

НОРМАЛІЗОВАНИЙ ДИФЕРЕНЦІЙНИЙ ВЕГЕТАЦІЙНИЙ ІНДЕКС ЯК МАРКЕР ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОЗИМИХ КУЛЬТУР У СИСТЕМАХ АВТОМАТИЗОВАНОГО КАРТУВАННЯ ПОСІВІВ

ЛИХОВИД П.В. – доктор сільськогосподарських наук

orcid.org/0000-0002-0314-7644

Інститут кліматично орієнтованого сільського господарства

Національної академії аграрних наук України

Постановка проблеми. Системи автоматизованого картування посівів сільськогосподарських культур є важливою складовою сучасного інформатизованого землеробства та еколого-економічних досліджень в агрономії. Мапи розташування посівів сільськогосподарських культур різного масштабу, побудовані на базі даних аерокосмічної зйомки та оновлювані в задані проміжки часу, використовуються не тільки для динамічного дистанційного моніторингу стану посівів, структури посівних площ і рівня насичення сівозмін різними за агробіологічними вимогами та властивостями сільськогосподарськими культурами для забезпечення позитивного балансу органічної речовини в ґрунті та оптимізації агротехнологічного впливу на ґрунт у системах його диференційованого обробітку, але й для оптимізації та уточнення економетричного аналізу в рослинництві, відстеження валових зборів продукції рослинництва і урожайності сільськогосподарських культур, а також еколого-географічного моніторингу використання сільськогосподарських угідь і розробки відповідних заходів із його науково обґрунтованої оптимізації відповідно до сучасних стандартів і вимог цілей сталого розвитку (SDG, Sustainable Development Goals), ратифікованих ФАО [1, 2]. Таким чином, розробка науково-методичних підходів і алгоритмів картування посівів сільськогосподарських культур за даними дистанційного зондування Землі є актуальною та важливою проблемою аграрної науки сьогодення, яка залишається донині вирішеною недостатньо. Вирішення зазначеної наукової проблеми можливе із використанням різних математичних методів і з залученням різних аерокосмічних даних, тобто не існує єдиного шляху досягнення позитивного науково-практичного результату, що підтверджують різні алгоритми функціонування наявних на сьогоднішній день науково-технічних продуктів і розробок із автоматизованого картування посівів, наприклад, система MARS (The Monitoring of Agriculture with Remote Sensing), яка активно вивчається дослідниками Українського науково-дослідного інституту прогнозування та випробування техніки і технологій для сільськогосподарського виробництва ім. Л. Погорілого [3].

На нашу думку, одним із перспективних і маловивчених напрямків картування посівів є застосування дискримінантної канонічної функції (CDA та LDA) до часової серії нормалізованого диференційного вегетаційного індексу (NDVI), розрахованого за стандартною методикою за комбінованими супутниковими знімками з сателітів Landsat-8 і Sentinel-2. Дискримінантна функ-

ція дозволить отримати знання про можливість застосування часової серії NDVI для розв'язання поставленої задачі, а також виокремити найбільш суттєві часові періоди аерокосмічної зйомки для отримання максимально точного результату і запропонувати функціональні коефіцієнти для практичної реалізації ідентифікації сільськогосподарських культур на основі даних щодо часової серії NDVI. Попередньо, дані часової серії NDVI було вже використано для цілей картування сільськогосподарських культур за кордонними дослідниками [4].

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Останніми роками науково-дослідна робота з питань автоматизованого розпізнавання та картування посівів сільськогосподарських культур із залученням даних дистанційного зондування Землі істотно активізувалася. Актуальність даної тематики не викликає сумнівів [5]. Різні групи дослідників використовують різні методичні підходи для вирішення наукової проблеми. Так, наприклад, одне із перших масштабних досліджень для України було виконано нещодавно із застосуванням алгоритмів глибокого навчання в рамках штучних нейронних мереж (багатошарового перспетрону та згорткової нейронної мережі) із залученням супутникових знімків Landsat-8 і Sentinel-1A RS. У результаті дослідження штучні нейронні мережі дозволили з високою точністю ідентифікувати різні сільськогосподарські культури, зокрема, кукурудзу на зерно, сою, пшеницю, соняшник та цукрові буряки, причому для окремих культур показник коректних ідентифікацій досяг 85% [6]. Недоліком даного дослідження є відсутність результуючої функції для універсальної імплементації розробки в системах землеробства та картографії, оскільки створені нейронні мережі не є універсальним інструментом і мають «закрити» екосистему. До сильних сторін варто віднести застосування алгоритму відновлення втрачених та пошкоджених супутникових даних (унаслідок атмосферних та інших спотворень) на основі карт Кохонена, що дозволило поліпшити ідентифікацію посівів на великих за площами масивах (більше ніж 10000 км²) [7].

Заслугує уваги одне із останніх досліджень з автоматизації картування посівів сільськогосподарських культур на основі використання аерокосмічних знімків сателіту Sentinel-2 та Google Earth Engine. Відмінною рисою наукової роботи є екстракція історичних даних Cropland Data Layer для побудови класифікаційної матриці, що істотно підвищує точність ідентифікації саме культурних рослин за рахунок зменшення спотворень. Точність картування за даної технології склала 80–90% [8].

Дослідники відмічають, що однією з проблем високоточної ідентифікації сільськогосподарських культур за даними аерокосмічного моніторингу є висока схожість спектральних характеристик, фіксованих для ряду споріднених рослин і рослинних угруповань. Для поліпшення якості та точності класифікації науковцями запропоновано використання комбінованих зображень NDVI сателітів Landsat-8 і Sentinel-2 у рамках класифікаційних підходів машинного навчання, таких як «дерево прийняття рішень» та «ансамблевий метод». У підсумку, точність розпізнавання окремих видів сільськогосподарських культур коливалася у межах 59-95% (найнижча – для нуту посівного), а загальна точність класифікації досліджуваних культур і структури посівних площ становила, залежно від регіону Пакистану, де проводилося дослідження, від 85 до 99% [9].

Дискримінантний аналіз, який є методом математичної статистики та дозволяє побудувати дискримінантну функцію та отримати відомості щодо ваги кожного із вхідних параметрів на результат, використовували поряд із методами машинного навчання дослідники з Іспанії. Не дивлячись на нижчу точність класифікації за дискримінантною функцією порівняно з результатами, одержаними для багатосарового перцептрон, даний підхід має високу науково-практичну цінність завдяки своїй відкритості, відносній простоті реалізації та можливості універсального використання в системах ідентифікації та картування посівів сільськогосподарських культур [10].

Мета – дослідити можливість застосування часової серії нормалізованого диференційного вегетаційного індексу для ідентифікації озимих культур (пшениця, ячмінь, ріпак) для використання дискримінантної функції в автоматизованому картуванні посівів на основі даних аерокосмічної зйомки полів. Дане дослідження є логічним продовженням циклу наукових робіт із даної тематики, першим із яких було дослідження щодо ідентифікації та картування посівів основних пізніх ярих культур України, таких як соя, кукурудза та соняшник [11].

Матеріали та методика досліджень. Для виконання дослідження було застосовано дані щодо нор-

малізованого диференційного вегетаційного індексу (NDVI) за 2018 рік, розраховані за комбінованими знімками сателітів Landsat-8 і Sentinel-2, для 70 випадково обраних полів пшениці озимої, ячменю озимого та ріпаку озимого (усього – 210 полів), розташованих у зоні Степу України (географічно – Херсонська, Миколаївська, Одеська, Запорізька, Дніпропетровська та Кіровоградська області). Дані щодо величини NDVI було генералізовано у місячну часову серію за період «квітень – липень» місяць. Дані за березень не використовували, оскільки за попередніми дослідженнями, вони є малорепрезентативними для активної вегетації озимих культур [12].

Вивчення можливості застосування величини NDVI у якості вхідного параметру для ідентифікації та наступного картування посівів озимих культур здійснювали шляхом мультикласового лінійного дискримінантного аналізу (MLDA) та канонічного дискримінантного аналізу (CDA). Алгоритм виконання математичних розрахунків – загальноновизнаний, описаний у працях [13, 14]. Стандартне відхилення (SD) та коефіцієнт варіації у відсотковому вираженні (CV) розраховували за методикою [15]. Результати аналізу було використано для побудови дискримінантної функції ідентифікації кожної досліджуваної культури. Статистичні розрахунки виконували у програмному пакеті BioStat v.7 за рівня достовірності 95% ($P < 0,05$).

Результати досліджень. Загальне уявлення про середньомісячні показники нормалізованого диференційного вегетаційного індексу на полях досліджуваних культур у період виконання наукової роботи можна отримати, звернувши увагу на дані, представлені в табл. 1.

Як видно, усі три культури мають доволі схожу динаміку NDVI, що ускладнює завдання їх взаємного відокремлення. В середньому, максимальні значення вегетаційного індексу зафіксовано на посівах озимого ріпаку, а мінімальні – для пшениці озимої.

Власні значення канонічних функцій наведено у табл. 2. Канонічний коефіцієнт кореляції для першої функції суттєво перевищує за величиною останній для другої, отже, перша канонічна функція краще описує

Таблиця 1

Величина середньомісячного NDVI на полях досліджуваних культур

Культура	Показник	Місяць			
		квітень	травень	червень	липень
озимий ріпак	Середнє±SD	0,42±0,08	0,48±0,10	0,59±0,08	0,20±0,07
	CV, %	19,61	21,10	12,69	34,30
озима пшениця	Середнє±SD	0,35±0,08	0,45±0,08	0,57±0,11	0,15±0,05
	CV, %	22,38	18,54	19,21	32,42
озимий ячмінь	Середнє±SD	0,38±0,09	0,42±0,10	0,59±0,11	0,15±0,05
	CV, %	23,59	24,98	19,11	33,68

Таблиця 2

Власні значення канонічних функцій розпізнавання посівів озимих культур за величиною NDVI

Канонічна функція	Власне значення	Пропорція	Кумулятивні	Канонічний R
Can1	1,5582	0,8290	0,8290	0,78
Can2	0,3215	0,1710	0,1710	0,49

матрицю ідентифікації посівів сільськогосподарських культур. Графічна модель розподілу канонічних змін за функціями 1 і 2 додатково свідчить про значно вищу вагу першої канонічної функції над другою (рис. 1).

Математична статистика щодо лямбди Уїлкса (за апроксимацією Бартлетта та Рао), яка є мірилом ефективності розробленої дискримінантної моделі, наведена у табл. 3 і 4. Розрахунок сліду Пілая (табл. 5) дозволяє остаточно стверджувати, що нульова гіпотеза розпізнавання посівів озимих культур за даними часової серії нормалізованого диференційного вегетаційного індексу відхилена, а значить, є цілком можливим.

Об'єднана варіаційно-коваріаційна матриця та повна матриця класифікації наведені у табл. 6. Канонічні коефіцієнти функцій, як звичайні, так і стандартизовані (об'єднані внутрішньо групові, std) представлено у табл. 7.

Функції в центроїдах груп та повна канонічна структура приведені в табл. 8. На основі попередньо викладених розрахунків було розроблено функції класифікації досліджуваних озимих культур за часовою серією NDVI, коефіцієнти яких наведено у табл. 9.

Для оцінки коректності ідентифікації досліджуваних культур розробленою канонічною функцією, було розраховано матрицю класифікації (табл. 10).

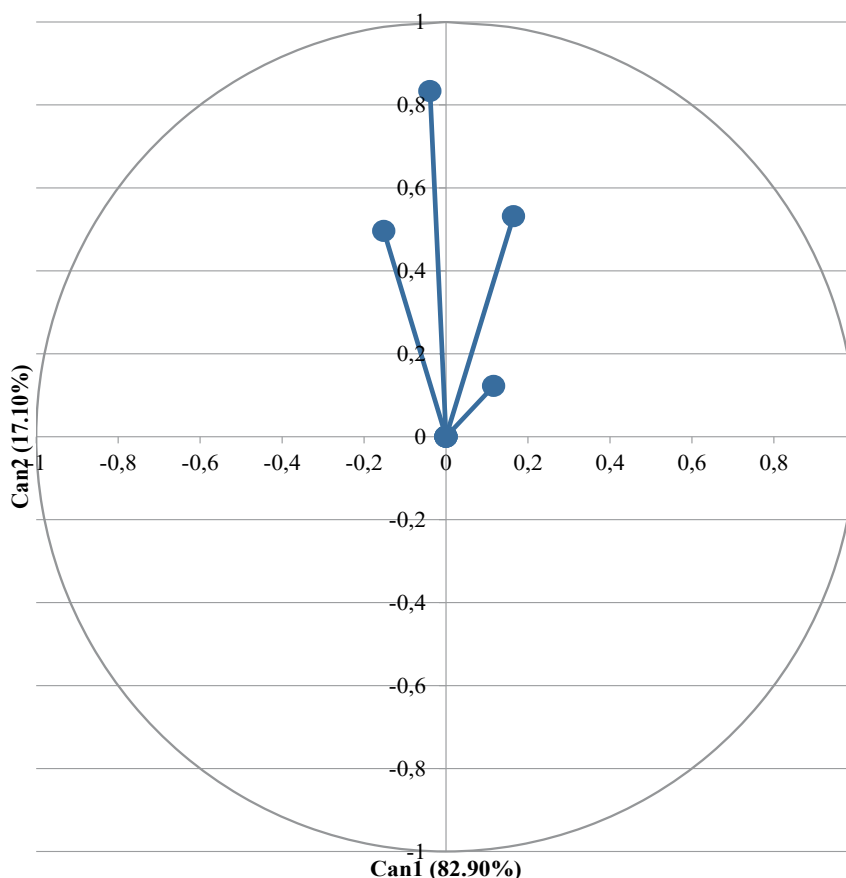


Рис. 1. Графік канонічних змінних функцій Can1 і Can2

Таблиця 3

Лямбда Уїлкса (апроксимація Бартлетта) канонічних функцій розпізнавання посівів озимих культур за величиною NDVI

Канонічна функція	Лямбда	Хі-квадрат	df	Р-значення
Can1–2	0,2958	250,31	8	0
Can2	0,7567	57,28	3	$2,235 \times 10^{-12}$

Таблиця 4

Лямбда Уїлкса (апроксимація Рао) канонічних функцій розпізнавання посівів озимих культур за величиною NDVI

Лямбда	F (df1=8, df2=410)	Р-значення	Критичне значення	H0
0,2958	42,77	0	1,96	відхилена

Таблиця 5

Слід Пілая канонічних функцій розпізнавання посівів озимих культур за величиною NDVI

Слід	F (df1=8, df2=410)	P-значення	Критичне значення	H0
0,8524	38,07	0	1,96	відхилена

Таблиця 6

Об'єднана варіаційно-коваріаційна матриця та повна матриця класифікації посівів озимих культур за величиною NDVI

Об'єднана варіаційно-коваріаційна матриця				
Змінна	квітень	травень	червень	липень
квітень	0,0070	0,0079	0,0041	-0,0001
травень	0,0079	0,0094	0,0049	-0,0003
червень	0,0041	0,0049	0,0102	0,0010
липень	-0,0001	-0,0003	0,0010	0,0033
Повна (загальна) матриця класифікації				
квітень	0,0076	0,0083	0,0043	0,0004
травень	0,0083	0,0100	0,0049	0,0004
червень	0,0043	0,0049	0,0102	0,0012
липень	0,0004	0,0004	0,0012	0,0039

Таблиця 7

Канонічні коефіцієнти класифікації посівів озимих культур за величиною NDVI

Змінна	Can1	Can2	Can1 (std)	Can2 (std)
квітень	56,0531	7,0846	4,6907	0,5929
травень	-49,5894	1,1405	-4,8037	0,1105
червень	2,2050	-3,9588	0,2222	-0,3990
липень	-3,0384	15,5201	-0,1738	0,8879
константа	-0,0101	-3,5221		

Таблиця 8

Функції в центроїдах груп та повна канонічна структура класифікації посівів озимих культур за величиною NDVI

Функції в центроїдах груп			Повна канонічна структура		
Змінна	Can1	Can2	Змінна	Can1	Can2
Ячмінь	1,5028	-0,4097	квітень	0,1648	0,5316
Ріпак	0,0296	0,7960	травень	-0,1517	0,4960
Пшениця	-1,5325	-0,3863	червень	0,1164	0,1224
			липень	-0,0390	0,8334

Таблиця 9

Функція класифікації посівів озимих культур за величиною NDVI

Група	квітень	травень	червень	липень	константа
Ячмінь	84,1441	-49,1650	44,7771	29,8650	-21,2175
Ріпак	10,1102	25,2633	36,7560	53,0527	-24,5530
Пшениця	-85,8271	101,3789	37,9921	39,4493	-21,3046

Таблиця 10

Матриця класифікації посівів озимих культур за величиною NDVI

Група/Передбачення	Ячмінь	Ріпак	Пшениця	Всього	Відсоток коректності
Ячмінь	51	19	0	70	72,9%
Ріпак	24	39	7	70	55,7%
Пшениця	2	15	53	70	75,7%
Всього	77	73	60	210	68,1%
N коректних = 143					

Враховуючи результати статистичної оцінки коректності передбачення типу культури за даними NDVI, можна зауважити, що найліпшу точність ідентифікації забезпечено для посівів пшениці озимої (понад 75%). Дещо нижча точність відмічена для озимого ячменю (майже 73%), а от посіви ріпаку озимого ідентифікуються найгірше – коректність передбачення склала лише 55,7%. На нашу думку, це можна пояснити спотворенням величини NDVI на посівах ріпаку озимого в період активного цвітіння культури, коли яскраво-жовтий колір посівів перешкоджає адекватній оцінці величини вегетаційного індексу. Таким чином, автоматизоване картування озимих культур на основі канонічної дискримінантної функції є можливим для зернової групи, і залишається під питанням для ріпаку. Враховуючи, що наші результати щодо труднощів ідентифікації посівів ріпаку у фазу цвітіння культури є не першими, існує думка, що впровадження додаткового специфічного оптимізованого індексу жовтавості (enhanced area yellowness index EAYI), нещодавно запропонованого науковцями з Китаю, може суттєво поліпшити ситуацію [16]. Проте, даний альтернативний вегетаційний індекс є маловивченим, тож наразі проблематика класифікації посівів ріпаку залишається актуальним питанням сучасної світової аграрної науки.

Висновки. Результатами дослідження доведено можливість ідентифікації та класифікації посівів озимих зернових культур за даними часової серії нормалізованого диференційного вегетаційного індексу. Точність класифікації для пшениці та ячменю озимого за розробленою дискримінантною канонічною функцією склала 75,7% і 72,9%, відповідно. Щодо ідентифікації посівів озимого ріпаку, ситуація є неоднозначною, оскільки точність ідентифікації склала лише 55,7%, що пов'язано із особливостями кольорового насичення посівів культури у фазу її цвітіння.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ:

1. Трускавецький С. Р., Биндич Т. Ю., Коляда Л. П., Вяткін К. В., Шерстюк О. І. Використання даних супутникової зйомки в системах точного землеробства. *Інженерія природокористування*. 2017. № 1(7). С. 29–35.
2. Sishodia R. P., Ray R. L., Singh S. K. Applications of remote sensing in precision agriculture: A review. *Remote Sensing*. 2020. Vol. 12. No. 19. P. 3136. DOI: 10.3390/rs12193136
3. Сердюченко Н. (Аналіз систем агромоніторингу транснаціонального рівня. *Техніко-технологічні аспекти розвитку та випробування нової техніки і технологій для сільського господарства України*. 2018. Вип. 22. С. 159–165.
4. Bellón B., Bégué A., Lo Seen D., De Almeida C. A., Simões M. A remote sensing approach for regional-scale mapping of agricultural land-use systems based on NDVI time series. *Remote Sensing*. 2017. Vol. 9. No. 6. P. 600. DOI: 10.3390/rs9060600
5. Kuenzer C., Knauer K. Remote sensing of rice crop areas. *International Journal of Remote Sensing*. 2013. Vol. 34. No. 6. P. 2101–2139. DOI: 10.1080/01431161.2012.738946
6. Kussul N., Lavreniuk M., Skakun S., Shelestov A. Deep learning classification of land cover and crop types using remote sensing data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2017. Vol. 14. No. 5. P. 778–782. DOI: 10.1109/LGRS.2017.2681128
7. Kussul N., Skakun S., Shelestov A., Lavreniuk M., Yailymov B., Kussul O. Regional scale crop mapping using multi-temporal satellite imagery. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2015. Vol. 40. P. 45–52. DOI: 10.5194/isprsarchives-XL-7-W3-45-2015
8. Zhang C., Di L., Lin L., Li H., Guo L., Yang Z., Yu E. G., Di Y., & Yang A. Towards automation of in-season crop type mapping using spatiotemporal crop information and remote sensing data. *Agricultural Systems*. 2022. Vol. 201. P. 103462. DOI: 10.1016/j.agsy.2022.103462
9. Tariq A., Yan J., Gagnon A. S., Riaz Khan M., Mumtaz F. Mapping of cropland, cropping patterns and crop types by combining optical remote sensing images with decision tree classifier and random forest. *Geo-Spatial Information Science*. 2023. Vol. 26. No. 3. P. 302–320. DOI: 10.1080/10095020.2022.2100287
10. López-Granados, F., Gómez-Casero, M. T., Pena-Barragán, J. M., Jurado-Expósito, M., & Garcia-Torres, L. (2010). Classifying irrigated crops as affected by phenological stage using discriminant analysis and neural networks. *Journal of the American Society for Horticultural Science*, 135(5), 465–473. DOI: 10.21273/JASHS.135.5.465
11. Lykhovyd P. V. Using normalised difference vegetation index in classification and agroecological zoning of spring row crops. *Biosystems Diversity*. 2023. Vol. 31. No. 4. P. 506–512. DOI:10.15421/012360
12. Lykhovyd P. V. Seasonal dynamics of normalized difference vegetation index in some winter and spring crops in the South of Ukraine. *Agrology*. 2021. Vol. 4. No. 4. P. 187–193. DOI: 10.32819/021022
13. Cruz-Castillo J. G., Ganeshanandam S., MacKay B. R., Lawes G. S., Lawoko C. R. O., Woolley D. J. Applications of canonical discriminant analysis in horticultural research. *HortScience*. 1994. Vol. 29. No. 10. P. 1115–1119.
14. Li T., Zhu S., Ogihara M. Using discriminant analysis for multi-class classification: an experimental investigation. *Knowledge and Information Systems*. 2006. Vol. 10. P. 453–472. DOI: 10.1007/s10115-006-0013-y
15. Карташов М. В. Імовірність, процеси, статистика. Київ : ВПЦ Київський університет, 2007. 504 с.
16. Zang Y., Chen X., Chen J., Tian Y., Shi Y., Cao X., Cui X. Remote sensing index for mapping canola flowers using MODIS data. *Remote Sensing*. 2020. Vol. 12. No. 23. P. 3912. DOI: 10.3390/rs12233912

REFERENCES:

1. Truskavetskyi, S. R., Byndych, T. Yu., Kolyada, L. P., Vyatkin, K. V., & Sherstyuk, O. I. (2017). Vykorystannia danykh suputnykovoi z'yomky v systemakh tochnoho zemlerobstva [Data use of satellite imagery in precision farming]. *Engineering of nature management*, 1(7), 29–35. [in Ukrainian]
2. Sishodia, R. P., Ray, R. L., & Singh, S. K. (2020). Applications of remote sensing in precision agriculture: A review. *Remote Sensing*, 12(19), 3136. DOI: 10.3390/rs12193136

3. Serdiuchenko, N. (2018). Analiz system agromonitorynhu transnatsionalnoho rivnia [Analysis of transnational crop monitoring systems]. *Technical and technological aspects of developing and testing of new machinery and technologies for agriculture of Ukraine*, 22, 159–165. [in Ukrainian]
 4. Bellón, B., Bégué, A., Lo Seen, D., De Almeida, C. A., & Simões, M. (2017). A remote sensing approach for regional-scale mapping of agricultural land-use systems based on NDVI time series. *Remote Sensing*, 9(6), 600. DOI: 10.3390/rs9060600
 5. Kuenzer, C., & Knauer, K. (2013). Remote sensing of rice crop areas. *International Journal of Remote Sensing*, 34(6), 2101–2139. DOI: 10.1080/01431161.2012.738946
 6. Kussul, N., Lavreniuk, M., Skakun, S., & Shelestov, A. (2017). Deep learning classification of land cover and crop types using remote sensing data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 14(5), 778–782. DOI: 10.1109/LGRS.2017.2681128
 7. Kussul, N., Skakun, S., Shelestov, A., Lavreniuk, M., Yailymov, B., & Kussul, O. (2015). Regional scale crop mapping using multi-temporal satellite imagery. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 40, 45–52. DOI: 10.5194/isprsarchives-XL-7-W3-45-2015
 8. Zhang, C., Di, L., Lin, L., Li, H., Guo, L., Yang, Z., Yu, E. G., Di, Y., & Yang, A. (2022). Towards automation of in-season crop type mapping using spatiotemporal crop information and remote sensing data. *Agricultural Systems*, 201, 103462. DOI: 10.1016/j.agsy.2022.103462
 9. Tariq, A., Yan, J., Gagnon, A. S., Riaz Khan, M., & Mumtaz, F. (2023). Mapping of cropland, cropping patterns and crop types by combining optical remote sensing images with decision tree classifier and random forest. *Geo-Spatial Information Science*, 26(3), 302–320. DOI: 10.1080/10095020.2022.2100287
 10. López-Granados, F., Gómez-Casero, M. T., Pena-Barragán, J. M., Jurado-Expósito, M., & Garcia-Torres, L. (2010). Classifying irrigated crops as affected by phenological stage using discriminant analysis and neural networks. *Journal of the American Society for Horticultural Science*, 135(5), 465–473. DOI: 10.21273/JASHS.135.5.465
 11. Lykhovyd, P. V. (2023). Using normalised difference vegetation index in classification and agroecological zoning of spring row crops. *Biosystems Diversity*, 31(4), 506–512. DOI:10.15421/012360
 12. Lykhovyd, P. V. (2021). Seasonal dynamics of normalized difference vegetation index in some winter and spring crops in the South of Ukraine. *Agrology*, 4(4), 187–193. DOI: 10.32819/021022
 13. Cruz-Castillo, J. G., Ganeshanandam, S., MacKay, B. R., Lawes, G. S., Lawoko, C. R. O., & Woolley, D. J. (1994). Applications of canonical discriminant analysis in horticultural research. *HortScience*, 29(10), 1115–1119.
 14. Li, T., Zhu, S., & Ogihara, M. (2006). Using discriminant analysis for multi-class classification: an experimental investigation. *Knowledge and Information Systems*, 10, 453–472. DOI: 10.1007/s10115-006-0013-y
 15. Kartashov, M. V. (2007). Imovirnist, protsesy, statystyka [Probability, processes, statistics]. Kyiv : VPZ Kyiv University. 504 pp.
 16. Zang, Y., Chen, X., Chen, J., Tian, Y., Shi, Y., Cao, X., & Cui, X. (2020). Remote sensing index for mapping canola flowers using MODIS data. *Remote Sensing*, 12(23), 3912. DOI: 10.3390/rs12233912
- Лиховид П.В. Нормалізований диференційний вегетаційний індекс як маркер ідентифікації озимих культур у системах автоматизованого картування посівів**
- Мета.** Вивчення можливості застосування часової серії супутникового нормалізованого диференційного вегетаційного індексу та дискримінантної канонічної функції для класифікації озимих культур (пшениця, ячмінь, ріпак) для подальшого автоматизованого картування їх посівів.
- Методи.** Дані щодо часової серії нормалізованого диференційного вегетаційного індексу за 2018 рік у період «квітень – липень» місяць, отримані для 70 випадково обраних полів пшениці озимої, ячменю озимого та ріпаку озимого (усього – 210 полів), розташованих у зоні Степу України, було застосовано для виконання мультикласового лінійного дискримінантного аналізу та канонічного дискримінантного аналізу. За результатами математико-статистичної обробки даних було побудовано дискримінантну функцію класифікації кожної досліджуваної культури. Статистичні розрахунки виконували за рівня достовірності 95% ($P < 0,05$).
- Результати.** За результатами математико-статистичних розрахунків було розроблено дві канонічні функції, причому оцінка ваги кожної із них у досягненні коректних результатів засвідчила перевагу першої (82,9% проти 17,1%; канонічний коефіцієнт кореляції 0,78 проти 0,49, відповідно). Розраховані коефіцієнти і константи дозволили розробити канонічну класифікаційну функцію для ідентифікації посівів кожної з досліджуваних культур. Найкращу точність класифікації зафіксовано для посівів пшениці озимої (75,7%) та ячменю озимого (72,9%), у той час як посіви ріпаку озимого ідентифікуються найгірше – коректність передбачення склала 55,7%. Це можна пояснити спотворенням величини NDVI на посівах ріпаку озимого в період активного цвітіння культури. Автоматизоване картування озимих культур на основі розробленої канонічної дискримінантної функції є можливим для зернової групи, і залишається під питанням для ріпаку.
- Висновки.** Результати дослідження засвідчили про можливість високоточної класифікації та подальшого картування посівів озимих зернових культур за даними часової серії нормалізованого диференційного вегетаційного індексу. Класифікація посівів ріпаку озимого потребує проведення додаткових досліджень із залученням альтернативних алгоритмів і методів.
- Ключові слова:** дискримінантний аналіз, дистанційне зондування Землі, класифікаційний аналіз, пшениця озима, ріпак озимий, ячмінь озимий.
- Lykhovyd P.V. Normalized difference vegetation index as a marker of winter crops identification in the systems of automated crops mapping**
- Purpose.** Studying the possibility of using the time series of satellite normalized difference vegetation index and discriminant canonical function for the classification of winter crops (wheat, barley, rapeseed) for further automated crops mapping.

Methods. Data on the time series of normalized difference vegetation index for 2018 in the period “April – July”, obtained for 70 randomly selected fields of winter wheat, winter barley and winter rapeseed (210 fields in total), located in the Steppe zone of Ukraine, were used for performing multiclass linear discriminant analysis and canonical discriminant analysis. According to the results of mathematical and statistical processing of the data, a discriminant function for the classification of each studied crop was developed. Statistical calculations were performed at a confidence level of 95% ($P < 0.05$).

Results. According to the results of mathematical and statistical calculations, two canonical functions were developed, and the assessment of the weight of each of them in achieving correct results proved the superiority of the first (82.9% vs. 17.1%; canonical correlation coefficient 0.78 vs. 0.49, respectively). The calculated coefficients and constants made it possible to develop a canonical classification

function for identifying the studied crops. The best classification accuracy was recorded for winter wheat (75.7%) and winter barley (72.9%), while winter rapeseed was identified the worst – the prediction accuracy was 55.7%. This can be put upon the distortion of the NDVI of winter rapeseed crops during the stage of full flowering of the crop. Automated mapping of winter crops based on the developed canonical discriminant function is possible for the cereals and remains questionable for rapeseed.

Conclusions. The results of the study proved the possibility of highly accurate classification and subsequent mapping of winter cereals based on the time series data of normalized difference vegetation index. The classification of winter rapeseed requires additional research involving alternative algorithms and methods.

Key words: discriminant analysis, remote sensing, classification analysis, winter wheat, winter rapeseed, winter barley.