

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ВРОЖАЙНОСТІ КУКУРУДЗИ ЗАЛЕЖНО ВІД ВЕЛИЧИНИ НОРМАЛІЗОВАНОГО ДИФЕРЕНЦІЙНОГО ВЕГЕТАЦІЙНОГО ІНДЕКСУ В УМОВАХ ЗРОШЕННЯ

*П.В. Лиховид¹, Р.А. Вожегова²,
Л.М. Грановська³, В.О. Шарій⁴*

¹доктор сільськогосподарських наук

²доктор сільськогосподарських наук, професор, академік НААН

³доктор економічних наук, професор, член-кореспондент НААН

*Інститут кліматично орієнтованого сільського господарства НААН
вул. Маяцька дорога, 24, смт Хлібодарське Одеського р-ну Одеської обл., 67667, Україна*

e-mail: ¹pavel.likhovid@gmail.com, ²icsanaas@ukr.net,

³G_Ludmila15@ukr.net, ⁴viktor.sharii@ukr.net

ORCID: ¹0000-0002-0314-7644, ²0000-0002-3895-5633,

³0000-0001-7021-3093, ⁴0000-0003-1652-3159

Надійшла 14.12.2023

Мета. Розробити та науково обґрунтувати математичні моделі прогнозування врожайності сільськогосподарських культур на зрошуваних землях залежно від величини нормалізованого диференційного вегетаційного індексу (NDVI). **Методи.** Наукову роботу з розроблення моделей продуктивності кукурудзи виконували на основі результатів польових досліджень із визначення впливу густоти стояння та генетичного потенціалу гібридів культури на врожайність зерна впродовж 2019–2021 рр. на експериментальних полях Інституту кліматично орієнтованого сільського господарства НААН. Польові дослідження було закладено в 4-разовій повторності методом рендомізованих розщеплених блоків. Біологічний матеріал – гібриди кукурудзи Степовий (ФАО 190) і Тронка (ФАО 380). Нормалізований диференційний вегетаційний індекс розраховували за традиційною методикою в програмному забезпеченні QGIS 3.22 за супутниковими знімками Sentinel-2. Математичне моделювання виконували в табличному процесорі Microsoft Excel 365 та статистичному пакеті BioStat v.7 методами кореляційно-регресійного аналізу даних. **Результати.** Установлено, що максимальна тіснота взаємозв'язку між величиною супутникового NDVI та врожайністю кукурудзи на зерно спостерігається у фазі BBCH 82-87, коефіцієнт кореляції за роками дослідження становив 0,93–0,96. Математична поліноміальна модель (поліном 2-го ступеня) забезпечила високий рівень точності (відносна похибка 7,62%) і прийнятний рівень адекватності прогнозної моделі (коефіцієнт детермінації 0,50). **Висновки.** Доведено можливість високоточного прогнозування продуктивності зернової кукурудзи в умовах Півдня України за даними супутникового NDVI, обчисленого у фазі BBCH 82-87. Запропонована поліноміальна модель може бути

**використана в наукових і практичних цілях для прогнозування врожайності
сільськогосподарської культури на зрошуваних землях.**

Ключові слова: математичне моделювання,
аерокосмічний моніторинг, поліном, Південь України, фенологія.

DOI: <https://doi.org/10.31073/agrovisnyk202403-11>

Застосування даних дистанційного зондування Землі є одним із перспективних напрямів розвитку сучасної аграрної науки. Поява нових сенсорів і технічного оснащення штучних супутників Землі наприкінці ХХ — початку ХХІ ст. дала змогу оцінювати стан наземних об'єктів за допомогою графічного та математичного аналізів їхніх спектральних знімків. Результат такої аналітичної роботи — виведення індексів і показників, які в числовій формі дають опосередковану характеристику властивостей досліджуваних об'єктів. Дистанційний моніторинг дає можливість у короткий проміжок часу досліджувати об'єкти, які значно віддалені один від одного або займають великі площі та потребують значних витрат робочої сили і часу для дослідження в природних умовах. Саме це є основним фактором, що визначає особливості та переваги сучасних технологій дистанційного зондування Землі та їх імплементацію в різних галузях науки, зокрема в природничих науках та сільському господарстві [1, 2].

Одним із перших і наразі найпоширеніших у науці та практиці супутникових індексів, взятих на озброєння сучасними аграріями в усьому світі, є нормалізований диференційний вегетаційний індекс (NDVI). Він запропонований передусім як індикатор відокремлення рослинних масивів від території, вільної від рослинності, і є універсальним інструментом для екологів, кліматологів та аграріїв [3]. Наразі перелік галузей практичного та наукового застосування NDVI досить широкий і містить у собі моніторинг кліматичних і метеорологічних умов та явищ, їх вплив на рослинний світ [4]; агроекологічний моніторинг рослинних угруповань [5]; моніторинг лісових ресурсів [6]; фенологічний моніторинг росту і розвитку сільськогосподарських культур [7]; картування посівів [8]; фітосанітарний моніторинг [9]; прогнозування динамічних змін у рослинності [10];

прогнозування продуктивності сільськогосподарських культур [11]. Останнє представляє найбільший інтерес для сучасної аграрної науки, оскільки точна оцінка стану посівів і передбачення рівня врожайності на ранніх етапах дає змогу уникнути втрат урожаю, поліпшити його якісні характеристики, спланувати та раціонально організувати технологічний процес і позитивно впливати на забезпечення продовольчої безпеки.

Мета досліджень — розробити й науково обґрунтувати математичні моделі прогнозування врожайності сільськогосподарських культур на зрошуваних землях залежно від величини NDVI [12].

Матеріали та методи досліджень. Наукові дослідження з розроблення моделей продуктивності кукурудзи проводили на основі результатів польових дослідів, виконаних упродовж 2019–2021 рр. на експериментальних полях Інституту кліматично орієнтованого сільського господарства НААН (смт Наддніпровське Херсонського р-ну Херсонської обл.).

Ґрунт дослідних ділянок — типовий для Інгулецького зрошуваного масиву, темно-каштановий слабосолонцюватий, за гранулометричним складом — середньосуглинковий. Уміст основних елементів живлення в ґрунті: азоту — 0,11–0,16%, фосфору — 0,07–0,09, калію — 2,10–2,33%. Уміст гумусу в орному шарі ґрунту — 2–3%. Погодні умови впродовж 2019–2021 рр. були типовими для Півдня України, погода в період вегетації рослин кукурудзи — помірно спекотною, дефіцит природного зволоження перекидали зрошенням.

Оцінку та аналіз урожайності зерна кукурудзи проводили в рамках 2-факторного дослідження (фактор А — гібриди кукурудзи, В — густина стояння рослин), який закладали методом рендомізованих розщеплених блоків. Посівна площа ділянок — 30 м², облікова — 20 м². Дослідження здійснювали

1. Результати статистичної оцінки математичної моделі прогнозування врожайності зерна кукурудзи на зрошуваних землях Півдня України за величиною нормалізованого диференційного вегетаційного індексу за 2019–2021 рр.

Статистичний показник	Значення
Коефіцієнт:	
кореляції Пірсона	0,69
кореляції квадратичної функції	0,71
детермінації квадратичної функції	0,50
Нормований коефіцієнт детермінації квадратичної функції	0,47
Стандартне відхилення (похибка), т/га	1,16
Середньоквадратична похибка, т/га	1,36
Середня абсолютна похибка у %	7,62
Рівняння квадратичної функції моделі	$Y = 10,580 - 7,912NDVI + 13,378NDVI^2$

в 4-разовій повторності. Матеріалом для досліджень були різні за групами стиглості гібриди — Степовий (ФАО 190) і Тронка (ФАО 380). Густота рослин гібридів — 70 тис. шт./га, 80; 90; 100 та 110 тис. шт./га. Агротехніка вирощування культури — загальноприйнята для умов зрошення Півдня України [13]. Збирання та облік урожаю проводили у фазі повної стиглості зерна вручну зважуванням качанів з усієї облікової площі ділянок. Вологість зерна кукурудзи, вихід зерна з качанів і вихід кондиційного насіння із зерна визначали в пробах качанів (розмір 1-ї проби — 50 качанів), відібраних під час збирання окремо на кожній обліковій ділянці.

Нормалізований диференційний вегетаційний індекс обчислювали за формулою, виконуючи обробку супутникових знімків Sentinel-2 у ГІС забезпеченні QGIS 3.22 за допомогою растрового калькулятора [14].

$$NDVI = (NIR - Red) / (NIP + Red),$$

де NIR — значення показника відбивання поверхні для інфрачервоного спектра; Red — значення показника відбивання поверхні для червоного спектра.

Обчислення NDVI щороку проводили для основних фаз росту і розвитку дослід-

жуваної культури, вилучаючи з розрахунку та обліку нежнісні та спотворені супутникові знімки. Після цього виконували прив'язку значень NDVI до врожайності кукурудзи відповідно до просторового розподілу варіантів досліду та відповідних величин вегетаційного індексу. Парним кореляційним аналізом встановлювали оптимальні дати для прогнозування врожайності зерна кукурудзи, узагальнювали 3-річні дані і здійснювали математичне моделювання способом поліноміальної регресії (поліном другого ступеня) з перевіркою точності прогнозу та адекватності апроксимаційної кривої вхідному набору даних [15]. Розрахунки виконували засобами табличного процесора Microsoft Excel 365 та статистичного пакета BioStat v.7.

Результати досліджень. Максимальна кореляція між величиною NDVI, який розраховували на основі даних супутникового моніторингу, та врожайністю гібридів зернової кукурудзи зафіксована для таких дат: 18 серпня 2019 р., 17 серпня 2020 р., 12 серпня 2021 р. Фенологічно зазначені дати відповідають періоду «молочної — початку воскової стиглості зерна» кукурудзи (ВВСН 82-87). Саме дані за ці 3 періоди було використано під час

2. Шкала програмованої врожайності зерна кукурудзи на зрошуваних землях Півдня України за величиною нормалізованого диференційного вегетаційного індексу (порівняння з результатами попередніх досліджень), т/га

Величина NDVI	Поліноміальна модель ВВСН 82-87	Референтна модель ВВСН 51-63 [18, 19]
0,40	8,83–10,28	2,20–2,65
0,50	9,21–10,73	5,00–6,00
0,60	9,84–11,46	7,90–9,45
0,70	10,71–12,48	11,00–13,15
0,80	11,84–13,79	14,00–17,00

3. Взаємозв'язок між нормалізованим диференційним вегетаційним індексом і врожайністю кукурудзи зернової за 2019 р.

Полігон	Урожайність, т/га	NDVI за датами												
		05.05	20.05	30.05	09.06	04.07	19.07	24.07	03.08	08.08	18.08	28.08	07.09	12.09
1	9,23	0,15	0,10	0,20	0,45	0,50	0,50	0,50	0,45	0,40	0,35	0,25	0,20	0,20
2	9,47	0,15	0,15	0,25	0,55	0,55	0,55	0,55	0,50	0,45	0,40	0,25	0,20	0,20
3	9,48	0,15	0,15	0,25	0,55	0,55	0,55	0,55	0,50	0,45	0,40	0,25	0,20	0,20
4	9,83	0,20	0,20	0,30	0,60	0,60	0,60	0,60	0,55	0,50	0,45	0,25	0,20	0,20
5	9,93	0,20	0,20	0,30	0,60	0,60	0,60	0,60	0,55	0,65	0,45	0,35	0,35	0,30
6	10,08	0,20	0,25	0,35	0,65	0,65	0,65	0,65	0,60	0,55	0,45	0,25	0,20	0,20
7	12,07	0,25	0,25	0,40	0,75	0,70	0,75	0,65	0,65	0,75	0,60	0,50	0,50	0,45
8	12,12	0,25	0,30	0,40	0,75	0,70	0,75	0,65	0,65	0,75	0,60	0,50	0,50	0,45
9	12,54	0,25	0,30	0,45	0,75	0,75	0,80	0,75	0,70	0,80	0,60	0,50	0,50	0,45
10	13,67	0,30	0,30	0,50	0,80	0,80	0,80	0,75	0,85	0,85	0,65	0,55	0,55	0,45
Середнє	10,84	0,21	0,22	0,34	0,65	0,64	0,66	0,59	0,59	0,62	0,50	0,37	0,34	0,31
SD	1,59	0,05	0,07	0,10	0,11	0,10	0,11	0,10	0,10	0,17	0,11	0,13	0,16	0,12
CV	14,68%	24,59%	32,50%	28,41%	17,70%	15,10%	17,05%	16,37%	26,84%	21,53%	35,98%	45,88%	40,09%	40,09%
R	n/3	0,92	0,78	0,92	0,88	0,92	0,93	0,92	0,92	0,90	0,96	0,92	0,90	0,88

побудови математичної моделі (набір вхідних даних N=30). Результати математико-статистичного моделювання наведено в табл. 1. Відповідно до сучасних положень з інтерпретації результатів статистичної оцінки достовірності та надійності моделей (усі розрахунки було виконано за 95% рівня достовірності), розроблена поліноміальна модель урожайності зерна кукурудзи має достатній рівень адекватності вхідному набору даних і високу прогностичну точність (величина похибки менше 10%) [16, 17].

Попередніми дослідженнями щодо можливості прогнозування продуктивності кукурудзи зернової в умовах Півдня України було встановлено, що максимальну точність та адекватність забезпечували показники NDVI, завантажені на платформі Earth Observation Systems Data Analytics у ранній період «початок викидання волоті — поява перших тичинкових ниток» (ВВСН 51-63) [18, 19]. Однак загальна закономірність формування продуктивності культури ідентична при побудові шкали врожайності. Головна різниця полягає в меншій внутрішній дисперсії та рівні прогнозованої врожайності (табл. 2). Загалом математична модель, отримана за результатами досліджень, вирізняється вищою точністю, але її недоліком порівняно з референтною моделлю, яка пропонує прогноз урожайності зерна кукурудзи у фазі ВВСН 51-63, є прогнозування в пізніший період ВВСН 82-87 (фаза «молочної — початок воскової стиглості зерна»). Крім того, отримана математична модель може переоцінювати врожайність кукурудзи зернової за низьких величин NDVI, при цьому в діапазоні NDVI 0,60–0,80 обидві моделі показують співставну прогнозовану величину врожаю.

Аналогічні дослідження, виконані іноземними науковцями, різняться терміном зчитування даних NDVI та оптимальними строками прогнозування врожайності кукурудзи на зерно. Так, автори [20–22] називають оптимальними періоди від початку викидання волоті до молочної стиглості зерна залежно від географічних, агрометеорологічних і агротехнологічних умов виконання досліджень. При цьому точність і якість підгону моделей була на вищому рівні (коефіцієнти детермінації становили 0,61–0,85), проте окремі моделі значно поступалися розробленій нами

4. Взаємозв'язок між нормалізованим диференційним вегетаційним індексом і врожайністю кукурудзи зернової за 2020 р.

Полігон	Урожайність, т/га	NDVI за датами									
		19.05	08.06	18.07	07.08	17.08	27.08	06.09	26.09		
1	9,12	0,20	0,25	0,25	0,40	0,45	0,40	0,40	0,40	0,30	0,20
2	9,65	0,20	0,25	0,30	0,40	0,50	0,40	0,40	0,40	0,30	0,20
3	10,13	0,25	0,30	0,40	0,45	0,55	0,45	0,45	0,45	0,30	0,20
4	10,15	0,25	0,30	0,40	0,50	0,55	0,50	0,45	0,45	0,35	0,30
5	10,16	0,25	0,30	0,45	0,50	0,55	0,50	0,50	0,50	0,40	0,25
6	10,37	0,25	0,30	0,45	0,50	0,60	0,50	0,55	0,55	0,40	0,25
7	12,38	0,30	0,35	0,55	0,60	0,70	0,60	0,65	0,65	0,45	0,35
8	12,48	0,30	0,35	0,55	0,60	0,70	0,60	0,65	0,65	0,55	0,35
9	13,25	0,30	0,40	0,60	0,65	0,75	0,65	0,70	0,70	0,60	0,35
10	14,21	0,40	0,50	0,70	0,75	0,80	0,75	0,80	0,80	0,65	0,40
Середнє	11,19	0,27	0,33	0,47	0,54	0,62	0,54	0,56	0,56	0,43	0,29
SD	1,73	0,06	0,08	0,14	0,11	0,12	0,11	0,14	0,14	0,13	0,07
CV	15,49%	21,74%	22,81%	29,58%	21,15%	18,80%	21,15%	24,93%	24,93%	30,12%	26,22%
R	н/з	0,88	0,90	0,92	0,96	0,98	0,96	0,96	0,96	0,92	0,87

5. Взаємозв'язок між нормалізованим диференційним вегетаційним індексом і врожайністю кукурудзи зернової за 2021 р.

Полігон	Урожай- ність, т/га	NDVI за датами																
		04.05	09.05	08.06	13.06	18.06	03.07	08.07	18.07	23.07	28.07	02.08	12.08	17.08	22.08	01.09	16.09	
1	9,28	0,25	0,30	0,30	0,30	0,50	0,55	0,70	0,70	0,70	0,70	0,70	0,70	0,65	0,60	0,50	0,35	0,30
2	9,53	0,25	0,30	0,35	0,35	0,55	0,60	0,75	0,70	0,75	0,75	0,75	0,70	0,70	0,65	0,50	0,35	0,35
3	9,67	0,25	0,30	0,40	0,40	0,55	0,65	0,75	0,75	0,75	0,75	0,75	0,70	0,70	0,65	0,55	0,40	0,35
4	9,95	0,25	0,30	0,45	0,45	0,60	0,70	0,75	0,75	0,75	0,75	0,75	0,70	0,70	0,65	0,55	0,45	0,40
5	10,05	0,25	0,25	0,50	0,55	0,65	0,70	0,80	0,80	0,80	0,80	0,80	0,70	0,70	0,65	0,50	0,45	0,45
6	10,21	0,25	0,30	0,55	0,60	0,70	0,75	0,80	0,80	0,80	0,80	0,80	0,75	0,70	0,70	0,70	0,45	0,40
7	12,26	0,25	0,25	0,65	0,65	0,80	0,80	0,85	0,80	0,85	0,85	0,85	0,75	0,75	0,70	0,70	0,55	0,50
8	12,26	0,25	0,25	0,65	0,65	0,80	0,85	0,85	0,85	0,85	0,85	0,75	0,80	0,75	0,75	0,75	0,60	0,55
9	12,64	0,30	0,30	0,70	0,70	0,85	0,85	0,90	0,85	0,85	0,85	0,85	0,80	0,75	0,75	0,60	0,55	0,55
10	13,85	0,30	0,30	0,75	0,70	0,90	0,90	0,95	0,85	0,90	0,85	0,85	0,80	0,80	0,80	0,65	0,60	0,60
Середнє	10,97	0,26	0,29	0,53	0,54	0,69	0,74	0,81	0,79	0,80	0,79	0,73	0,73	0,69	0,64	0,49	0,45	0,45
SD	1,62	0,02	0,02	0,15	0,15	0,14	0,12	0,08	0,06	0,06	0,06	0,05	0,07	0,07	0,11	0,11	0,10	0,10
CV	14,73%	8,11%	8,47%	29,23%	27,88%	20,44%	15,73%	9,56%	7,39%	7,80%	7,78%	6,62%	9,25%	9,76%	17,59%	21,94%	22,67%	22,67%
R	н/з	0,55	0,06	0,90	0,78	0,93	0,88	0,93	0,73	0,89	0,77	0,81	0,93	0,88	0,84	0,90	0,92	0,92

моделі за точністю (похибка прогнозу врожаю зерна кукурудзи досягала 19%) [23]. Автори [24] наголошують, що моделювання врожаю варто виконувати за середньозваженою максимальною величиною супутникового індексу для всього вегетаційного періоду культури (від сходів до збирання врожаю), але такий підхід хоч і забезпечує вищу точність програмування врожаїв, проте не може забезпечити його оперативного та раннього прогнозування. Підсумовуючи результати аналізу та власних досліджень, варто зазначити, що виконання регіональних досліджень щодо прогнозування врожайності зернової кукурудзи на основі даних NDVI потрібне для того, щоб забезпечити точне програмування врожайності культури на основі даних супутникового моніторингу,

оскільки результати зарубіжних досліджень, виконані в інших природно-кліматичних та агротехнологічних умовах, не зможуть забезпечити належного рівня точності математичного моделювання для умов Півдня України.

Узагальнення результатів польових досліджень і камеральної обробки супутникових знімків, використаних для розроблення математичної моделі врожайності зерна кукурудзи на зрошуваних землях Півдня України, наведено в табл. 3–5. Нерівнозначність кількості дат установалення величини вегетаційного індексу за роками дослідження пов'язана з фактором спотворення знімків і наявності «білих плям» на частині супутникових знімків через значний рівень хмарності.

Висновки

Результати досліджень свідчать про можливість високоточного надійного прогнозування врожайності кукурудзи зернової, культивованої на зрошуваних землях Півдня України, за величиною NDVI, розрахованого в період молочної — початку воскової стиглості зерна культури (ВВСН 82-87). Похибка прогнозу становить 7,62% за коефіцієнта детермінації 0,50. Отже, розроблена математична модель дає змогу програмувати продуктивність

кукурудзи зернової, додатково уточнити наявні математико-статистичні та емпіричні моделі прогнозу врожаїв зерна кукурудзи, розширяє теоретичні знання про взаємозв'язок між супутниковими даними та врожайністю культури. Подальші дослідження будуть спрямовані на уточнення математичних моделей та застосування сучасних можливостей штучного інтелекту в програмуванні продуктивності кукурудзи на зерно.

Lykhovyd P.1, Vozhegova R.2, Hranovska L.3, Sharii V.4

Institute of Climate-Oriented Agriculture of NAAS, 24 Maiatska doroh Str., vil. Khlibodarske, Odesa district, Odesa oblast, 67667, Ukraine; e-mail: ¹pavel.likhovid@gmail.com, ²icsanaas@ukr.net; ³G_Ludmila15@ukr.net, ⁴viktor.sharii@ukr.net; ORCID: ¹0000-0002-0314-7644, ²0000-0002-3895-5633, ³0000-0001-7021-3093, ⁴0000-0003-1652-3159

Mathematical model for forecasting corn yield depending on the value of the normalized differential vegetation index under irrigation conditions

Goal. To develop and scientifically substantiate mathematical models for forecasting the yield of crops on irrigated lands depending on the value of the normalized differential vegetation index (NDVI). **Methods.** Scientific work on the development of models of corn productivity was carried out based on the results of field studies to determine the influence of stand density and the genetic potential of

crop hybrids on grain yield during 2019–2021 at the experimental fields of the Institute of Climate-oriented Agriculture of NAAS. Field experiments were laid out in 4-time replication by the method of randomized split blocks. Biological material — corn hybrids Stepovyi (FAO 190) and Tronka (FAO 380). The normalized differential vegetation index was calculated using the traditional method in QGIS 3.22 software based on Sentinel-2 satellite images. Mathematical modeling was performed in the spreadsheet processor Microsoft Excel 365 and the statistical package BioStat v.7 using correlation-regression data analysis methods. **Results.** It was established that the maximum closeness of the relationship between the value of satellite NDVI and the yield of corn per grain was observed in the phase of VVSN 82-87, the correlation coefficient for the years of the study was 0.93–0.96. The mathematical polynomial model (polynomial of the 2nd degree) provided a high level of accuracy (relative error 7.62%) and an acceptable level of adequacy of the predictive model (coefficient of determination 0.50). **Conclusions.** The possibility

of highly accurate forecasting of grain corn productivity in the conditions of Southern Ukraine based on satellite NDVI data calculated in the VBSN 82-87 phase was proven. The proposed polynomial model can be used for scientific and practical purposes for

forecasting the yield of crops on irrigated lands.

Key words: mathematical modeling, aerospace monitoring, polynomial, Southern Ukraine, phenology.

DOI: <https://doi.org/10.31073/agrovisnyk202403-11>

Бібліографія

1. Cracknell A.P. The development of remote sensing in the last 40 years. *International J. of Remote Sensing*. 2018. № 39 (23). P. 8387–8427. doi: 10.1080/01431161.2018.1550919
2. Bauer M.E. Remote sensing of environment: history, philosophy, approach and contributions, 1969–2019. *Remote Sensing of Environment*. 2020. № 237. P. 111522. doi: 10.1016/j.rse.2019.111522
3. Pettorelli N. The normalized difference vegetation index. USA, New York: Oxford University Press, 2013. 193 p.
4. Sun R., Chen S., Su H. Climate dynamics of the spatiotemporal changes of vegetation NDVI in northern China from 1982 to 2015. *Remote Sensing*. 2021. № 13 (2). P. 187. doi: 10.3390/rs13020187
5. Jiang L., Liu Y., Wu S., Yang C. Analyzing ecological environment change and associated driving factors in China based on NDVI time series data. *Ecological indicators*. 2021. № 129. P. 107933. doi: 10.1016/j.ecolind.2021.107933
6. Gao Y., Quevedo A., Szantoi Z., Skutsch M. Monitoring forest disturbance using time-series MODIS NDVI in Michoacán, Mexico. *Geocarto International*. 2021. № 36 (15). P. 1768–1784. doi: 10.1080/10106049.2019.1661032
7. Choudhary K., Shi W., Boori M.S., Corgne S. Agriculture phenology monitoring using NDVI time series based on remote sensing satellites: a case study of Guangdong, China. *Optical Memory and Neural Networks*. 2019. № 28. P. 204–214. doi: 10.3103/S1060992X19030093
8. Li F., Ren J., Wu S. et al. Comparison of regional winter wheat mapping results from different similarity measurement indicators of NDVI time series and their optimized thresholds. *Remote Sensing*. 2021. № 13 (6). P. 1162. doi: 10.3390/rs13061162
9. Ennouri K., Triki M.A., Kallel A. Applications of remote sensing in pest monitoring and crop management. *Bioeconomy for sustainable development*. 2020. P. 65–77. doi: 10.3390/rs13061162
10. Lykhovyd P. Study of climate impact on vegetation cover in Kherson oblast (Ukraine) using normalized difference and enhanced vegetation indices. *J. of Ecological Engineering*. 2021. № 22 (6). P. 126–135. doi: 10.12911/22998993/137362
11. Ji Z., Pan Y., Zhu X. et al. Prediction of crop yield using phenological information extracted from remote sensing vegetation index. *Sensors*. 2021. № 21 (4). P. 1406. doi: 10.3390/s21041406
12. Sots S.M., Bnyiak O.V. Use of corn grain in production of food products. *Grain Products and Mixed Fodder's*. 2018. № 18 (2). P. 20–25. doi: 10.15673/gpmf.v18i2.969
13. Ушкаренко В.О., Вожегова Р.А., Голобо-родько С.П., Коковіхін С.В. Методика польового дослідження (зрошуване землеробство). Херсон: Олді+, 2019. 448 с.
14. Kuc G., Chormański J. Sentinel-2 imagery for mapping and monitoring imperviousness in urban areas. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2019. № 42. P. 43–47. doi: 10.5194/isprs-archives-XLII-1-W2-43-2019
15. Ostertagová E. Modelling using polynomial regression. *Procedia Engineering*. 2012. № 48. P. 500–506. doi: 10.1016/j.proeng.2012.09.545
16. Evans J.D. Straightforward statistics for the behavioral sciences. Thomson Brooks/Cole Publishing Co, 1996. 624 p.
17. Moreno J.J.M., Pol A.P., Abad A.S., Blasco B.C. Using the R-MAPE index as a resistant measure of forecast accuracy. *Psicothema*. 2013. № 25 (4). P. 500–506. doi: 10.7334/psicothema2013.23
18. Vozhehova R., Maliarchuk M., Biliaieva I. et al. Spring row crops productivity prediction using normalized difference vegetation index. *J. of Ecological Engineering*. № 21 (6). P. 176–182. doi: 10.12911/22998993/123473
19. Lykhovyd P. Theoretical bases of crop production on the reclaimed lands in the conditions of climate change. Poland, Warsaw: RS Global Sp. z O.O., 2022. 259 p. doi: 10.31435/rsglobal/050
20. Maresma A., Chamberlain L., Tagarakis A. et al. Accuracy of NDVI-derived corn yield predictions is impacted by time of sensing. *Computers and electronics in agriculture*. 2020. № 169. P. 105–236. doi: 10.1016/j.compag.2020.105236
21. Teal R.K., Tubana B., Girma K. et al. In season prediction of corn grain yield potential using normalized difference vegetation index. *Agronomy J.* 2006. № 98 (6). P. 1488–1494. doi: 10.2134/agronj2006.0103
22. Mourtzinis S., Arriaga F.J., Balkcom K.S., Ortiz B.V. Corn grain and stover yield prediction at R1 growth stage. *Agronomy j.* 2013. № 105 (4). P. 1045–1050. doi: 10.2134/agronj2012.0393
23. Holzman M.E., Rivas R.E. Early maize yield forecasting from remotely sensed temperature/vegetation index measurements. *IEEE J. Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2016. № 9 (1). P. 507–519. doi: 10.1109/JSTARS.2015.2504262
24. Kumar D.A., Neelima T.L., Srikanth P. et al. Maize yield prediction using NDVI derived from Sentinel 2 data in Siddipet district of Telangana state. *J. of Agrometeorology*. 2022. № 24 (2). P. 165–168. doi: 10.54386/jam.v24i2.1635