

МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ВМІСТУ ПОЖИВНИХ РЕЧОВИН У ҐРУНТІ ЗА ДАНИМИ ДИСТАНЦІЙНОГО ЗОНДУВАННЯ ЗЕМЛІ

ВОЖЕГОВА Р.А. – доктор сільськогосподарських наук, професор,
академік Національної академії аграрних наук України, заслужений діяч науки
і техніки України

orcid.org/0000-0002-3895-5633

Інститут кліматично орієнтованого сільського господарства

Національної академії аграрних наук України

ЛИХОВИД П.В. – доктор сільськогосподарських наук

orcid.org/0000-0002-0314-7644

Інститут кліматично орієнтованого сільського господарства

Національної академії аграрних наук України

ГРАНОВСЬКА Л.М. – доктор економічних наук, професор,

член-кореспондент Національної академії аграрних наук України

orcid.org/0000-0001-7021-3093

Інститут кліматично орієнтованого сільського господарства

Національної академії аграрних наук України

Постановка проблеми. Раціональне управління природними ресурсами, які є основними засобами аграрного виробництва, вимагає точного та своєчасного оцінювання стану ґрунтів, зокрема рівня забезпеченості поживними речовинами, що є критичним фактором для продуктивності сільськогосподарських культур, оскільки саме земельні ресурси в цілому та ґрунти зокрема є основою виробництва продукції рослинництва. Традиційні методи аналізу ґрунтів, засновані на польовому відборі та лабораторних дослідженнях зразків, є трудомісткими, затратними за часом і не забезпечують просторової репрезентативності на великих територіях. У зв'язку з цим зростає потреба у використанні сучасних методів дистанційного зондування Землі (ДЗЗ), які дозволяють оперативно отримувати просторово-розподілену інформацію про властивості ґрунту.

Однак пряме визначення вмісту поживних речовин за допомогою супутникових даних є складним через непрямий характер зв'язку між спектральними характеристиками поверхні та хімічним складом ґрунту. Це зумовлює необхідність розробки математичних моделей, здатних описати взаємозв'язки між показниками ДЗЗ (такими як спектральні індекси, альbedo, температура земної поверхні, вегетаційні індекси) і вмістом ключових елементів живлення та органічної речовини в ґрунті.

На сьогодні існує обмежена кількість досліджень, у яких здійснюється інтеграція супутникових даних у форматі вегетаційних індексів, які опосередковано характеризують стан рослинності та відбивну здатність земної поверхні, з результатами ґрунтових аналізів на основі математичних методів моде-

лювання. Більшість наукових досліджень виконано закордонними науковими групами, а оскільки вони орієнтовані на конкретні регіони, то не враховують особливості ґрунтового покриву й агрокліматичних умов України та не можуть бути прямо екстраповані у вітчизняні наукові дослідження та агрономічну практику. Тому виникає науково-практична проблема: як створити адаптивну математичну модель, яка з достатньою точністю відображатиме вміст поживних речовин у ґрунті на основі розрахункових вегетаційних індексів (даних дистанційного зондування Землі), з урахуванням регіональних особливостей?

Огляд та узагальнення основних здобутків сучасної світової науки з питань залучення аерокосмічного моніторингу та вегетаційних індексів до завдань моніторингу стану та якості ґрунтів, наведено нижче.

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

У сучасному сільському господарстві дистанційне зондування Землі (ДЗЗ) є одним із ключових інструментів, що використовуються для моніторингу родючості ґрунтів, що дозволяє отримувати дані на територіях будь-якого масштабу без необхідності фізичного відбору проб і виконання лабораторних аналізів. Це особливо актуально для регіонів з обмеженим доступом до лабораторій або великою площею земельних ділянок, де традиційні методи є трудомісткими та затратними.

Дослідження, виконане в Перу, продемонструвало ефективність використання мультиспектральних зображень з безпілотних літальних апаратів (БПЛА) у поєднанні з алгоритмами ансамблевого машинного навчання для оцінки просторового роз-

поділу таких параметрів, як вміст азоту, фосфору, калію, органічної речовини та електропровідності ґрунту. Розроблена авторами роботи модель засвідчила свою достатню точність і надійність [1].

Крім того, огляд сучасних методів ДЗЗ підкреслює переваги вищевказаного підходу, включаючи можливість неінвазивного, масштабного та швидкого збору даних про властивості ґрунтів, такі як вологість, температура, вміст органічної речовини та текстура. Це дозволяє аграріям приймати обґрунтовані рішення щодо управління земельними ресурсами та оптимізації агротехнічних заходів [2]. Таким чином, інтеграція ДЗЗ у систему моніторингу родючості ґрунтів забезпечує більш ефективне, точне та економічно доцільне управління сільськогосподарськими угіддями.

Первинні дослідження щодо залучення нормалізованого диференційного вегетаційного індексу NDVI до вивчення стану ґрунтів дозволили припустити, що даний показник може опосередковано свідчити не тільки про стан рослинного покриву, але й про властивості ґрунтів, зокрема, вміст гумусу в орному шарі ґрунтів півдня України [3].

Індекс SAVI (Soil-Adjusted Vegetation Index) є модифікацією індексу NDVI, розробленою для зменшення впливу ґрунтового фону на оцінку рослинного покриву, особливо в районах з низькою рослинністю. Це робить SAVI особливо корисним для аналізу ґрунтів з різною щільністю рослинного покриву [4].

У дослідженні, виконаному на полях рису, встановлено пряму сильну кореляцію між вмістом органічної речовини в ґрунті та величиною супутникових індексів NDVI і SAVI (коефіцієнт детермінації становив понад 95%). Це свідчить про потенціал використання SAVI для непрямої оцінки вмісту органічної речовини в ґрунтах за допомогою дистанційного зондування. Крім того, дослідження в Північному Іраку засвідчило, що SAVI, поряд з іншими факторами, є одним із ключових предикторів вмісту органічної речовини в ґрунті під час використання комплексних моделей машинного навчання, таких як Random Forest (ансамблеве навчання) та XGBoost (модель градієнтного підсилення) [5].

Таким чином, використання індексів NDVI та SAVI у поєднанні з методами машинного навчання забезпечує ефективний підхід до моніторингу вмісту органічної речовини в ґрунтах, що є критично важливим для оцінки їх родючості та загального стану. Інтеграція дистанційного зондування Землі та використання вегетаційних індексів у моніторингу родючості ґрунтів та вмісту органічної речовини надає аграріям потужні інструменти для точного, ефективного та доцільного з еколого-економічної точки зору управління земельними ресурсами. Ці методи дозволяють своєчасно виявляти зміни у властивостях ґрунтів, оптимізувати агротехнічні заходи та сприяти розвитку сільського господарства на принципах сталого розвитку.

Мета – розробити математичні моделі вмісту органічної речовини у ґрунтах України залежно від величини супутникових індексів SAVI та NDVI, виконати статистичну оцінку побудованих моделей та

надати обґрунтування можливості та доцільності їх використання у науково-практичній діяльності.

Матеріали та методика досліджень. Дослідження ґрунтується на використанні даних дистанційного зондування Землі (ДЗЗ), що забезпечують високу просторову та часову репрезентативність для оцінювання стану ґрунтового покриву. Просторові дані про вміст органічної речовини в ґрунтах України (виражений у грамах на кілограм ґрунту, г/кг) було отримано за допомогою відкритого джерела OpenLandMap, яке надає глобальні ґрунтові характеристики з роздільною здатністю 250 м. Для оцінки стану рослинного покриву та потенційного впливу біомаси на показники ґрунтів було обчислено два вегетаційні індекси – SAVI та NDVI. Розрахунок цих індексів здійснювався на основі часової серії супутникових знімків із сенсорів MODIS (MOD13Q1 та MOD13A1) із просторовою роздільною здатністю 500 м, охоплюючи період 2022–2024 років. Отримані значення були агреговані та усереднені за адміністративно-територіальними одиницями першого рівня (областями) України.

Для точного просторового узгодження даних була використана маска адміністративних меж областей України відповідно до глобального набору FAO/GAUL/2015/level1. Обробка супутникових даних, виконання просторово-часового аналізу та розрахунок вегетаційних індексів здійснювалися на платформі Google Earth Engine, що забезпечує потужні обчислювальні ресурси для аналізу великих обсягів геопросторових даних. Усі обчислення реалізовані за допомогою авторських скриптів, написаних мовою програмування JavaScript, з урахуванням особливостей українського агроландшафту та агрокліматичних умов.

Індекс NDVI обчислювали за формулою (1):

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (1)$$

Індекс SAVI обчислювали за формулою (2):

$$SAVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED + L} \times (1 + L) \quad (2)$$

де: NIR – величина відбиття світла у близько інфрачервоному спектральному діапазоні; RED – величина відбиття світла червоному спектральному діапазоні; L – поправочний коефіцієнт-константа [6].

Для побудови моделей було створено відповідні пари даних «вміст органічної речовини (SOC)» – «величина SAVI / NDVI», та виконано лінійний регресійний аналіз даних за r -значення $< 0,05$ [7]. Математичні розрахунки та графічну роботу було виконано у програмному забезпеченні BioStat v.7. Оцінка якості моделі здійснювалася за величиною коефіцієнта детермінації та відносною середньою похибкою [8]. Порівняння моделей виконували із використанням інформаційного критерія Акаїке (AIC) [9], розрахованого за формулою (3):

$$AIC = 2k - 2\ln(L) \quad (3)$$

де: k – кількість параметрів моделі; L – максимальне значення функції правдоподібності для моделі.

Чим менше величина AIC, тим краща модель – вона забезпечує кращий компроміс між точністю та простотою.

Результати досліджень. Регресійні моделі вмісту органічної речовини в ґрунтах України залежно від величини вегетаційних індексів NDVI та SAVI розроблено з урахуванням середніх показників за період 2022–2024 рр. (табл. 1). Обидві моделі демонструють високі коефіцієнти кореляції та детермінації. Втім, величина похибок є вище середньою, відповідно до сучасної градації моделі з такими похибками (10–20%) вважаються гарними, але не можуть гарантувати стабільно високу точність прогнозування. Головним обмеженням під час побудови моделей була недостатня кількість доступних супутникових даних щодо вмісту органічної речовини в ґрунтах України, що обмежило кінцевий набір пар даних під час математичного аналізу до 25 і не дозволяло виконати робастний математичний аналіз взаємозв'язків між показниками вегетаційних індексів та вмісту органіки в ґрунтах через ризики перетренування моделей і отримання неправдиво завищених показників точності.

Відповідно до інформаційного критерія Акаїке, децю кращою виявилася регресійна модель вмісту органічної речовини в ґрунті залежно від NDVI. Втім, варто відзначити фактично рівнозначну точність обох математичних моделей, що додатково підтверджує графік їх апроксимації (рис. 1).

Крім наочної демонстрації прогнозування вмісту органічної речовини у ґрунтах України, апроксимація моделей свідчить, що максимальні розбіжності між прогнозованими та реальними величинами спостерігаються для граничних випадків, тобто при значеннях, що перебувають на межах допустимого або очікуваного діапазону. Проведений додатковий аналіз для підмножини даних, що відповідає значенням, наближеним до медіани вмісту органічної речовини, засвідчив значне зниження відносної похибки моделей. Зокрема, в межах цієї підмножини вона становила 3,90–3,98%, що істотно менше, ніж середня похибка при валідації на повному обсязі вхідних даних. Це свідчить про підвищену чутливість моделей у межах репрезентативних значень, а також про потребу подальшої оптимізації для обробки екстремальних випадків (так званих «edge cases»).

Таблиця 1 – Регресійні моделі вмісту органічної речовини в ґрунтах України за величиною супутникового NDVI та SAVI

Параметри моделі	NDVI – SOC	SAVI – SOC
Модель	$2,6264 \times 10^3 \times \text{NDVI}$	$4,0993 \times 10^3 \times \text{SAVI}$
Коефіцієнт кореляції	0,97	0,97
Коефіцієнт детермінації	0,95	0,95
Похибка (середньоквадратична)	150,93 г/кг	153,71 г/кг
Похибка (відносна)	19,15%	19,71%
Критерій Акаїке	12,91	12,95

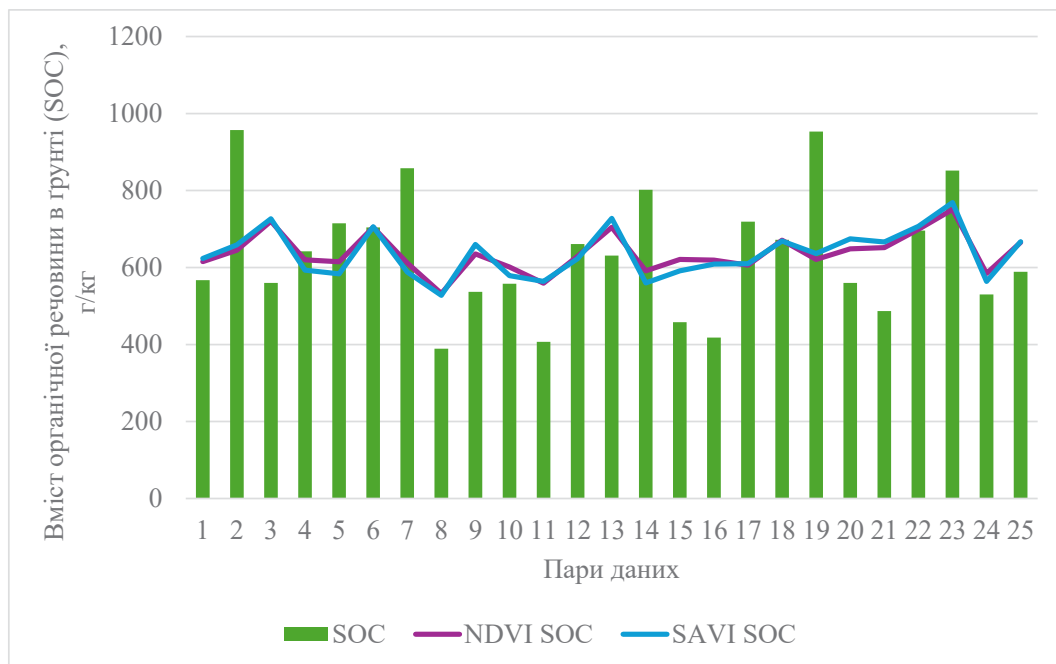


Рис. 1. Графічна апроксимація моделей вмісту органічної речовини в ґрунтах України (SOC), змодельованого за величиною вегетаційних індексів MODIS NDVI (NDVI SOC) та MODIS SAVI (SAVI SOC)

В цілому, варто відзначити перспективність залучення даних аерокосмічного моніторингу в форматі вегетаційних індексів MODIS NDVI та MODIS SAVI для динамічної оцінки вмісту органічної речовини в ґрунтах України. Результати нашого дослідження є перспективними, і знаходять підтримку в результатах інших науковців. Так, наприклад, SAVI постійно демонструє доволі сильну кореляцію з вмістом органічної речовини в ґрунтах у різних дослідженнях, часто разом з іншими вегетаційними індексами, такими як NDVI та EVI (поліпшений вегетаційний індекс, менш чутливий до атмосферних спотворень). У деяких випадках коефіцієнти кореляції між величинами SAVI і вмістом органіки в ґрунті перевищують 0,90, що свідчить про високу прогностичну здатність даного вегетаційного індексу [10, 11].

Нормалізований диференційний вегетаційний індекс NDVI, розрахований на основі аерокосмічних знімків, широко використовується для оцінки стану рослинного покриву агроєкосистем і в більшості випадків вивчається як опосередкований предиктор вмісту органічної речовини та загальної родючості ґрунтів. Високі значення NDVI, що вказують на добре розвинену здорову рослинність, часто асоціюються з вищим вмістом органіки в ґрунтах, особливо в рівнинних умовах. Однак цей взаємозв'язок є складним і на нього можуть впливати інші фактори навколишнього середовища, такі як текстура ґрунту та розташування ландшафту, а також агрокліматичні умови. Встановлено, що NDVI демонструє як позитивні, так і негативні кореляції з вмістом органічної речовини в ґрунті залежно від сезону та природно-кліматичної зони досліджень. Наприклад, значні позитивні кореляції спостерігаються в літні місяці, тоді як негативні кореляції зафіксовано взимку та в ранньовесняний період, що відображає вплив циклів росту сільськогосподарських культур та природного рослинного покриву на точність оцінки вмісту органічної речовини в ґрунтах [12, 13].

Крім того, варто відзначити перспективи залучення даних дистанційного зондування Землі не тільки для моделювання вмісту органічної речовини, але і агроеліоративного стану ґрунтів, зокрема, визначення ступеня засоленості ґрунтів. Наразі представлена робота має локальне значення та має багато лімітів, оскільки дослідження були виконані лише для одиничного типу ґрунтів в умовах Херсонської області, але вже зараз вона свідчить про перспективність даного напрямку [14].

Варто зазначити, що не дивлячись на те, що NDVI та SAVI є цінним інструментом оцінювання вмісту органічної речовини в ґрунтах, особливо в поєднанні з іншими індексами та екологічними змінними в сучасних моделях, варто бути обережними, оскільки прогностична цінність вегетаційних індексів істотно залежить від місцевих умов і якості супутникових даних, а також власне від алгоритмів математичної обробки та алгоритмів побудови прогнозів. Інтеграція вегетаційних індексів із машинним навчанням і знімками високої роздільної здатності відкриває перспективні шляхи для надійної, масштабованої оцінки вмісту органічної речовини в ґрунтах і поліпшення системи управління їх родючістю.

Крім того, такі оцінки не можуть слугувати у якості абсолютного мірила, а радше використовуються для оперативного динамічного моніторингу відносних змін у вмісті органіки в ґрунті та зміни його родючості. Абсолютні величини вмісту поживних речовин у ґрунті вимагають використання інших підходів до роботи зі спектральними знімками та прив'язки до конкретних результатів агрохімічних обстежень.

Висновки. Розроблено математичні моделі оцінки вмісту органічної речовини в ґрунтах України на основі значень вегетаційних індексів, розрахованих із використанням виключно даних аерокосмічного моніторингу – супутникових продуктів OpenLandMap та MODIS. Результати моделювання підтверджують перспективність обраного підходу, з огляду на його потенціал до оперативного, просторово-репрезентативного моніторингу стану ґрунтів. За умови подальшого розширення вхідного набору ознак, зокрема шляхом інтеграції додаткових індексів, багатоспектральних показників або даних про агрокліматичні умови, можливе впровадження більш стійких (робастних) методів машинного навчання. Це, у свою чергу, створює передумови для побудови прогностичних моделей підвищеної точності та практичної цінності в контексті оцінювання родючості ґрунтів на основі аерокосмічного моніторингу в умовах України.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ:

1. Detecting changes in soil fertility properties using multispectral UAV images and machine learning in Central Peru / Enriquez L., Ortega K., Ccopi D., Rios C., Urquiza J., Patricio S., Alejandro L., Oliva-Cruz M., Barboza E., Pizarro S. *AgriEngineering*. 2025. Vol. 7 (3). P. 70. DOI: 10.3390/agriengineering7030070
2. Advancement of remote sensing for soil measurements and applications: A comprehensive review / Abdulraheem M. I., Zhang W., Li S., Moshayed A. J., Farooque A. A., Hu J. *Sustainability*. 2023. Vol. 15 (21). P. 15444. DOI: 10.3390/su152115444
3. Lykhovyd P. V. The use of spatial normalized difference vegetation index for determination of humus content in the soils of southern Ukraine. *Ecological Engineering & Environmental Technology*. 2023. Vol. 24 (4). P. 223–228. DOI: 10.12912/27197050/162698
4. Huete A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*. 1988. Vol. 25 (3). P. 295–309. DOI: 10.1016/0034-4257(88)90106-X
5. Khalaf H. S., Mustafa Y. T., Fayyadh M. A. Digital mapping of soil organic matter in northern Iraq: Machine learning approach. *Applied Sciences*. 2023. Vol. 13 (19). P. 10666. DOI: 10.3390/app131910666
6. Vani V., Mandla V. R. Comparative study of NDVI and SAVI vegetation indices in Anantapur district semi-arid areas. *International Journal of Civil Engineering and Technology*. 2017. Vol. 8 (4). P. 559–566.
7. Montgomery D. C., Peck E. A., Vining G. G. Introduction to linear regression analysis. John Wiley & Sons, 2021. 609 pp.
8. Using the R-MAPE index as a resistant measure of forecast accuracy / Moreno J. J. M., Pol A. P., Abad A. S., Blasco B. C. *Psicothema*. 2013. Vol. 25 (4). P. 500–506. DOI: 10.7334/psicothema2013.23

9. Cavanaugh J. E., Neath A. A. The Akaike information criterion: Background, derivation, properties, application, interpretation, and refinements. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*. 2019. Vol. 11 (3). P. e1460. DOI: 10.1002/wics.1460

10. Predicting soil organic carbon and soil nitrogen stocks in topsoil of forest ecosystems in Northeastern China using remote sensing data / Wang S., Zhuang Q., Jin X., Yang Z., Liu H. *Remote Sensing*. 2020. Vol. 12. P. 1115. DOI: 10.3390/rs12071115

11. Soil organic carbon assessment using remote-sensing data and machine learning: A systematic literature review / Lima A., Lopes J., Lopes R., de Figueiredo T., Vidal-Vázquez E., Hernández Z. *Remote Sensing*. 2025. Vol. 17 (5). P. 882. DOI:10.3390/rs17050882

12. Prediction of soil organic carbon based on Landsat 8 monthly NDVI data for the Jiangnan Plain in Hubei Province, China / Zhang Y., Guo L., Chen Y., Shi, T., Luo, M., Ju, Q., Zhang H., Wang, S. *Remote Sensing*. 2019. Vol. 11. P. 1683. DOI:10.3390/RS11141683

13. A Bayesian network simulates the responses of soil organic carbon to environmental factors at a catchment scale / Liu S., Wang Y., Yang Y., Li Z. *CATENA*. 2023. Vol. 233. P. 107493. DOI:10.1016/j.catena.2023.107493

14. Lykhovyd P. V. A case study on the possibility of soil meliorative state assessment by remote sensing data. *Grail of Science*. 2023. Vol. 27. P. 226–230. DOI: 10.36074/grail-of-science.12.05.2023.034

REFERENCES:

1. Enriquez, L., Ortega, K., Ccopi, D., Rios, C., Urquiza, J., Patricio, S., Alejandro, L., Oliva-Cruz, M., Barboza, E., & Pizarro, S. (2025). Detecting changes in soil fertility properties using multispectral UAV images and machine learning in Central Peru. *AgriEngineering*, 7(3), 70. DOI: 10.3390/agriengineering7030070

2. Abdullaheem, M.I., Zhang, W., Li, S., Moshayedi, A.J., Farooque, A.A., & Hu, J. (2023). Advancement of remote sensing for soil measurements and applications: A comprehensive review. *Sustainability*, 15(21), 15444. DOI: 10.3390/su152115444

3. Lykhovyd, P.V. (2023). The use of spatial normalized difference vegetation index for determination of humus content in the soils of southern Ukraine. *Ecological Engineering & Environmental Technology*, 24(4), 223–228. DOI: 10.12912/27197050/162698

4. Huete, A.R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25(3), 295–309. DOI: 10.1016/0034-4257(88)90106-X

5. Khalaf, H.S., Mustafa, Y.T., & Fayyadh, M.A. (2023). Digital mapping of soil organic matter in northern Iraq: Machine learning approach. *Applied Sciences*, 13(19), 10666. DOI: 10.3390/app131910666

6. Vani, V., & Mandla, V.R. (2017). Comparative study of NDVI and SAVI vegetation indices in Anantapur district semi-arid areas. *International Journal of Civil Engineering and Technology*, 8(4), 559–566.

7. Montgomery, D.C., Peck, E.A., & Vining, G.G. (2021). *Introduction to linear regression analysis*. John Wiley & Sons. 609 pp.

8. Moreno, J.J.M., Pol, A.P., Abad, A.S., & Blasco, B.C. (2013). Using the R-MAPE index as a resistant measure

of forecast accuracy. *Psicothema*, 25(4), 500–506. DOI: 10.7334/psicothema2013.23

9. Cavanaugh, J.E., & Neath, A.A. (2019). The Akaike information criterion: Background, derivation, properties, application, interpretation, and refinements. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 11(3), e1460. DOI: 10.1002/wics.1460

10. Wang, S., Zhuang, Q., Jin, X., Yang, Z., & Liu, H. (2020). Predicting soil organic carbon and soil nitrogen stocks in topsoil of forest ecosystems in Northeastern China using remote sensing data. *Remote Sensing*, 12, 1115. DOI: 10.3390/rs12071115

11. Lima, A., Lopes, J., Lopes, R., de Figueiredo, T., Vidal-Vázquez, E., & Hernández, Z. (2025). Soil organic carbon assessment using remote-sensing data and machine learning: A systematic literature review. *Remote Sensing*, 17(5), 882. DOI: 10.3390/rs17050882

12. Zhang, Y., Guo, L., Chen, Y., Shi, T., Luo, M., Ju, Q., Zhang, H., & Wang, S. (2019). Prediction of soil organic carbon based on Landsat 8 monthly NDVI data for the Jiangnan Plain in Hubei Province, China. *Remote Sensing*, 11, 1683. DOI: 10.3390/rs11141683

13. Liu, S., Wang, Y., Yang, Y., & Li, Z. (2023). A Bayesian network simulates the responses of soil organic carbon to environmental factors at a catchment scale. *CATENA*, 233, 107493. DOI: 10.1016/j.catena.2023.107493

14. Lykhovyd, P.V. (2023). A case study on the possibility of soil meliorative state assessment by remote sensing data. *Grail of Science*, 27, 226–230. DOI: 10.36074/grail-of-science.12.05.2023.034

Вожегова Р.А., Лиховид П.В., Грановська Л.М. Математичне моделювання вмісту поживних речовин у ґрунті за даними дистанційного зондування Землі

Мета. Розробити математичні моделі вмісту органічної речовини у ґрунтах України залежно від величини супутникових індексів SAVI та NDVI, виконати статистичну оцінку побудованих моделей та надати обґрунтування можливості та доцільності їх використання у науково-практичній діяльності. **Методи.** Вміст органічної речовини в ґрунтах України (виражений у г/кг ґрунту) за оцінювали за даними OpenLandMap (роздільна здатність супутникових зображень – 250 м); величину індексу SAVI та індексу NDVI розраховано за часовою серією супутникових знімків MODIS ((MOD13Q1 та MOD13A1, роздільна здатність – 500 м) та узагальнено за регіонами України для 2022-2024 років. Доступ до аерокосмічних знімків і виконання відповідних розрахунків виконували на платформі Google Earth Engine із використанням авторських запитів на мові програмування JavaScript. Для побудови моделей було створено відповідні пари даних «вміст органічної речовини (SOC)» – «величина SAVI / NDVI», та виконано лінійний регресійний аналіз даних за r -значення $< 0,05$. Додатково для порівняльної оцінки моделей використано критерій Акаїке. **Результати.** Розроблені математичні моделі оцінки вмісту органічної речовини в ґрунтах України за величинами вегетаційних індексів, розрахованих за даними дистанційного зондування Землі, продемонстрували достатньо високий рівень точності: коефіцієнт детермінації на рівні 0,95 за відносної похибки $< 20\%$. Згідно величини інформаційного критерія Акаїке модель із залученням величини MODIS

NDVI у якості предиктора має незначну перевагу над моделлю, де в якості предиктора використано MODIS SAVI. Апроксимація дозволила встановити, що максимальні розбіжності між прогнозованими та реальними величинами вмісту органічної речовини в ґрунтах спостерігаються для граничних випадків, у той час як за більш репрезентативних значень відносна похибка моделей не перевищує 5%. **Висновки.** Розроблено математичні моделі оцінки вмісту органічної речовини в ґрунтах України на основі значень вегетаційних індексів, розрахованих із використанням виключно даних аерокосмічного моніторингу – супутникових продуктів OpenLandMap та MODIS. Результати моделювання підтверджують перспективність обраного підходу, з огляду на його потенціал до оперативного, просторово-репрезентативного моніторингу стану ґрунтів. За умови подальшого розширення вхідного набору ознак, зокрема шляхом інтеграції додаткових індексів, багатоспектральних показників або даних про агрокліматичні умови, можливе впровадження більш стійких (робастних) методів машинного навчання. Це, у свою чергу, створює передумови для побудови прогностичних моделей підвищеної точності та практичної цінності в контексті оцінювання родючості ґрунтів на основі аерокосмічного моніторингу в умовах України.

Ключові слова: аерокосмічні знімки, вміст органічної речовини, прогнозування, регресійний аналіз, супутниковий моніторинг.

Vozhehova R.A., Lykhovyd P.V., Hranovska L.M.
Mathematical modeling of soil organic matter content using remote sensing data

Purpose. To develop mathematical models for the estimation of soil organic matter content in Ukrainian soils based on satellite-derived indices SAVI and NDVI; to perform statistical evaluation of the constructed models; to provide a rationale for the feasibility and applicability of these models in scientific and practical contexts. **Methods.** The organic matter content in Ukrainian soils (expressed in g/kg of soil) was assessed using OpenLandMap data (satellite image resolution –

250 m). SAVI and NDVI indices were calculated from time series of MODIS satellite imagery (MOD13Q1 and MOD13A1 products, resolution – 500 m) and aggregated by region for the years 2022–2024. Access to satellite imagery and related computations was provided via the Google Earth Engine platform using custom JavaScript queries. To construct the models, data pairs of “soil organic carbon (SOC) content” and “SAVI / NDVI value” were generated, followed by linear regression analysis under the significance threshold of $p < 0.05$. Additionally, the Akaike Information Criterion (AIC) was employed for comparative model assessment. **Results.** The developed mathematical models for estimating soil organic matter content in Ukrainian soils using vegetation indices derived from remote sensing data demonstrated a high level of accuracy: the coefficient of determination reached 0.95 with a relative error below 20%. According to the Akaike Information Criterion, the model employing MODIS NDVI as a predictor showed a slight advantage over the model based on MODIS SAVI. Model approximation indicated that the greatest discrepancies between predicted and observed SOC values occurred at extreme values, whereas for more representative values, the relative error did not exceed 5%. **Conclusions.** Mathematical models for estimating soil organic matter content in Ukrainian soils were developed based exclusively on vegetation indices derived from satellite monitoring data, i.e., OpenLandMap and MODIS products. The modeling results confirm the promise of the proposed approach, highlighting its potential for rapid and spatially representative soil condition monitoring. With the inclusion of additional input features – such as supplementary indices, multispectral indicators, or agroclimatic data – more robust machine learning methods could be implemented. This would enable the development of predictive models with enhanced accuracy and practical value for assessing soil fertility using remote sensing technologies under the conditions present in Ukraine.

Key words: aerospace imagery, soil organic matter content, forecasting, regression analysis, remote sensing.