

14. Ноздріна Н.Л. Формування елементів структури врожайності та якості зерна нових сортів пшениці озимої в Північному Степу. *Вісник Полтавської державної аграрної академії*. 2014. № 2. С. 165–168. http://nbuv.gov.ua/UJRN/VPDAA_2014_2_36.

15. Каленська С.М. Озима пшениця. Осінні помилки. *Агрономія сьогодні*. 2021. <https://agronomy.com.ua/statti/ozymi-kultury/658-ozyma-pshenysia-osinni-pomylky.html>

16. Назаренко М.М. Іжболдін О.О., Білан Д.С. Продуктивність та якість зерна сортів пшениці озимої в умовах Північного Степу України. *Таврійський науковий вісник*. 2022. № 128. С. 144–151. DOI <https://doi.org/10.32851/2226-0099.2022.128.20>.

УДК 004.94: 633.1 (477.72)

DOI <https://doi.org/10.32782/2226-0099.2023.133.7>

ПРОГНОЗ УРОЖАЙНОСТІ ХЛІБНИХ ЗЛАКІВ У ХЕРСОНСЬКІЙ ОБЛАСТІ ЗА ДАНИМИ СУПУТНИКОВОГО МОНІТОРИНГУ

Лиховид П.В. – д.с.-г.н.,

старший науковий співробітник відділу зрошуваного землеробства та декарбонізації агроєкосистем,

Інститут кліматично орієнтованого сільського господарства
Національної академії аграрних наук України

Широкомасштабне прогнозування врожайності основних сільськогосподарських культур необхідне для забезпечення раціональної аграрної політики щодо імпорту та експорту рослинної продукції та гарантування продовольчої безпеки. Оскільки для прогнозування регіонального масштабу застосовуються різні підходи, дані дистанційного зондування Землі залишаються одними з найбільш придатних і зручних для цієї мети. Основною метою даного дослідження було створення моделей прогнозу врожайності зернових культур в Херсонській області на основі просторових значень регіонального нормалізованого диференційного вегетаційного індексу, оціненого для посівних угідь у період активного росту основних культур, а саме озимої пшениці та ячменю, вівса, жита і проса. Дані щодо індексу рослинності були отримані з Глобальної системи сільськогосподарського моніторингу GIMMS та необроблених спектральних зображень, наданих Університетом природних ресурсів і природничих наук (Відень). Необроблені спектральні зображення були проаналізовані за допомогою набору растрових статистичних інструментів програмного забезпечення QGIS 3.10 із застосуванням попередньо прийнятої маски орних земель, наданої службою NextGIS. Дані щодо врожайності отримані з офіційних органів статистики України. Дослідження охопило період 2005–2023 років, за винятком 2022 року через військові дії та окупацію регіону. Прогноз урожайності проводився з використанням моделювання методом лінійної регресії, штучних нейронних мереж (реалізованих у наборі інструментів Tibertus) та комбінованої скоригованої моделі лінійної регресії. Результати статистичної оцінки моделей показали, що найкраща точність прогнозу досягнута для озимої пшениці та ячменю, а найгірша – для проса. Моделі, засновані на нейронних мережах, набагато точніші та мають відмінну адекватність вхідному набору даних, але вони мають скоріше теоретичну, ніж практичну цінність. Розроблені регресійні моделі (як у чистому вигляді, так і скориговані) мають велике значення та стануть у нагоді для коригування аграрної політики у Херсонській області та можуть бути успішно реалізовані для практичних цілей прогнозування врожайності у регіоні.

Ключові слова: математичне моделювання, нейронні мережі, нормалізований диференційний вегетаційний індекс, регресія, дистанційне зондування.

Likhovid P.V. Prediction of cereal crops yields in Kherson region using spatial monitoring data

Large-scale prediction of major crops' yields is essential to ensure rational agrarian policy on import and export of plant products and guarantee food security. As far as different approaches are applied to make regional scale prediction, remote sensing data remain one of the most suitable and convenient for this purpose. The main goal of this study was to create the models for cereals yield prediction in Kherson region based on spatial values of the regional normalized difference vegetation index, assessed for the croplands in the period of active growth of the major crops, namely, winter wheat and barley, oats, rye, and millet. The data on the vegetation index were derived from the GIMMS Global Agricultural Monitoring System and raw spectral imagery, provided at the University of Natural Resources and Life Sciences (Vienna). The raw spectral imagery was analysed using raster statistical toolkit of QGIS 3.10 software, applying the previously adopted croplands mask, provided by NextGIS service. The yielding data were retrieved from the official statistical bodies of Ukraine. The study embraced the period 2005–2023, excluding the year 2022 because of military activities and occupation of the region. The yielding capacity prediction was conducted using linear regression modelling approach, artificial neural networks (realized in Tiberius toolkit), and the combined adjusted linear regression model. The results of the statistical evaluation of the models revealed that the best accuracy of the prediction is for winter wheat and barley, while the worst accuracy was achieved for millet. The neural network-based models are much more accurate and have outstanding fitting quality, but they have rather theoretical than practical value. The developed regression models (both pure and adjusted) are of a great importance and assistance for Kherson regional agrarian policy makers and could be successfully implemented for practical purposes of regional yield prediction.

Key words: mathematical modelling, neural networks, normalized difference vegetation index, regression, remote sensing.

Постановка проблеми. Прогнозування врожайності сільськогосподарських культур та валових зборів продукції рослинництва є запорукою виваженої науково обґрунтованої аграрної політики та забезпечення продовольчої безпеки. В останні десятиліття світова наукова спільнота провадить активне вивчення способів, підходів, методик прогнозування продуктивності культурних рослин. Переважна більшість прогнозів базується на емпіричних або симуляційних моделях. При цьому методологічні підходи до вхідних параметрів прогнозу різняться значно ширше, і включають побудову математичних моделей на основі результатів польових досліджень агротехнологій (багаторічних або стаціонарних), агрометеорологічних та кліматичні моделі, моделі продуктивності залежно від генотипових особливостей культурних рослин, а також моделі, побудовані за даними дистанційного зондування посівів. Останні є чи не найбільш перспективними з огляду на їх універсальність, широкі можливості, варіабельність, гнучкість і відносну простоту практичної імплементації. Крім того, зростає значення прогнозів продуктивності сільськогосподарських угідь на великомасштабному рівні, тобто не на рівні окремих полів і господарств, а на рівні областей, провінцій, країни, тощо. Це зумовлено наростанням напруженості забезпечення продовольчої безпеки, необхідною передумовою якої є раціональне планування аграрної політики в плані продовольчих можливостей конкретних країн і регіонів, що зумовлюватиме ефективну експортно-імпортну діяльність і сталий розвиток [1; 2].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблематика великомасштабного прогнозування врожайності сільськогосподарських культур за даними дистанційного зондування Землі доволі широко висвітлена у сучасній науковій літературі. Так, цікавою є наукова робота, присвячена прогнозуванню врожайності пшениці в Марокко на основі емпіричної регресійної моделі, яка у якості вхідних параметрів використовувала NDVI, а також метеорологічні параметри (кількість опадів і температурний режим). Найліпша якість прогнозування врожайності пшениці на національному рівні була забезпечена за використання вхідних даних за квітень

місяць (похибка 73 кг/га), втім, і більш ранні прогнози (наприклад, у березень – похибка 84 кг/га) є цілком можливими [3]. Більш масштабне дослідження було виконано для канадських прерій, де у період 2000–2006 рр. дані щодо NDVI було спільно використано для прогнозування врожайності таких культур як ячмінь, ріпак ярий, горох посівний, пшениця яра. Похибки врожайності, на жаль, були нестабільними, і коливалися у дуже широких межах: від 8 до 25% для ячменю, від 10 до 58% для ярого ріпаку, від 10 до 38% для гороху посівного, та від 6 до 34% для ярої пшениці, відповідно [4]. Подібну роботу щодо прогнозування врожайності пшениці на теренах Західних канадських прерій було виконано із використанням підходу регресійного моделювання для супутникових індексів NDVI та EVI за період 2000–2010 рр. Згадувана наукова праця підтверджує високу точність і надійність прогнозування врожаїв культури за даними дистанційного зондування Землі [5]. Одним із найбільш масштабних досліджень щодо прогнозування та картування врожайності томатів в Іспанії було виконано на базисі супутникового NDVI, причому авторами роботи було встановлено середній ступінь зв'язку між вегетаційним індексом і продуктивністю культури (0,67–0,71 залежно від району країни) [6]. Крім того, існують результати досліджень, які свідчать про можливість якісного регіонального прогнозування врожайності рису в Ірані [7], а також кукурудзи зернової та сої в штаті Айова (США) [8] за величиною NDVI.

В Україні проблематика регіонального прогнозування врожайності сільськогосподарських культур за даними супутникового моніторингу розкрита менш широко. Так, є вагома робота, яка присвячена можливості регіонального прогнозування врожайності пшениці озимої в Криму та Одеській, Херсонській, Миколаївській, Запорізькій, Кіровоградській, Донецькій, Дніпропетровській областях за величинами таких супутникових індексів як ЕСВІ (індекс блокування атмосфери), VCI (індекс умов вегетації) та WVI (індекс вологості рослинності). Відповідно до її результатів, отримано статистично високонадійні та прогностично точні моделі прогнозування регіональних урожаїв пшениці озимої, втім, недоліком даного дослідження є обмеження спектру культур і періоду, застосованого для побудови моделі (2000–2013 рр., сумарно 14 років) [9]. Цікавою є робота, виконана для Барішівського, Білоцерківського, Миронівського та Яготинського районів Київської області за період 1992–2002 рр., де супутниковий NDVI районів було використано для побудови рівняння множинної регресії поряд із метеорологічними показниками опадів і середньої температури повітря для прогнозування врожайності пшениці озимої [10]. Втім, недоліком роботи знову ж таки є обмеженість спектру досліджуваних культур однією пшеницею озимою.

Постановка завдання. Завданням даного дослідження була побудова регресійних математичних моделей прогнозування урожайності хлібних злаків, які є найбільш поширеними в Херсонській області, а саме пшениці, ячменю, проса, вівса та жита, на основі даних супутникового регіонального NDVI.

Дані щодо середньої врожайності досліджуваних сільськогосподарських культур по регіону за період 2005–2023 рр. (без 2022 року, а також по культурах проса, вівса і жита – без даних 2023 року) було отримано зі статистичних відомостей державних органів статистики України.

Величину регіонального NDVI було розраховано за допомогою інструментів аналізу програмного пакету QGIS 3.10 за знімками MODIS Terra (роздільна здатність 250 м, згладжена часова серія), отриманих від Університету природних ресурсів і природничих наук (Австрія, Відень) та Глобальної системи сільськогосподарського моніторингу GIMMS. Попередньо супутникові знімки було

обрізано по кордонах Херсонської області, після чого було застосовано маску вегетації сільськогосподарських угідь (cropland mask), завантажену на сервісі NextGIS; для супутникових знімків на сервісі GIMMS було застосовано пропонуванний платформою алгоритм виокремлення сільськогосподарських земель. Величину NDVI обраховували усереднено для кожного місяця (березень-липень).

Статистичний аналіз даних виконували методом кореляційного аналізу за Пірсоном [11], а також лінійної регресії [12], оскільки вхідний набір даних (N=17 для проса, вівса та жита, N=18 для пшениці та ячменю) є середнім за величиною і застосування нелінійної моделі підвищує ризик надмірної підгонки апроксимаційної кривої згідно постулатів центральної граничної теореми [13].

Моделювання методом штучних нейронних мереж було виконано у середовищі Tiberius, штучна нейронна мережа містила п'ять прихованих шарів нейронів, алгоритм навчання – зворотне поширення помилки, темп навчання – 0,80, тривалість навчання – 1000 епох.

Оцінка статистичної достовірності отриманих прогнозованих значень урожайності хлібних злаків оцінювали за величиною коефіцієнтів детермінації (адекватність моделі вхідному набору даних) і середньою відносною похибкою прогнозу [14; 15].

Виклад основного матеріалу дослідження. Вхідний набір даних щодо врожайності досліджуваних культур наведено у таблиці 1, а дані щодо величини регіонального NDVI для сільськогосподарських угідь Херсонської області наведено у таблиці 2.

Таблиця 1

Урожайність хлібних злаків у Херсонській області за період 2005–2023 рр.

Рік	Пшениця озима	Ячмінь озимий	Жито озиме	Овес	Просо
2005	2,45	1,54	1,37	1,43	1,08
2006	2,54	2,12	1,57	1,65	0,99
2007	1,85	0,90	0,88	0,90	0,38
2008	3,28	3,09	1,85	2,09	1,57
2009	2,44	2,14	1,23	0,81	0,83
2010	2,43	1,63	1,41	1,32	1,42
2011	3,47	2,71	1,54	1,86	1,07
2012	1,69	1,38	1,07	1,51	0,56
2013	2,25	2,16	0,94	1,06	1,02
2014	2,08	2,44	1,34	1,24	1,00
2015	3,89	3,10	1,89	1,49	1,55
2016	3,62	3,18	2,25	1,91	1,85
2017	3,49	3,05	1,80	2,02	1,78
2018	3,22	3,47	2,09	1,23	1,17
2019	3,49	4,09	2,01	1,82	1,96
2020	3,16	3,20	2,96	2,48	1,54
2021	4,22	4,42	2,35	2,50	2,55
2023	3,05	2,21	н/д		
CV, %	24,91%	36,04%	32,80%	31,17%	41,43%

Максимальну варіативність (коефіцієнт варіюванню $CV=41,43\%$) мають вхідні дані врожайності проса, мінімальні – дані щодо продуктивності озимої пшениці ($CV=24,91\%$), що пояснюється максимальною представленістю цієї культури в структурі посівних площ Херсонської області.

Таблиця 2
Величина NDVI у Херсонській області за період 2005–2023 рр.

Рік	Середньомісячний NDVI за місяцями року				
	III	IV	V	VI	VII
2005	0,29	0,30	0,45	0,50	0,52
2006	0,34	0,35	0,42	0,54	0,57
2007	0,33	0,40	0,45	0,40	0,37
2008	0,32	0,40	0,56	0,58	0,47
2009	0,30	0,33	0,45	0,57	0,40
2010	0,31	0,32	0,45	0,56	0,56
2011	0,25	0,25	0,43	0,54	0,50
2012	0,33	0,39	0,46	0,50	0,51
2013	0,43	0,47	0,50	0,51	0,50
2014	0,45	0,49	0,52	0,52	0,49
2015	0,44	0,50	0,55	0,57	0,55
2016	0,45	0,51	0,56	0,57	0,56
2017	0,42	0,49	0,53	0,54	0,52
2018	0,46	0,50	0,53	0,53	0,53
2019	0,46	0,52	0,56	0,56	0,54
2020	0,38	0,42	0,50	0,54	0,46
2021	0,35	0,35	0,57	0,61	0,53
2023	0,33	0,37	0,57	0,62	0,48
CV, %	18,36%	20,24%	10,56%	9,00%	10,62%

Щодо величини NDVI, найбільша варіабельність характерна для перших весняних місяців ($CV = 18,36\text{--}20,24\%$), а мінімальна – для початку літа (у червні $CV = 9,00\%$). Дані по серпню місяцю не обліковувалися, оскільки в переважній більшості досліджувані культури у цей період вже відсутні на полі.

У таблиці 3 наведено результати кореляційного аналізу. Місяці, виділені напівжирним шрифтом у таблиці 3 – це ті періоди, у які кореляційний зв'язок між параметрами продуктивності досліджуваної культури та величиною NDVI є найсильнішим, отже, саме за даними супутникового вегетаційного індексу у цей місяць виконувалося подальше моделювання.

Більшість хлібних злаків найсильніше корелюють із вегетаційним індексом за червень місяць, крім ячменю озимого.

Результати статистичного моделювання методом лінійної регресії для досліджуваних культур наведено у таблиці 4.

Найліпшу адекватність мають моделі для озимої пшениці та ячменю озимого. Модель для пшениці озимої має найвищу точність прогнозування, і поряд із моделлю для жита озимого може використовуватися на практиці, оскільки обидві ці моделі також забезпечують прийнятний розмір середньоквадратичної похибки та стандартного відхилення. У той самий час моделі для проса та вівса мають

Таблиця 3

Кореляційний взаємозв'язок між величиною середньомісячного NDVI та врожайністю хлібних злаків у Херсонській області за період 2005–2023 рр.

Культура	Місяць				
	III	IV	V	VI	VII
Пшениця озима	0,26	0,20	0,64	0,67	н/д
Ячмінь озимий	0,49	0,41	0,71	0,62	н/д
Жито озиме	0,33	0,27	0,58	0,59	н/д
Овес	н/д	0,01	0,46	0,54	N/A
Просо	н/д	н/д	0,75	0,76	0,50

Таблиця 4

Статистика лінійних регресійних моделей прогнозування врожайності хлібних злаків у Херсонській області за величиною середньомісячного NDVI

Показник	Культура				
	Пшениця	Ячмінь	Жито	Овес	Просо
N	18	18	17	17	17
R	0,67	0,71	0,59	0,54	0,57
R ²	0,45	0,51	0,34	0,29	0,32
Коригований R ²	0,41	0,48	0,30	0,24	0,28
Прогнозний R ²	0,28	0,35	0,21	0,13	0,18
MSE, т/га	0,31	0,46	0,21	0,19	0,21
SD, т/га	0,56	0,68	0,46	0,44	0,46
MAPE, %	17,72	25,88	20,06	22,96	30,56

найнижчі показники похибок, втім, незадовільну точність і середню адекватність вхідному набору даних, що поки що унеможливує їх практичну імплементацію. Математичні рівняння моделей для кожної культури наведено у таблиці 5.

Таблиця 5

Математичні моделі прогнозування врожайності хлібних злаків у Херсонській області за величиною середньомісячного NDVI

Культура	Рівняння моделі
Пшениця озима	$Y = -2,4929 + 9,9890NDVI$
Ячмінь озимий	$Y = -3,7319 + 12,5830NDVI$
Жито озиме	$Y = -2,0799 + 6,9922NDVI$
Овес	$Y = -1,5376 + 5,8489NDVI$
Просо	$Y = -1,4257 + 5,7407NDVI$

Моделювання методом штучних нейронних мереж дозволяє отримати набагато більш точні прогнози (таблиця 6), втім, їх практична цінність є незначною, оскільки неможливо отримати достовірного рівняння, за яким нейромережа досягла даних результатів.

Таблиця 6
Статистика нейромережових моделей прогнозування врожайності хлібних злаків у Херсонській області за величиною середньомісячного NDVI

Показник	Культура				
	Пшениця	Ячмінь	Жито	Овес	Просо
N	18	18	17	17	17
R	0,76	0,80	0,68	0,65	0,84
R ²	0,58	0,64	0,46	0,42	0,70
MSE, т/га	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
SD, т/га	0,59	0,92	0,42	0,28	0,40
MAPE, %	12,83	10,30	16,71	27,85	20,56

В цілому, результати нейромережового моделювання цікаві в теоретичному плані тим, що на їх основі можна виконувати подальше калібрування традиційних математичних моделей, а також визначати вагомість вхідного параметра у формуванні результату.

Так, наприклад, введення коригувальних коефіцієнтів (0,8965 для пшениці озимої, 0,9983 для ячменю озимого, 0,8984 для жита озимого, 0,7699 для вівса, 0,8242 для проса) дозволило поліпшити якість попередньо розроблених регресійних моделей (в основному, за рахунок зниження стандартного відхилення для усіх досліджуваних культур, і в окремих випадках – зниження відносної похибки прогнозу) і уточнити їх рівняння (таблиці 7 і 8).

Таблиця 7
Статистика уточнених регресійних моделей прогнозування врожайності хлібних злаків у Херсонській області за величиною середньомісячного NDVI

Показник	Культура				
	Пшениця	Ячмінь	Жито	Овес	Просо
N	18	18	17	17	17
R	0,67	0,71	0,59	0,54	0,76
R ²	0,45	0,51	0,34	0,29	0,58
SD, т/га	0,44	0,67	0,29	0,21	0,22
MAPE, %	18,47	20,68	19,80	27,72	24,34

Таблиця 8
Уточнені математичні моделі прогнозування врожайності хлібних злаків у Херсонській області за величиною середньомісячного NDVI

Культура	Рівняння моделі
Пшениця озима	$Y = -2,2349 + 8,9551NDVI$
Ячмінь озимий	$Y = -3,7256 + 12,5616NDVI$
Жито озиме	$Y = -1,8686 + 6,2818NDVI$
Овес	$Y = -1,1838 + 4,5031NDVI$
Просо	$Y = -1,1751 + 4,7315NDVI$

Результати представленої роботи доповнюють попередні розробки науковців Інституту кліматично орієнтованого сільського господарства НААН і Херсонського державного аграрно-економічного університету у цьому напрямку [16; 17; 18],

оскільки базуються на більш повному наборі вхідних даних і пропонують математичні моделі для ширшого спектру зернових культур, вирощуваних у Херсонській області.

Кориговані за результатами нейромережевого моделювання математичні моделі для прогнозування врожайності хлібних злаків за даними супутникового NDVI придатні для практичного застосування в системі прийняття управлінських рішень щодо аграрної політики та продовольчої безпеки Херсонської області. Певні обмеження стосуються лише прогнозування врожайності вівса та проса.

Висновки і пропозиції. Розроблені математичні регресійні моделі (як у чистому вигляді, так і скориговані) мають велике значення та стануть у нагоді для коригування аграрної політики у Херсонській області. Вони є перспективним і простим у використанні засобом оперативного прогнозування рівня виробництва хлібних злаків у регіоні, що дозволяє покласти їх в основу системи прийняття управлінських рішень щодо розподілу рослинницької продукції в регіоні та країні, і тим самим зміцнити національну продовольчу безпеку.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ:

1. Dahikar S.S., Rode S.V. Agricultural crop yield prediction using artificial neural network approach. *International journal of innovative research in electrical, electronics, instrumentation and control engineering*. 2014. Vol. 2. No. 1. P. 683–686.
2. Jeong J.H., Resop J.P., Mueller N.D., Fleisher D.H., Yun K., Butler E. E., Timlin D. J., Shim K.-M., Gerber J. S., Reddy V. R., Kim S. H. Random forests for global and regional crop yield predictions. *PloS one*. 2016. Vol. 11. No. 6. P. e0156571.
3. Balaghi R., Tychon B., Eerens H., Jlibene M. Empirical regression models using NDVI, rainfall and temperature data for the early prediction of wheat grain yields in Morocco. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2008. Vol. 10. P. 438–452.
4. Mkhabela M. S., Bullock P., Raj S., Wang S., Yang Y. Crop yield forecasting on the Canadian Prairies using MODIS NDVI data. *Agricultural and Forest Meteorology*. 2011. Vol. 151. No. 3. P. 385–393.
5. Kouadio L., Newlands N. K., Davidson A., Zhang Y., Chipanshi A. Assessing the performance of MODIS NDVI and EVI for seasonal crop yield forecasting at the ecodistrict scale. *Remote Sensing*. 2014. Vol. 6. No. 10. P. 10193–10214.
6. Fortes Gallego R., Prieto Losada M. D. H., García Martín A., Córdoba Pérez A., Martínez L., Campillo Torres C. Using NDVI and guided sampling to develop yield prediction maps of processing tomato crop. *Spanish Journal of Agricultural Research*. 2015. Vol. 13. No. 1. P. e02-004.
7. Yaghouti H., Pazira E., Amiri E., Masihabadi M. H. The feasibility of using vegetation indices and soil texture to predict rice yield. *Polish Journal of Environmental Studies*. 2019. Vol. 28. No. 4. P. 2473–2481.
8. Prasad A. K., Chai L., Singh R. P., Kafatos M. Crop yield estimation model for Iowa using remote sensing and surface parameters. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2006. Vol. 8. No. 1. P. 26–33.
9. Семенова І.Г. Моделювання врожайності озимої пшениці в степовій зоні України з використанням вегетаційних індексів. *Український гідрометеорологічний журнал*. 2014. № 15. С. 117–124.
10. Якимчук В.Г., Жолобак Г.М., Порушкевич А.Ю., Сахацький О.І. Використання космічних і метеорологічних даних для оцінки врожайності озимої пшениці. *Космічна наука і технологія*. 2011. Т. 17. № 5. С. 64–67.
11. Sedgwick P. Pearson's correlation coefficient. *Bmj*. 2012. Vol. 345. P. e4483.
12. Poole M. A., O'Farrell P. N. The assumptions of the linear regression model. *Transactions of the Institute of British Geographers*. 1971. P. 145–158.

13. Le Cam L. The Central Limit Theorem around 1935. *Statistical Science*. 1986. Vol. 1. No. 1. P. 78–91.

14. Coleman C. D., Swanson D. A. On MAPE-R as a measure of cross-sectional estimation and forecast accuracy. *Journal of Economic and Social Measurement*. 2007. Vol. 32. No. 4. P. 219–233.

15. Chicco D., Warrens M. J., Jurman G. The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. *PeerJ Computer Science*. 2021. Vol. 7. P. e623.

16. Lykhovyd P. V. Forecasting winter wheat and barley yields on regional scale for Kherson oblast using remote sensing. *Research, Results*. 2020. Vol. 87(3). P. 274–279.

17. Lykhovyd P. V. Forecasting oil crops yields on the regional scale using normalized difference vegetation index. *Journal of Ecological Engineering*. 2021. Vol. 22. No. 3. P. 53–57.

18. Лиховид П.В., Лавренко С.О., Лавренко Н.М. Ефективність методів статистичного аналізу даних у прогнозуванні врожаїв пшениці озимої на регіональному рівні за даними супутникового моніторингу. *Таврійський науковий вісник. Серія: Сільськогосподарські науки*. 2020. Вип. 113. С. 62–67.

UDC 631.582.5:631.8:633.11

DOI <https://doi.org/10.32782/2226-0099.2023.133.8>

BUCKWHEAT PRODUCTIVITY DEPENDS ON FERTILIZER SYSTEM AND SEED INOCULATION WITH BIOPREPARATION

Mashchenko Yu.V. – Ph.D.,

Head of the Scientific and Technological Department for Soil Fertility Conservation,
Institute of Agriculture of the Steppe of National Academy of Agrarian Sciences

Sokolovska I.M. – Ph.D.,

Associate Professor at the Department of Crop Farming and Agroengineering,
Kherson State Agrarian Economic University

The issue of stable and efficient production of the necessary amount of high-quality agricultural products, including buckwheat grain, is becoming increasingly important. Achieving sustainable and high yields is also closely related to soil fertility, which depends on the intensity of biological processes in the soil. Therefore, improving buckwheat cultivation technologies through the combination of agrotechnological elements and biotechnological cultivation practices will contribute to the realization of its genetic potential.

Field research on determining the impact of fertilizer systems and biopreparation on buckwheat yield and productivity was conducted from 2020 to 2023 at the laboratory of agriculture at Institute of Agriculture of the Steppe, National Academy of Agrarian Sciences in stationary short rotation crop experiments.

was found that the fertilizer system had the most significant impact on buckwheat yield. Under the organic-mineral fertilizer system, buckwheat yield was the highest at 1.62 t/ha, while the mineral fertilizer system resulted in a grain yield of 1.46 t/ha, significantly exceeding the yield without fertilizer application, which was 1.07 t/ha ($LSD_{05} = 0.07$ t/ha).

The increase in yield due to the fertilizer system factor was the highest, with a growth of 0.56 t/ha or 50.7% for the organic-mineral system and 0.38 t/ha or 35.7% for the mineral system, compared to the no fertilizer variant. The most effective was the use of a biopreparation without fertilizer application, which contributed to an additional buckwheat yield of 0.19 t/ha
