

in XXI Century : матеріали першої міжнародної науково-практичної конференції (Ottawa, Canada 16–18 грудня 2019 р.). С. 14–19.

13. Наконечна Ю.О., Станкевич С.В. Географічне поширення американського білого метелика (*Huphantria cunea* Drury, 1773). *Вісник ХНАУ. Серія: Фітопатологія та ентомологія*. 2019. № 1–2. С. 109–118.

14. Руденко Ю.Ф., Плотницька Н.М., Ігнатюк А.І. Захист багаторічних насаджень від американського білого метелика на території Житомирської області. *Вісник ЖНАЕУ*. 2014. № 1 (39). Т. 1. С. 87–93.

15. Заповловський А.С. та ін. Американський білий метелик – небезпечний карантинний шкідник. Житомир, 2013. 31 с.

УДК 519.2:635.67

DOI <https://doi.org/10.32851/2226-0099.2021.120.10>

ТОЧНІСТЬ ПРОГРАМУВАННЯ ВРОЖАЮ КУКУРУДЗИ ЦУКРОВОЇ ЗА ВИКОРИСТАННЯ РІЗНИХ АЛГОРИТМІВ І СТРУКТУРИ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Лаєренко Н.М. – к.с.-г.н., доцент, доцент кафедри землеустрою,
геодезії та кадастру,

Херсонський державний аграрно-економічний університет

Лиховид П.В. – к.с.-г.н., старший науковий співробітник відділу маркетингу,
трансферу інновацій та економічних досліджень,

Інститут зрошуваного землеробства Національної академії аграрних наук України

Виконано аналіз точності програмування врожайності кукурудзи цукрової залежно від реалізації факторів технології вирощування за використання різних алгоритмів і архітектури штучних нейронних мереж у різному програмному середовищі – *NeuroXL Predictor*, *JustNN* та *TiberiusXL*. Точність прогнозування врожайності культури визначали за показниками коефіцієнту детермінації (R^2) та середньої абсолютної похибки у відсотках (MAPE). Досліджено такі типи активуючих функцій штучних нейронних мереж, як логарифмічна сигмоїдна функція за структури мережі 3-10-1 та проста сигмоїдна функція зі структурами 3-6-1 та 3-5-1. Дійсні величини врожайності кукурудзи цукрової встановлено за результатами трирічних досліджень, виконаних на експериментальних полях СК «Радянська земля» (Білозерський район, Херсонська область). Результати дослідження можливостей програмування за різної структури та активуючої функції показали, що найвищу точність прогнозу продуктивності кукурудзи забезпечило програмне середовище *NeuroXL* із використанням логарифмічної сигмоїдної функції за структури мережі 3-10-1. Коефіцієнт детермінації склав 0,978. Два інші досліджувані нами варіанти програмування забезпечили нижчу ефективність (коефіцієнт детермінації коливався в межах 0,913–0,922), утім якість підгону моделей залишалася на високому рівні. Найменша середня абсолютна похибка у відсотках (MAPE) на рівні 0,28% одержана в разі використання логарифмічної сигмоїдної функції за структури мережі 3-10-1, тоді як в інших досліджуваних варіантах вона зростала до 0,73%. Таким чином, доведено, що логарифмічна функція та більша кількість нейронних вузлів у прихованому шарі забезпечують вищу прогностичну ефективність і точність моделей для програмування врожайів сільськогосподарських культур. Рекомендовано використовувати програмне забезпечення *NeuroXL Predictor* як максимально відповідне вимогам сучасного програмування врожайів у рослинництві.

Ключові слова: кукурудза цукрова, програмування врожаю, середня абсолютна похибка, сигмоїдна функція, штучні нейронні мережі.

Lavrenko N.M., Lykhovyd P.V. Accuracy of sweet corn yield prediction depending on the algorithm and structure of artificial neural networks

An analysis of the accuracy of programming the yield of sweet corn depending on the factors of its cultivation technology using different algorithms and architecture of artificial neural networks in different software environments – NeuroXL Predictor, JustNN and TiberiusXL – has been performed. The accuracy of the crop yield prediction was determined by the coefficient of determination (R^2) and the mean absolute percentage error (MAPE). Such types of activating functions of artificial neural networks were studied, namely: the zero-based logarithmic sigmoid function for a network structure 3-10-1; simple sigmoid function with a structure of 3-6-1 and 3-5-1. The actual yield values of sweet corn were obtained as the results of three-year-long trials performed in the experimental fields of the Agricultural Cooperative Radianska Zemlia (Bilozerskyi district, Kherson oblast). The results of studying the possibilities of programming with different structure and activating function showed that the highest accuracy of forecasting the productivity of the studied crop was provided by the software environment NeuroXL using the zero-based logarithmic sigmoid function for a network structure 3-10-1. The coefficient of determination was 0.978. Two other programming variants, involved in the study, provided lower efficiency (coefficient of determination fluctuated in the range of 0.913–0.922), however the quality of fitting the models remained at a high level. The lowest mean absolute percentage error (MAPE) of 0.28% was obtained when using the zero-based logarithmic sigmoid function for a network structure 3-10-1, while in other studied variants it increased to 0.73%. Thus, it is proved that the zero-based logarithmic sigmoid function and a larger number of neural nodes in the hidden layer provide higher prognostic efficiency and accuracy of the models for crop yields forecasting. It is recommended to use NeuroXL Predictor software as the most suitable for the requirements of modern crop programming in crop production.

Key words: sweet corn, yield programming, mean absolute error; sigmoid function, artificial neural networks.

Постановка проблеми. Прогноз і програмування врожаю сільськогосподарських культур є невід’ємним складником аграрної науки та практики. Сучасне землеробство та рослинництво неможливо уявити без ретельного планування, в основі якого повинно лежати науково обгрунтоване очікування можливої продуктивності культурних рослин залежно від характеру реалізації технологічних факторів та природних умов вирощування. Нині існує низка підходів до програмування врожайності, найпоширенішим із яких є математична обробка результатів емпіричних досліджень та побудова математичних моделей на основі кореляційно-регресійного аналізу, а також застосування ресурсних емпіричних моделей формування врожаю залежно від рівня надходження та ефективності засвоєння ФАР, режиму зволоження, рівня мінерального живлення тощо [1]. Втім доведено, що не завжди регресійні моделі здатні забезпечити високу точність прогнозування, тому виникла потреба в удосконаленні існуючих та розробці нових підходів до вирішення цього питання. Однією з найбільш перспективних відповідей може стати впровадження штучних нейронних мереж у практику сільськогосподарського аналізу та моделювання, оскільки відомо, що саме нейронні мережі є чи не найбільш точним інструментом аналізу великих масивів даних із нелінійним характером взаємної залежності. Штучні нейронні мережі в їхньому чистому вигляді є надто складними, не завжди практичними й ручними у використанні для аграріїв, тому останні застосовують готові програмні продукти, які мають різний функціонал щодо створення, тренування, тестування нейронних мереж, побудованих за заданими параметрами та масивами даних [2].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Попередні дослідження показали можливість ефективного застосування методу штучних нейронних мереж до прогнозування врожайності пшениці озимої за показниками NDVI та EVI, при цьому нейронні мережі виявилися дещо точнішим методом, ніж регресійні моделі [3; 4]. Позитивні результати застосування нейронних мереж у прогнозуванні

врожаїв пшениці озимої одержано і в разі застосування в якості вхідних параметрів рівня реалізації елементів агротехнології [5]. Низкою авторів виконано дослідження щодо застосування різних підходів у прогнозуванні врожаїв сільськогосподарських культур методом штучних нейронних мереж і доведено істотні відмінності в якості прогнозів залежно від параметрів нейронних мереж та особливостей введення вхідних даних моделей [6]. Доведено також, що якість прогнозування багато в чому залежить і від того, яку активуючу функцію для нейрона обрано дослідниками [7]. Отже, питання обрання кращого варіанту структури та алгоритму для нейронної мережі є актуальним і важливим для забезпечення високоточних прогнозів у сфері рослинництва.

Постановка завдання. Беручи до уваги широкий спектр доступного програмного забезпечення для розробки та впровадження підходу до моделювання та прогнозування на основі штучних нейронних мереж, ми вважаємо, що необхідно не лише оглянути можливості конкретних програмних продуктів, але й перевірити їхню реальну ефективність у вирішенні практичних завдань прогнозування врожайності. Ми провели тестування, створивши модель врожаю кукурудзи цукрової і використовуючи при цьому показники урожайності товарних качанів культури без обгорток, отримані в рамках польових досліджень [8]. Урожайність культури – вихідний параметр моделі, тоді як технологічні фактори (глибина полицевого обробітку ґрунту, дози внесення мінеральних добрив, кількість рослин на 1 га тощо) були вхідними параметрами для нейронної мережі. Модель прогнозування врожайності розроблена з використанням як комерційного, так і вільного програмного забезпечення, а саме: NeuroXL Predictor, JustNN та TiberiusXL. Встановлено рекомендовані параметри моделі в кожній програмі, щоб забезпечити максимально можливу точність прогнозу. Отже, розроблено три нейронні мережі:

1) у NeuroXL Predictor: мережа зі структурою 3-10-1, активуюча функція – логарифмічна сигмоїдна;

2) у JustNN: мережа зі структурою 3-6-1, активуюча функція – проста (звичайна) сигмоїдна;

3) у TiberiusXL: мережа зі структурою 3-5-1, активуюча функція – проста (звичайна) сигмоїдна.

Унаслідок моделювання ми отримали прогнози (Табл. 1) та оцінили їхню точність шляхом обчислення коефіцієнта детермінації, використовуючи наступну формулу 1:

$$RSQ = 1 - \frac{V(y|x)}{V(y)} \quad (1)$$

де $V(y|x)$ – це дисперсія залежного аргументу.

Додатково точність прогнозів оцінено за допомогою розрахунку середньої абсолютної похибки прогнозу у відсотках (MAPE) [8].

Виклад основного матеріалу дослідження. Внаслідок розрахунку коефіцієнта детермінації для досліджуваних прогностичних моделей нами отримано такі його значення: 0,978 для моделі NeuroXL Predictor; 0,922 для моделі JustNN та 0,913 для моделі TiberiusXL відповідно. Отже, доведено, що точність усіх розроблених штучних нейронних мереж є задовільною і знаходиться в інтервалі 0,9–1,0 (вище 90%). Однак, незважаючи на той факт, що кожен із створених прогнозних моделей можна успішно використовувати задля прогнозування врожаю цукрової кукурудзи, показники їхньої ефективності й точності не є абсолютно рівнозначними. Найкращі результати прогнозування отримано в комерційному

програмному забезпеченні NeuroXL Predictor, причому безкоштовне програмне забезпечення менш точне у прогнозах (на 5,73–6,65%).

Таблиця 1

Урожайність кукурудзи цукрової, прогнозована за різних алгоритмів та архітектури штучних нейронних мереж у різному програмному середовищі

Вхідні параметри моделей			Дійсна врожайність культури, т/га	Прогнозована врожайність, т/га		
Глибина полицевого обробітку ґрунту, см	Доза внесення мінеральних добрив, кг/га	Кількість рослин культури на 1 габ шт.		NeuroXL Predictor	JustNN	TiberiusXL
20	0	35000	2,67	3,19	2,90	2,72
20	0	50000	2,85	2,70	2,95	2,38
20	0	65000	3,01	2,88	3,02	3,19
20	0	80000	2,96	3,44	3,10	3,48
20	60	35000	5,56	5,57	5,92	5,76
20	60	50000	6,31	6,20	7,30	5,98
20	60	65000	7,67	7,27	8,10	7,55
20	60	80000	6,80	6,71	8,35	7,45
20	120	35000	7,53	7,57	7,10	8,53
20	120	50000	8,81	9,16	8,33	9,22
20	120	65000	10,93	10,17	8,91	10,60
20	120	80000	9,58	10,19	9,04	10,14
28	0	35000	3,00	3,03	3,18	1,69
28	0	50000	3,34	3,44	3,33	1,22
28	0	65000	3,57	3,51	3,47	2,61
28	0	80000	3,37	2,96	3,58	3,29
28	60	35000	4,89	4,34	4,92	4,38
28	60	50000	5,55	5,95	5,77	4,28
28	60	65000	6,25	6,48	6,26	5,85
28	60	80000	5,64	5,76	6,44	6,06
28	120	35000	6,23	6,28	6,21	8,34
28	120	50000	7,56	7,74	7,11	8,63
28	120	65000	8,59	7,98	7,44	9,44
28	120	80000	7,56	7,78	7,40	9,10

Щодо розрахованої величини середньої абсолютної похибки у відсотках (MAPE), то всі досліджувані нами програмні продукти забезпечили надзвичайно високу прогностичну точність, значення похибки коливалися в межах 0,28–0,73%. Максимальне значення похибки встановлено для моделі, побудованої в TiberiusXL, мінімальне – для NeuroXL Predictor. Графічна апроксимація всіх моделей представлена на рис. 1.

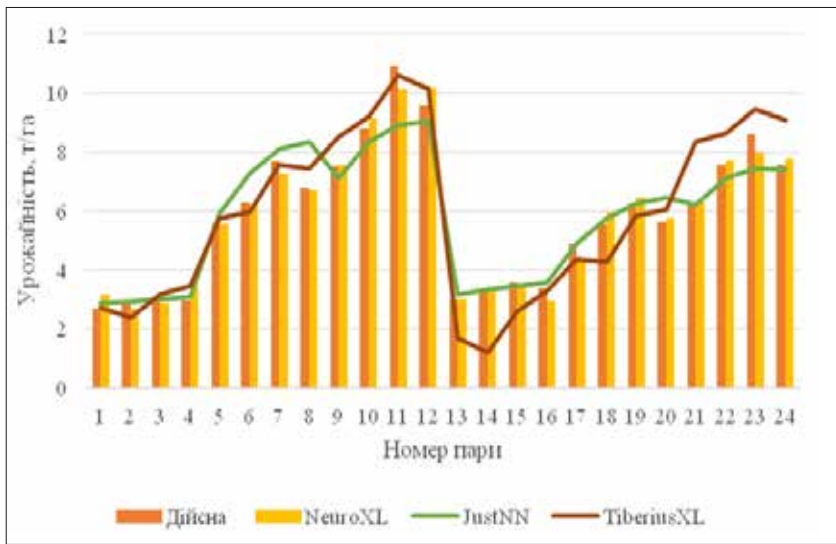


Рис. 1. Апроксимація прогнозних моделей урожайності кукурудзи цукрової

Висновки і пропозиції. Отже, вибір програмного забезпечення, алгоритму та структури штучної нейронної мережі мають велике значення для прогнозування врожайності сільськогосподарських культур. Для одержання найточнішого прогнозу та надійної моделі потрібно випробувати кілька різних варіантів для того, щоб вирішити, який із них найкраще підходить для розв'язання конкретного завдання. Крім того, комерційний програмний продукт показав значно вищу ефективність і точність, ніж безкоштовне програмне забезпечення.

Втім, необхідне подальше дослідження в цьому напрямку задля достовірного та кінцевого виявлення найточнішого програмного інструменту реалізації нейронних мереж, а також прогнозів на їхній основі в галузі рослинництва.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ:

1. Гамаюнова В.В., Смірнова І.В. Прогноз і програмування врожаю сільськогосподарських культур. Миколаїв, 2017.
2. Lykhovyd P.V. Prediction of sweet corn yield depending on cultivation technology parameters by using linear regression and artificial neural network methods. *Biosystems Diversity*. 2018. Vol. 26. No. 1. P. 11–15. DOI: <https://doi.org/10.15421/011802>
3. 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.
4. Lavrenko S.O., Lavrenko N.N., Pichura V.I. Neural network modeling of chickpea grain yield on ameliorated soils. *Scientific Journal of Russian Scientific Research Institute of Land Improvement Problems*. 2015. Vol. 2 (18). P. 16–30.
5. Домарацький Є.О., Пічуря В.І., Домарацький О.О. Оцінка та моделювання формування врожайності сортів пшениці м'якої озимої із застосуванням методу штучних нейронних мереж. *Вісник Дніпропетровського державного аграрно-економічного університету*. 2015. Вип. 3. С. 46–52.
6. Nunes M., Gerding E., McGroarty F., Niranjana M. A comparison of multitask and single task learning with artificial neural networks for yield curve forecasting.

Expert Systems with Applications. 2019. Vol. 119. P. 362-375. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.11.012>

7. Bhojani S.H., Bhatt N. Wheat crop yield prediction using new activation functions in neural network. *Neural Computing and Applications*. 2020. P. 1–11. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-020-04797-8>

8. Ушкаренко В.О., Лиховид П.В. Регресійна модель урожайності кукурудзи цукрової залежно від агротехнології в зрощуваних умовах Сухого Степу України. *Вісник Уманського національного університету садівництва*. 2016. № 2. С. 31–34.

9. 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. Vol. 25. No 4. P. 500–506. DOI: <https://doi.org/10.7334/psicothema2013.23>

УДК 632.7820:633.34(477.52./6)

DOI <https://doi.org/10.32851/2226-0099.2021.120.11>

ШКІДЛИВІСТЬ АКАЦІЄВОЇ ВОГНІВКИ (*ETIELLA ZINCKENELLA* TREITSCHKE, 1832) НА СОЇ У СХІДНОМУ ЛІСОСТЕПУ УКРАЇНИ

Лутицька Н.В. – аспірантка кафедри зоології та ентомології
імені Б.М. Литвинова,

Харківський національний аграрний університет імені В.В. Докучаєва

Станкевич С.В. – к.с.-г.н., доцент кафедри зоології та ентомології
імені Б.М. Литвинова,

Харківський національний аграрний університет імені В.В. Докучаєва

Соя є основною зернобобовою культурою в світі. Її зерно збалансоване за протеїном та амінокислотами. Серед небезпечних шкідників сої науковці виділяють акацієву (бобову) вогнівку (*Etiella zinckenella* Tr.1832.). Дослідження на посівах сої проведено нами протягом 2018–2020 рр. у ДП «ДГ Елітне» Харківського району Харківської області. Обстежено рослини за наявністю гусені акацієвої вогнівки та пошкоджених бобів. Усі отримані результати оброблено та внесено до таблиць. Кількість гусені на рослинах сої у 2018 році коливалася від 2 до 29 екз./100 рослин, у 2019 році – від 2 до 22 екз./100 рослин, у 2020 році – від 2 до 21 екз./100 рослин. Під час обстеження рослин сої виявлено також пошкодження бобів і насіння. У 2018 році відсоток пошкодження бобів становив від 0,3% до 3,7%, у 2019 році – від 0,2% до 0,9%, у 2020 році – від 0,6% до 1,8%. Відсоток пошкодженого насіння становив: у 2018 році – від 0,2% до 3,4%, в 2019 році – від 0,1% до 0,8%, в 2020 році – від 0,6% до 1,8%. У нашому дослідженні проведено досліди щодо пошкодженого насіння акацієвою вогнівкою в лабораторних умовах Інституту рослинництва ім. В.Я. Юр'єва НААНУ. Проаналізовано вміст жирів та білків у насінні. В середньому за період 2018–2020 роки отримано такі результати: непошкоджене насіння містило білка 37,05%, жиру – 21,10%, пошкоджене – 38,61% та 19,75% відповідно. Протягом 2018–2020 рр. проведено моніторинг посівів сої щодо наявності гусені акацієвої вогнівки та обприскано інсектицидами найбільш заселені сорти. У 2018 році найбільшу технічну ефективність на 3 добу показав препарат Нурел Д, 55% к. е. (1,0 л/га) – 28%, на 7 добу – Антигусинь 50% к.с. (0,15 л/га) – 59%, на 14 добу – препарат Коразен, 20% к.с. (0,2 л/га) – 82%. У 2019 році найкращу технічну ефективність на 3 добу показав препарат Антигусинь 50% к.с. (0,15 л/га) – 33%, на 7 добу – також препарат Антигусинь 50% к.с. (0,15 л/га) – 53%, на 14 добу – препарат Коразен, 20% к.с. (0,2 л/га) – 73%. У 2020 році найкращу технічну ефективність на 3 добу показав препарат Хлорпіривіт-агро, 55% к.е. (1,0 л/га) – 29%, на 7 добу – препарат Антигусинь 50% к.с. (0,15 л/га) – 52%, на 14 добу препарат Коразен, 20% к.с. (0,2 л/га) – 81%.

Ключові слова: зернобобові культури, соя, шкідники, акацієва вогнівка, шкідливість, пошкодження.