сільськогосподарських угідь із використанням мультиспектральних супутникових даних Sentinel-2 та Landsat-8 на платформі Google Earth Engine. Класифікація територій Берестинського району Харківської області, яка проводилась за категоріями рослинність, сільськогосподарські угіддя, водойми та забудовані території, продемонструвала високу ефективність гібридної моделі глибокої нейронної мережі (ГНМ) у порівнянні з класичними алгоритмами машинного навчання (Random Forest) та глибинними нейронними мережами (конволюційна нейронна мережа). Модель ГНМ досягла найвищих показників точності – 95,90% для даних Sentinel-2 та 90,90% для Landsat-8, що перевищує результати конволюційної нейронної мережі (93,8% та 87,5% відповідно) та Random Forest (90,3% та 87,2% відповідно). Це свідчить про ефективність гібридної архітектури в поєднанні механізмів вилучення просторово-спектральних ознак, що є критичним для точного землекористування та моніторингу аграрних територій.

Водночас отримані результати виявили й обмеження підходу моделі ГНМ. Попри підвищену точність класифікації, ця модель характеризується високою обчислювальною складністю, що зумовлює значні вимоги до апаратного забезпечення та часу навчання. Це може ускладнити використання методу в умовах обмежених ресурсів, особливо для оперативного аналізу в режимі реального часу або в польових умовах. Практичне значення дослідження полягає у підтвердженні перспективності використання мультиспектральних даних з різних супутникових платформ у поєднанні з розвиненими нейронними мережами для точного картографування земельних ресурсів. Такі методи можуть стати основою для: автоматизованого моніторингу стану посівів; раннього виявлення хвороб і стресових факторів рослин; оцінки динаміки росту культур у просторі та часі; аналізу змін землекористування під впливом природних та антропогенних факторів. Напрями майбутніх досліджень можуть включати оптимізацію архітектури моделі ГНМ для зменшення ресурсомісткості без суттєвої втрати точності, інтеграцію даних з інших сенсорів та розробку алгоритмів, здатних працювати в режимі майже реального часу для підтримки прийняття рішень у сільському господарстві.

Література

1. Colliander A. et al. Spatial Downscaling of SMAP Soil Moisture Using MODIS Land Surface Temperature and NDVI During SMAPVEX15. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2017. Vol. 14, No. 11, pp. 2107-2111. DOI: https://doi.org/10.1109/LGRS.2017.2753203.

2. Zhang Y., Cao D., Yang J., Lu F., Wang D., Liu R., Zhang H., Liu D., Chen Z., Lyu H., Cai W., Bao S., Qie X. A Parallax Shift Effect Correction Based on Cloud Top Height for FY-4A Lightning Mapping Imager (LMI). *Remote Sensing*. 2023. No. *15*(19), 4856. DOI: https://doi.org/10.3390/rs15194856.
3. Опара В. М., Бузіна І. М., Хайнус Д. Д., Виноградненко С. О., Коваленко Л. М. Теоретичні й методичні основи використання ГІС-технологій та створення електронних карт при проведенні землеустрою. Проблеми безперервної географічної освіти і картографії, 2020. № 31, С. 50-59. DOI: http://doi.org/10.26565/2075-1893-2020-31-06/.
4. Zhao Q., Yu L., Li X., Peng D., Zhang Y., Gong P. Progress and Trends in the Application of Google Earth and Google Earth Engine. *Remote Sensing*. 2021. № 13(18). 3778. DOI: https://doi.org/10.3390/rs13183778.
5. Waldner F., Diakogiannis F. I., Batchelor K. L., Ciccotosto-Camp M. M., Cooper-Williams E., Herrmann C., Mata, G., Toovey A. F. Detect, Consolidate, Delineate: Scalable Mapping of Field Boundaries Using Satellite Images. *Remote Sens*., 2021. № 13, 2197. DOI: https://doi.org/10.3390/rs13112197.
6. Teyou D., Kamdem G. Deep Neural Networks for automatic extraction of features in time series satellite images. 2020. DOI: https://doi.org/10.48550/arXiv.2008.08432.
7. Mohammadi S., Belgiu B., Stein A. Improvement in crop mapping from satellite image time series by effectively supervising deep neural networks, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2023. Vol. 198, pp. 272-283. DOI: https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2023.03.007.
8. Tzepkenlis A., Marthoglou K., Grammalidis N. Efficient Deep Semantic Segmentation for Land Cover Classification Using Sentinel Imagery. *Remote Sensing*, 2023. Vol. 15(8). 2027. DOI: https://doi.org/10.3390/rs15082027.
9. Balraj A. DeepGlobe Land Cover Classification Dataset, Kagglehub, 2020. URL: https://www.kaggle.com/datasets/balraj98/deepglobe-land-cover-classification-dataset.
10. Alaa S. Mahdi. The Land Use and Land Cover Classification on the Urban Area. *Iraqi Journal of Science*. 2022. Vol. 63(10), pp. 4609-4619. DOI: https://doi.org/10.24996/ijs.2022.63.10.42.
11. Shelestov A., Lavreniuk M., Kussul, N., Novikov A., Skakun S. Exploring Google Earth Engine platform for big data processing: Classification of multi-temporal satellite imagery for crop mapping. *Front. Earth Sci.* 2017. Vol. 5, p. 17.

References

1. Colliander, A., et al. (2017). Spatial downscaling of SMAP soil moisture using MODIS land surface temperature and NDVI during SMAPVEX15. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 14, no. 11, pp. 2107–2111. https://doi.org/10.1109/LGRS.2017.2753203.
2. Zhang, Y., Cao, D., Yang, J., Lu, F., Wang, D., Liu, R., Zhang, H., Liu, D., Chen, Z., Lyu, H., Cai, W., Bao, S., & Qie, X. (2023). A parallax shift effect correction based on cloud top height for FY-4A lightning mapping imager (LMI). *Remote Sensing*, vol. 15, no. 19, 4856. https://doi.org/10.3390/rs15194856.
3. Opara, V. M., Buzina, I. M., Khainus, D. D., Vynohradenko, S. O., & Kovalenko, L. M. (2020). Teoretychni y metodychni osnovy vykorystannia HIS-tekhnolohii ta stvorennia elektronnykh kart pry provedenni zemleustroiu [Theoretical and methodological foundations of using GIS technologies and creating electronic maps in land management]. *Problemy bezperervnoi heohrafichnoi osvity i kartohrafii*, no. 31, pp. 50–59. https://doi.org/10.26565/2075-1893-2020-31-06.
4. Zhao, Q., Yu, L., Li, X., Peng, D., Zhang, Y., & Gong, P. (2021). Progress and trends in the application of Google Earth and Google Earth Engine. *Remote Sensing*, vol. 13, no. 18, 3778. https://doi.org/10.3390/rs13183778.
5. Waldner, F., Diakogiannis, F. I., Batchelor, K. L., Ciccotosto-Camp, M. M., Cooper-Williams, E., Herrmann, C., Mata, G., & Toovey, A. F. (2021). Detect, consolidate, delineate: Scalable mapping of field boundaries using satellite images. *Remote Sensing*, vol. 13, no. 11, 2197. https://doi.org/10.3390/rs13112197.
6. Teyou, D., & Kamdem, G. (2020). Deep neural networks for automatic extraction of features in time series satellite images. *arXiv preprint*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2008.08432.
7. Mohammadi, S., Belgiu, B., & Stein, A. (2023). Improvement in crop mapping from satellite image time series by effectively supervising deep neural networks. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 198, pp. 272–283. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2023.03.007.
8. Tzepkenlis, A., Marthoglou, K., & Grammalidis, N. (2023). Efficient deep semantic segmentation for land cover classification using Sentinel imagery. *Remote Sensing*, vol. 15, no. 8, 2027. https://doi.org/10.3390/rs15082027.
9. Balraj, A. (2020). DeepGlobe land cover classification dataset. *Kagglehub*. Available at: https://www.kaggle.com/datasets/balraj98/deepglobe-land-cover-classification-dataset.
10. Mahdi, A. S. (2022). The land use and land cover classification on the urban area. *Iraqi Journal of Science*, vol. 63, no. 10, pp. 4609–4619. https://doi.org/10.24996/ijs.2022.63.10.42.
11. Shelestov, A., Lavreniuk, M., Kussul, N., Novikov, A., & Skakun, S. (2017). Exploring Google Earth Engine platform for big data processing: Classification of multi-temporal satellite imagery for crop mapping. *Frontiers in Earth Science*, vol. 5, 17.

Стаття надійшла до редакції 12.04.2024 р.