

УДК 638.17:519.868
© 2016

М.О. БОЙКО,
аспірант

Херсонський державний
аграрний університет,
Україна

E-mail: boyko_la@mail.ua

м. Херсон, вул. Стрітенська, 23

**ВИКОРИСТАННЯ НЕЛІНІЙНИХ
НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ
ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ
ВРОЖАЙНОСТІ
СОРГО ЗЕРНОВОГО В УМОВАХ
ПІВДЕННОГО СТЕПУ УКРАЇНИ**

Побудовано множинну регресійну модель формування врожайності гібридів сорго зернового залежно від досліджуваних факторів. Встановлено, що варіація значення стандартного відхилення врожайності здебільшого залежить від кліматичних умов року і строку сівби, а в меншій мірі від гібридного складу і густоти стояння рослин.

Ключові слова: гібриди сорго, урожайність, строки сівби, густина стояння рослин, нейронні мережі, моделювання.

Моделювання врожайності сільськогосподарських культур у багатьох випадках має досить високу помилку оцінювання для лінійної моделі, яка дозволяє висунути припущення, що характер залежності $y = f(x)$ є нелінійним. Дійсно, лінійна регресія з коефіцієнтами, обчислена на основі методу найменших квадратів, спостерігається тільки тоді, коли змінні моделі є випадковими величинами, розподіленими за нормальним законом з постійною дисперсією. Якщо припущення про нормальність не виконується, то лінійна модель буде допускати значну помилку. Нелінійне оцінювання належить до складних і трудомістких завдань, вимагає від аналітика професійного володіння математичною статистикою, оскільки в результаті моделювання дослідник має отримати модель формування врожаю сільськогосподарських культур із достатньо високою точністю. Це дає можливість використовувати нелінійні моделі у виробничих процесах для отримання високодостовірних прогнозів проектування врожайності.

Альтернативою статистичного підходу до моделювання є використання евристичних методів, які, хоча і не є абсолютно точними і оптимальними, дозволяють домогтися високих результатів у більшості практично зна-

чимих випадків. Але найголовніше: моделі, побудовані на основі евристичних методів, є самонавчальними і здатними відновлювати залежності між змінними майже в автоматичному режимі, що робить їх більш практично орієнтованими. Реалізація процесу побудови самонавчаючих моделей в сучасних аналітичних системах дозволяє науковцю будувати моделі маючи мінімальні теоретичні знання в галузі математичної статистики. Найбільш потужними і ефективними методами нелінійного моделювання та прогнозування досліджуваних процесів і явищ вважаються штучні нейронні мережі (ШНМ).

У наукових працях N. Xianjun [1], A.A. Арзамасцева [2], H.A. Бахматова [3], B.I. Васильєва [4], B.M. Володимирського [5], A.M. Горбаня [6], O.B. Крючина [7], B.Г. Манжула [8], B.I. Пічури [9], Ф. Усермана [10] та багатьох інших учених сформульований новий методологічний підхід до прогнозування реальних систем із застосуванням методу ШНМ у різних областях знань – бізнесі, медицині, техніці, геології, меліорації, фізиці тощо. Однак питання застосування штучних нейронних мереж для моделювання і прогнозування врожайності сільськогосподарських культур є надзвичайно, актуальним, але недостатньо розкритим.

Мета досліджень: збільшення продуктивності сорго зернового в незрошуваних умовах Півдня України шляхом оптимізації площі живлення рослин за різних строків сівби та виявлення гібридів сорго найбільш адаптованих для умов регіону. Для моделювання врожайності сорго зернового використовували нелінійні нейронні мережі.

Умови та методика проведення робіт. Досліди проводили в 2013–2015 рр. згідно зі загальноприйнятою методикою; площа облікової ділянки 50 м², повторність досліду чотирикратна. Схема досліду:

фактор А – гібриди сорго зернового: Сонцедар, Прайм, Бургго, Спринт W, Даш Е, Таргго;

фактор В – густина посівів сорго: 100, 140, 180, 220 тис. шт./га;

фактор С – строки сівби: ранній (перша декада травня) та пізній (третя декада травня).

Досліджували також вплив кліматичних умов на фактори, що вивчалися. Агротехніка під час проведення дослідів була типовою для вирощування сорго зернового в умовах Півдня України.

Результати дослідження та їх обговорення. Отримані дані свідчать про те, що строки сівби та густина стояння рослин порізно впливають на формування врожайності гібридного складу сорго зернового (таблиця). У всіх випадках за ранніх строків сівби спостерігається стабільно висока врожайність гібридів сорго зернового порівняно з пізніми строками сівби (рис. 1,а,б). Ранній строк сівби гібридів сорго зернового забезпечує можливість отримати середню врожайність гібридного складу 49,0±21,0 ц/га, що в 1,82 раза більше за врожайність, отриману в результаті пізнього строку сівби; середнє значення 26,9±10,8 ц/га.

Чимала неоднорідність отримання врожаю сорго зернового спостерігається за різної густоти стояння рослин (рис. 1,в). Найбільше середнє значення врожайності гібридного складу спостерігається при нормі висіву 140 тис. шт./га – 39,2 ц/га, при 180 тис. шт./га – 38,2 ц/га, 220 тис. шт./га – 34,8 ц/га і найменше при 100 тис. шт./га – 32,4 ц/га. Найбільш адаптивні можливості до кліматичних

умов південного Степу України в період досліджень мав гібрид Даш-Е (рис.1,г), його середня врожайність за роки досліджень за різних строках сівби становить 46,9±5,2 ц/га, найменша врожайність була в гібрида Спринт W – 27,3±6,4 ц/га. Добру адаптивну можливість також мали Сонцедар (41,1±5,5 ц/га) і Таргго (37,5±5,3 ц/га). За різних строків сівби, у більш сприятливі 2014 і 2015 роки за погодними умовами, спостерігалася значна прибавка врожаю порівняно із 2013 роком (рис. 2). Так, за раннього строку сівби у 2013 році середня врожайність гібридів сорго зернового становила 31,8±8,9 ц/га, в 2014 році було отримано в 1,3 раза більше – 41,8±9,8 ц/га, у 2015 році – в середньому 70,5±18,3 ц/га, що в 2,2 і 1,7 раза більше, ніж у 2013 та 2014 роках відповідно.

Урожайність гібридів сорго зернового залежно від досліджуваних факторів (2013–2015 рр.), ц/га*

Гібрид	Густина посіву, тис.шт/га			
	100	140	180	220
Сонцедар	$\frac{56,4}{26,7}$	$\frac{65,4}{21,8}$	$\frac{48,8}{22,9}$	$\frac{47,9}{20,5}$
Прайм	$\frac{32,0}{17,5}$	$\frac{45,4}{24,3}$	$\frac{46,2}{17,0}$	$\frac{38,3}{16,0}$
Бургго	$\frac{43,8}{19,3}$	$\frac{55,0}{23,9}$	$\frac{50,0}{19,4}$	$\frac{42,9}{22,8}$
Спринт W	$\frac{29,6}{14,3}$	$\frac{29,3}{13,9}$	$\frac{31,6}{12,5}$	$\frac{34,9}{14,5}$
Даш-Е	$\frac{45,5}{32,9}$	$\frac{62,3}{35,2}$	$\frac{66,9}{39,6}$	$\frac{52,6}{39,6}$
Таргго	$\frac{38,3}{25,9}$	$\frac{49,8}{26,1}$	$\frac{56,0}{32,0}$	$\frac{45,8}{26,4}$

*Чисельник – ранній строк сівби, знаменник – пізній; $НІР_{05}$ для взаємодії факторів АВС становив 1,3–5,0 ц/га; $НІР_{05}$ – фактори: А – 0,041–0,94 т/га; В – 0,33–0,78 м/га; С – 0,24–0,62 м/га.

За пізнього строку сівби найбільш сприятливі кліматичні умови виявилася у 2014 році, середнє значення врожайності – 33,7±9,1 ц/га. У роки досліджень найвищу врожайність за раннього строку сівби й за різної густоти стояння рослин по окремих гібридах отрима-

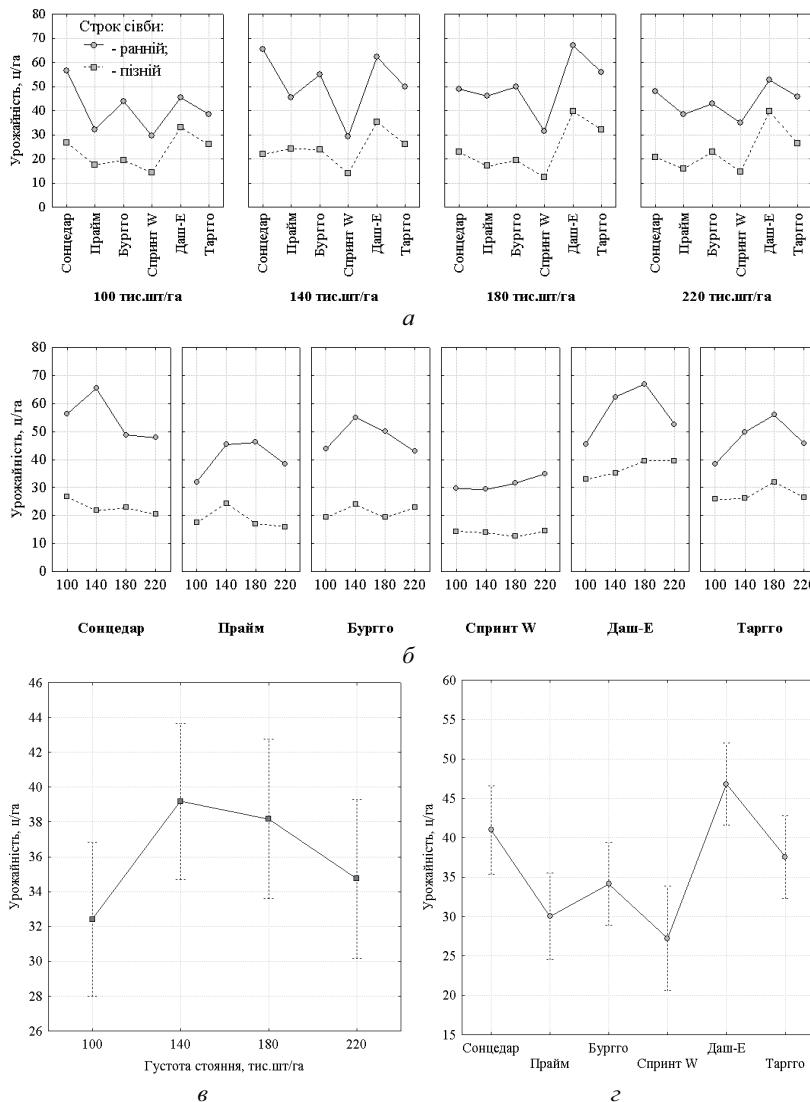


Рис. 1. Формування врожайності гібридного складу сорго зернового за 2013–2015рр.:
 а – розподіл за густотою стояння, тис. шт./га; б – розподіл за гібридним складом;
 в – середні значення врожайності та довірчий інтервал (0,95) залежно від густоти стояння
 г – середні значення врожайності та довірчий інтервал (0,95) залежно від гібридного складу

но – при 140 тис./га: Сонцедар – 65,4 ц/га, Бургго – 55,0 ц/га; 180 тис./га: Даш-Е – 66,9 ц/га, Таргго – 56,0 ц/га, Прайм – 46,2 ц/га; 220 тис./га: Спринг W – 34,9 ц/га; за пізнього строку сівби – 100 тис./га: Сонцедар – 26,7 ц/га; 140 тис./га: Прайм – 24,3 ц/га, Бургго – 23,9 ц/га; 180 тис./га: Даш-Е – 39,6 ц/га, Таргго – 32,0 ц/га; 220 тис./га: Спринг W – 14,5 ц/га.

Для оцінки і уточнення ранжування факторів впливу (гібрид, густота стояння рослин, строк сівби, роки – кліматичні умови) на врожайність гібридів сорго зернового нами використаний новий підхід – із застосуван-

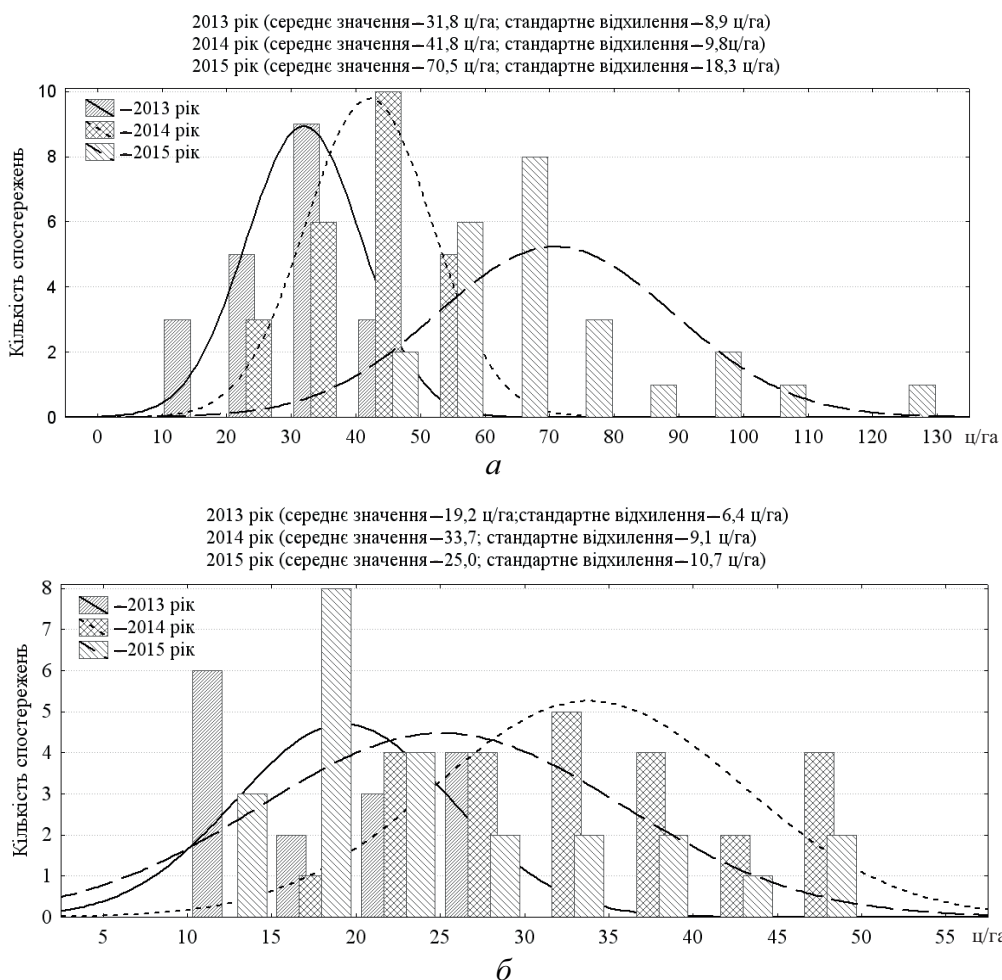


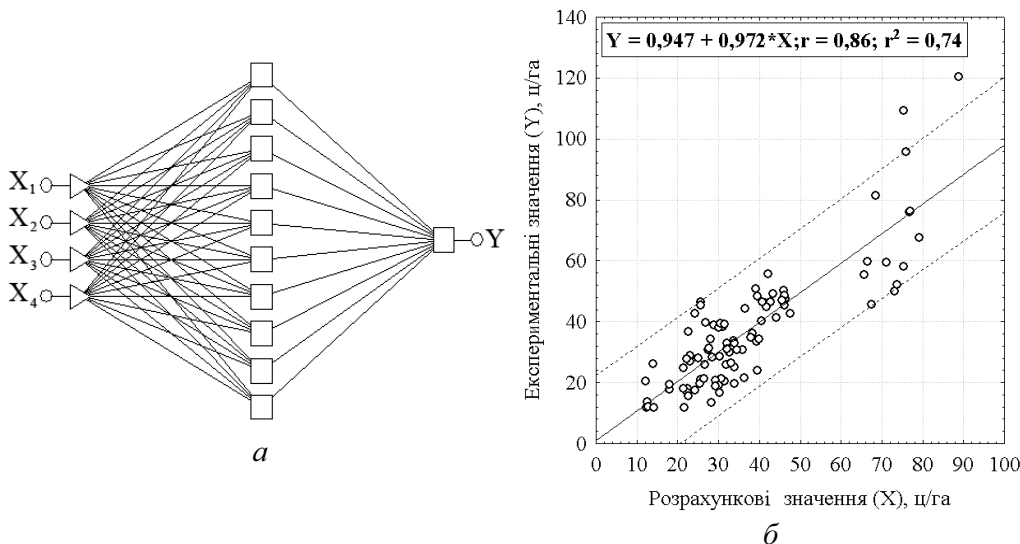
Рис. 2. Порівняльна оцінка врожайності гібридів сорго зернового за 2013–2015 рр. досліджень: а – ранній строк сівби; б – пізній строк сівби

ням методу штучних нейронних мереж, який дає можливість із високою ймовірністю здійснювати ситуаційне прогнозування динаміки врожаю залежно від досліджуваних факторів. Відзначено, що нейронні мережі (НМ) дозволяють успішно вирішувати завдання, з якими не можуть впоратися традиційні методи, оскільки НС не мають істотних обмежень за характером вхідної інформації.

Важливою особливістю нейромережевого моделювання є й те, що воно може ба-

зуватися лише на вихідних даних, без залучення апріорних міркувань і інформації. НС знайшли широке застосування при побудові прогнозних моделей поведінки складних динамічних систем, що містять великі масиви спостережень і мають значну варіаційну складову, яка обумовлена різними вхідними параметрами навколишнього середовища.

Основними перевагами НМ є: незалежність методів їх синтезу від розмірності простору ознак; висока допустимість для дослідження



де, X_1 – гібриди сорго зернового; X_2 – густина стояння посіву, тис.шт./га; X_3 – строк сівби; X_4 – кліматичні умови роки досліджень; Y – урожайність, ц/га

Рис. 3. Характеристика регресійної штучної нейронної мережі прогнозування врожаю гібридів сорго зернового:

a – архітектура нейромережі; *б* – рівень апроксимації нейронної моделі

нестационарних процесів і низький коефіцієнт помилок; паралельна обробка інформації одночасно всіма нейронами, що робить можливим апаратний аналіз складних сигналів у реальному часі; апроксимація будь-якої неперервної функції; самоорганізація і відмовостійкість структури НМ; коригування синоптичних ваг у разі надходження нової інформації і т.д.

До недоліків і обмежень НМ можна віднести: відсутність чітких алгоритмів вибору функції активації і механізмів, що регулюють роботу мережі в цілому; велику кількість ваг і порогових рівнів НМ, що знижує швидкість обробки вхідних даних і може призвести до “паралічу” мережі при навчанні; складність навчання, формування і апроксимації НМ.

У результаті моделювання створена регресійна ШНМ (рис. 3,а): тришаровий перцептрон (4-10-1) з десятима нейронами в прихованому шарі; продуктивністю навчання – 0,86; контрольна – 0,93, тестова – 0,91; похибка навчання – 0,12; контрольна – 0,09, тестова – 0,10. Алгоритм навчання – зворот-

ний розподіл похибки (37 епох). Множинна кореляція з урахування нелінійних закономірностей впливу факторів на врожай гібридів сорго зернового становила 0,86 (рис. 3,б).

Функція відгуку регресійної нейромережі має вид

$$S_n = \sum_{n=1}^4 w_n^{(1)}(t)x_n^{(1)}; S_m = \sum_{m=1}^{10} w_m^{(2)}(t)f(S_n); y(t) = f(S_m).$$

Відгук регресійної нейромережі визначають за формулою

$$y(t) = f\left(\sum_{m=1}^{10} w_m^{(2)}(t)f\left(\sum_{n=1}^4 w_n^{(1)}(t)x_n^{(1)}\right)\right),$$

де t – дискретне значення часового ряду; w – матриця вагових коефіцієнтів; $x_n^{(1)}$ – n -а координата вхідного вектора в певний момент

часу t ; $f(S_n; S_m): f(S_n) = \frac{e^S - e^{-S}}{e^S + e^{-S}}$ – передаточна

функція гіперболічного тангенса прихованого шару, $f(S_m) = \sin(S)$ – синус-функція вихідного шару нейронної мережі.

У результаті оцінки чутливості нейромережі здійснено ранжування факторів на вплив динаміки врожаю гібридів сорго зернового: на першому місці – строк сівби, коефіцієнт впливу становить 4,94; на другому – роки досліджень (кліматичні умови) – 3,15; на тре-

тьому гібрид – 1,38; на четвертому густота стояння рослин – 1,22. Нейромодельовання є підтвердженням наявності нелінійних закономірностей формування врожайності гібридів сорго зернового і результатів дисперсійного аналізу та регресійного моделювання.

Висновки

Запропонована множинна регресійна модель формування врожайності гібридів сорго зернового, яка залежить від 4-х факторів ($r^2 = 0,51$), дозволила встановити, що на варіацію значення стандартного відхилення врожайності в більшій мірі впливають кліматичні умови року і строки сівби, а в меншій – гібридний склад і густота стояння рослин.

Уперше створена адаптивна чотирифакторна модель багатопарової регресій-

ної нейронної мережі для високостовірного нелінійного прогнозування врожайності гібрида сорго зернового залежно від гібриду, густоти стояння посіву, строків сівби і кліматичних умов. Множинна кореляція з урахування нелінійних закономірностей впливу факторів на урожайність гібридів сорго зернового становила 0,86. У результаті оцінки чутливості нейромережі здійснено ранжування факторів на вплив динаміки врожайності гібридів сорго зернового.

Бібліографія

1. Xianjun N. Research of Data Mining Based on Neural Networks / N. Xianjun // World Academy of Science, Engineering and Technology. – 2008. – № 39. – P. 381–384.
2. Арзамасцев А.А. Алгоритм самоорганизации структуры искусственной нейронной сети в процессе ее обучения / А.А. Арзамасцев // Вестник Тамбовского университета. – 2007. – Т. 12, № 1. – С. 105–106. – (Серия: Естественные и технические науки).
3. Бахметова Н.А. Моделирование технологических процессов с помощью нейронных сетей / Н.А. Бахметова, С.В. Токарев // Современные наукоемкие технологии. – 2008. – № 2. – С. 87.
4. Васильев В.И. Имитационное управление неопределенными объектами / В.И. Васильев, В.В. Коноваленко, Ю.И. Горелов. – К.: Наукова думка, 1989. – 216 с.
5. Владимирский Б.М. Нейронные сети как источник идей и инструмент моделирования процессов самоорганизации и управления / Б.М. Владимирский // Экономический вестник Ростовского государственного университета. – 2006. – Т. 4, № 4. – С. 14.
6. Горбань А.Н. Нейроинформатика и ее приложения [Электронный ресурс] / А.Н. Горбань // Открытые системы. – 1998. – № 4. – Режим доступа: <http://www.osp.ru/os/1998/04/05.htm>
7. Крючин О.В. Использование технологии искусственных нейронных сетей для прогнозирования временных рядов на примере валютных пар / О.В. Крючин // Вестник Тамбовского университета. – 2010. – Т. 15, № 1. – С. 312. – (Серия: Естественные и технические науки).
8. Манжула В.Г. Нейронные сети Кохонена и нечеткие нейронные сети в интеллектуальном анализе данных / В.Г. Манжула, Д.С. Федяшов // Фундаментальные исследования. – 2011. – № 4. – С. 108–114.
9. Пичура В.И. Применение интеллектуальных искусственных нейронных сетей для прогнозирования химических показателей оросительной воды / В.И. Пичура // Водное хозяйство России: проблемы, технологии, управление: научно-практический журнал. – Екатеринбург, 2012. – № 2. – С. 17–28.
10. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника / Ф. Уоссермен. – М.: Мир, 1992. – 184 с.

Рецензент – доктор наук з державного управління, професор С.В. Коковіхін