

Д.Ю. Артеменко, асистент, І.О. Уманець, студ.
 Кіровоградський національний технічний університет
 О.В. Артеменко, викл.
 Державна льотна академія України

Нейросіткова модель прогнозування швидкості сходження насіння цукрових буряків

Важливу роль в процесі посіву насіння цукрових буряків відіграє правильне формування умов необхідних для його активного проростання. Для оцінки факторів які впливають на цей процес існують класичні методи знаходження їх оптимальних величин, але ці методи дуже трудомісткі, що не відповідає сучасним вимогам до швидкості і якості отримання таких величин. Для задоволення вказаних вимог пропонується використовувати апарат штучної нейронної сітки (ШНС), як найбільш придатний засіб для аналізу великої кількості величин за короткий проміжок часу.

сприятливі умови проростання, швидкість отримання результату, штучна нейронна сітка

В процесі вирощування цукрових буряків швидкість сходів і їх рівномірність залежать не тільки від схожості насіння, а і від умов утворених для нього робочими органами сільськогосподарських машин [1,2,3,4,5,6]. На сьогоднішній день вже існують сорти які здатні забезпечувати схожість до 90% і вище але тільки якість посівного матеріалу не може в повному обсязі гарантувати отримання високих врожаїв. Для того щоб оцінити вплив конкретних факторів, які впливають на швидкість появи сходів, необхідні комплексні трудомісткі експериментальні дослідження по визначенню їх оптимальних значень. В зв'язку з цим, на сучасному етапі розвитку сільськогосподарського виробництва існує необхідність в розробці нових методів автоматизованого прогнозування, направлених на більш швидке отримання результатів в залежності від зміни конкретних вихідних умов.

Для визначення оптимальних значень факторів, які впливають на швидкість сходження насіння, існує класичний метод оптимізації за допомогою повного факторного експерименту (ПФЕ) [7,8]. Оцінку оптимальних умов сходження насіння цукрових буряків можна представити у вигляді блок – схеми (рис. 1). Якщо врахувати найбільш важливі фактори, які впливають на вказаний процес, то отримаємо мінімум шість вхідних параметрів: швидкість руху агрегату V , глибина посіву h , щільність ґрунту на момент посіву ρ , розмір структурних часток ґрунту P_c , вологість W та тиск прикочуючого котка P_2 .

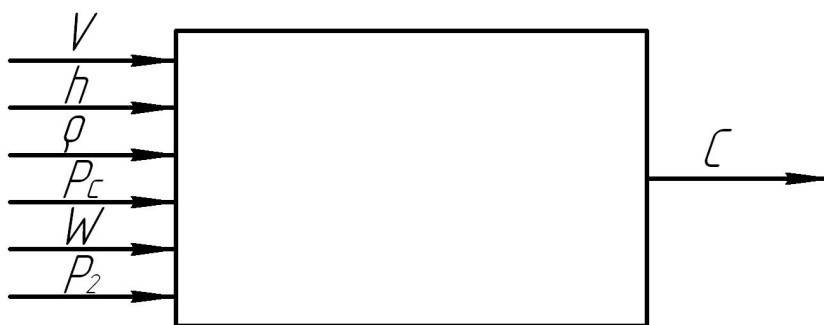


Рисунок 1 – Блок – схема визначення оптимальних значень факторів, які впливають на швидкість сходження насіння

Якщо припустити, що кожен чинник має мінімум три фіксованих значення, то при складанні матриці ПФЕ кількість дослідів буде складати $N = 3^6 = 729$, а при мінімум трикратній повторюваності дослідів ця кількість буде складати 2187, що для практичної реалізації в реальних умовах є дуже складним і трудомістким процесом причому навіть така велика кількість дослідів може не дати очікуваної точності вихідного параметра.

На сьогоднішній день існують більш досконалі і менш трудомісткі методи знаходження оптимальних величин параметрів які впливають на швидкість появи сходів насіння цукрових буряків. З цією метою пропонується використати апарат штучних нейронних сіток (ШНС) [9,10]. ШНС дозволяють з успіхом вирішувати проблеми розпізнавання образів, виконання прогнозів, оптимізації, асоціативної пам'яті, підготовки і ущільнення даних та інші. Багатообіцяючі альтернативні рішення, що пропонуються нейросітками, дозволяють з успіхом застосовувати їх при прогнозуванні технологічних процесів у різних галузях народного господарства. Перевагами нейронних сіток є їх здатність до тренування на прикладах, робота в режимі реального часу, детермінована поведінка в часі (здатність працювати з даними, які не входили до навчальної вибірки) і робастність (можливість роботи з неповними вхідними даними).

Прогнозування швидкості сходження насіння проводилось на основі двошарової прямонаправленої нейронної сітки (двошарового персептрону) (рис. 2).

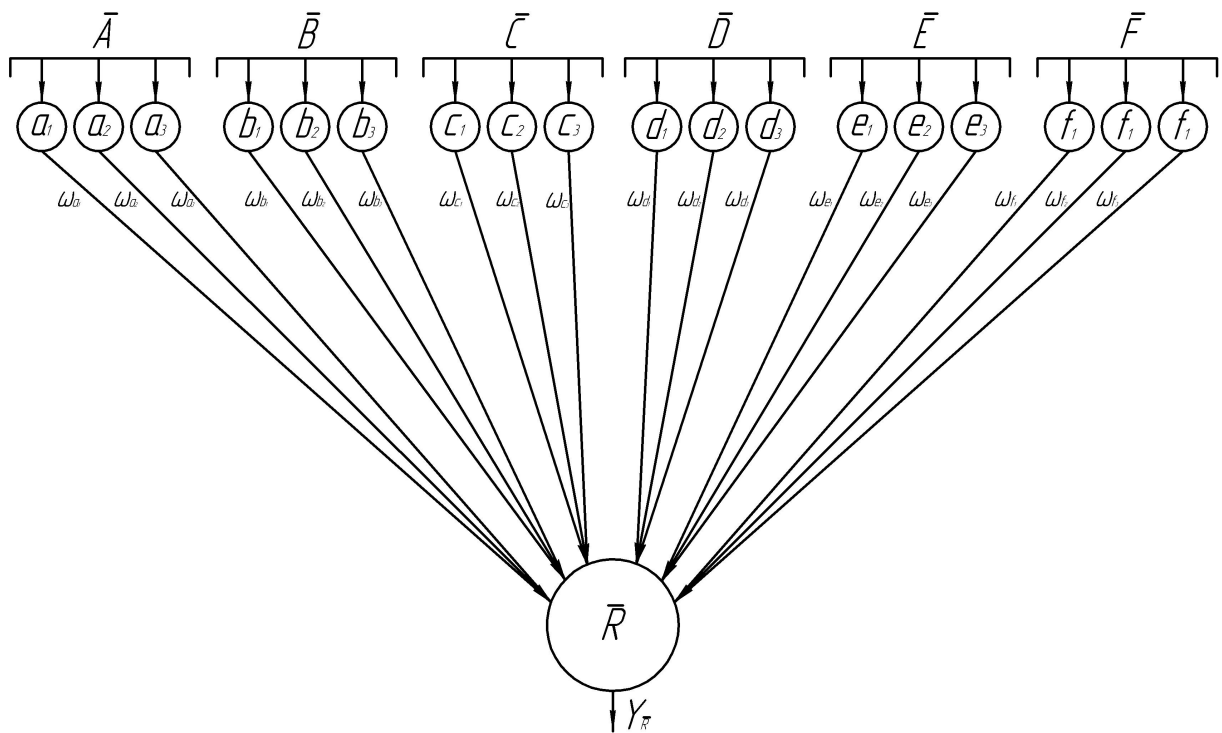


Рисунок 2 – Нейросіткова модель прогнозування швидкості сходження насіння цукрових буряків

Вхідними параметрами моделі є чинники, які впливають на процес сходження:

- компонент $\bar{A}$ – швидкість руху агрегату під час посіву:
 $(a_1 - 1,5 \text{ м/с}; a_2 - 2 \text{ м/с}; a_3 - 2,5 \text{ м/с}), \bar{A} = \{a_i\}, i = \overline{1,3};$
- компонент $\bar{B}$ – глибина посіву:
 $(b_1 - 3 \text{ см}, b_2 - 4 \text{ см}, b_3 - 5 \text{ см}), \bar{B} = \{b_i\}, i = \overline{1,3};$
- компонент $\bar{C}$ – щільність ґрунту під час посіву:

($c_1 - 0,8 \text{ г/см}^3$; $c_2 - 1,0 \text{ г/см}^3$; $c_3 - 1,1 \text{ г/см}^3$), $\bar{C} = \{c_j\}$, $j = \overline{1,3}$;

- компонент $\bar{D}$ – розмір структурних часток ґрунту:
($d_1 - 5 \text{ мм}$; $d_2 - 10 \text{ мм}$; $d_3 - 20 \text{ мм}$), $\bar{D} = \{d_k\}$, $k = \overline{1,3}$;
- компонент $\bar{E}$ – вологість ґрунту:
($e_1 - 14 \%$; $e_2 - 18 \%$; $e_3 - 22 \%$), $\bar{E} = \{e_l\}$, $l = \overline{1,3}$;
- компонент $\bar{F}$ – тиск прикочуючого котка:
($f_1 - 150 \text{ Н}$; $f_2 - 200 \text{ Н}$; $f_3 - 250 \text{ Н}$), $\bar{F} = \{f_m\}$, $m = \overline{1,3}$.

У відповідність кожному вхідному параметру ставиться бінарний вектор, який відображає наявність (1) або відсутність (0) певного чиннику.

Вихідним параметром моделі $\bar{R}$ є відсоток насіння яке зійшло на 16 день після посіву.

Вхідні компоненти $\bar{A}$, $\bar{B}$, $\bar{C}$, $\bar{D}$, $\bar{E}$, $\bar{F}$ і відповідний їм вихід $\bar{R}$ задаються з попередніх статистичних даних які були отримані в ході експериментів [1,2,3,4,5,6].

Нейронна сітка реалізована за допомогою нейропакету NeuroPro 0.25. Рішення проводилось по етапам:

1. Підготовка вихідних даних.

Для побудови сітки була підготовлена вибірка з 30 прикладів, кожен з яких визначає відсоток насіння яке зійшло при визначених умовах проведення експерименту.

2. Завдання топології нейронної сітки.

Для дослідження нами використана нейронна сітка з одним прихованим шаром. Для оцінки числа нейронів в прихованому шарі використовуємо формулу для оцінки необхідного числа синаптичних ваг L_w в багатошаровій сітці з сигмоїдальними передаточними функціями:

$$\frac{mN}{1 + \log_2 N} \leq L_w \leq m \left(\frac{N}{n} + 1 \right) (n + m + 1) + m, \quad (1)$$

де n - число вхідних нейронів (для нашої сітки – 18);

m - число вихідних нейронів (1);

N - число елементів навчаючої вибірки (60).

Оцінивши необхідне число ваг, можна розрахувати число нейронів в прихованих шарах. Для двошарової сітки ця кількість буде складати:

$$L = \frac{L_w}{n + m}, \quad (2)$$

$$\frac{N}{10} - n - m \leq L \leq \frac{N}{2} - n - m. \quad (3)$$

Використання формули (1) дає мінімальне значення 6 і максимальне значення 87. Із формули (2) слідує, що це число нейронів в прихованому шарі повинно бути від 2 до 4. Із виразу (3) видно, що це число не повинно перевищувати 11. Так як воно вже не перевищує 4 - приймаємо число нейронів в прихованому шарі 4.

3. Навчання ШНС:

Відбувалось шляхом модифікації вагових коефіцієнтів зв'язків між нейронами до моменту, коли помилка досягає мінімального значення й перестає зменшуватись.

Найбільш прийнятним методом навчання ШНС є навчання з вчителем, процедурою оберненого поширення помилки [9,10], суть якого полягає в поширенні помилки від виходів сітки до входів в напрямку, оберненому поширенню сигналів у перцептроні.

Для навчання використовувалась нелінійна сигмоїдна функція активації:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}}, \quad (4)$$

де $a > 0$.

Вихідні поля при навчанні сітки оцінювались методом найменших квадратів з люфтом, коли цільовою функцією помилки нейронної сітки, що мінімізується, є величина:

$$\xi = \sum_j P(\Delta), \quad (5)$$

$$\text{де } P(\Delta) = \begin{cases} (|\Delta| - 1)^2, & \text{якщо } |\Delta| \geq 1 \\ 0, & \text{якщо } |\Delta| < 1 \end{cases} \text{ – функція активації;}$$

$$\Delta = \left(\frac{Y_j - Y'_j}{\varepsilon} \right) \text{ – результат комбінування } j \text{ елементів;}$$

Y_j та Y'_j – відповідно, вихід згідно з навчальною вибіркою і вихід нейронної сітки;

ε – люфт, який може змінюватись від 0 до границь діапазону змін значень даного поля.

Нейропакетом NeuroPro 0.25 люфт автоматично визначається в 10 % від діапазону, при цьому сітка навчається передбачати значення даного поля з точністю ± 10 % від діапазону зміни значень, що нас цілком задовольняє.

Алгоритм навчання розглянутих персептронів був наступний:

1. Проініціювати елементи вагової матриці випадковими числами в інтервалі [0-1].
2. Подати на вхід бінарний вектор входних компонентів $\bar{A}$, $\bar{B}$, $\bar{C}$, $\bar{D}$, $\bar{E}$, $\bar{F}$ і вирахувати виходи сітки, що розглядається.
3. Якщо вихід правильний, тобто, ШНС навчилася розрізняти входи, то перейти до п. 5, інакше – обчислити різницю між необхідним і одержаним значенням виходів ξ .

Модифікувати ваги у відповідності з формулою:

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta \xi x_i, \quad (6)$$

де t та $(t+1)$ - номери біжучої та наступної ітерації;

η - коефіцієнт швидкості навчання, $0 < \eta < 1$;

x_i - номер i - го входу;

j - номер нейрона у вихідному шарі.

4. Повторити цикл з п. 2, поки на виході сітки не одержимо $Y_j = Y'_j$ або ξ , що задовольняє постановці задачі.

5. Кінець.

Для навчання ШНС був використаний алгоритм градієнтного спуску зі збуренням, який дозволяє подолати локальні нерівності поверхні помилки і не зупинятися на локальних мінімумах. Метод зворотного поширення з урахуванням збурення реалізує наступне нарощення вагових коефіцієнтів:

$$\delta W_{ij}(t) = \phi \delta W_{ij}(t-1) + (1 - \phi) \eta g(t), \quad (7)$$

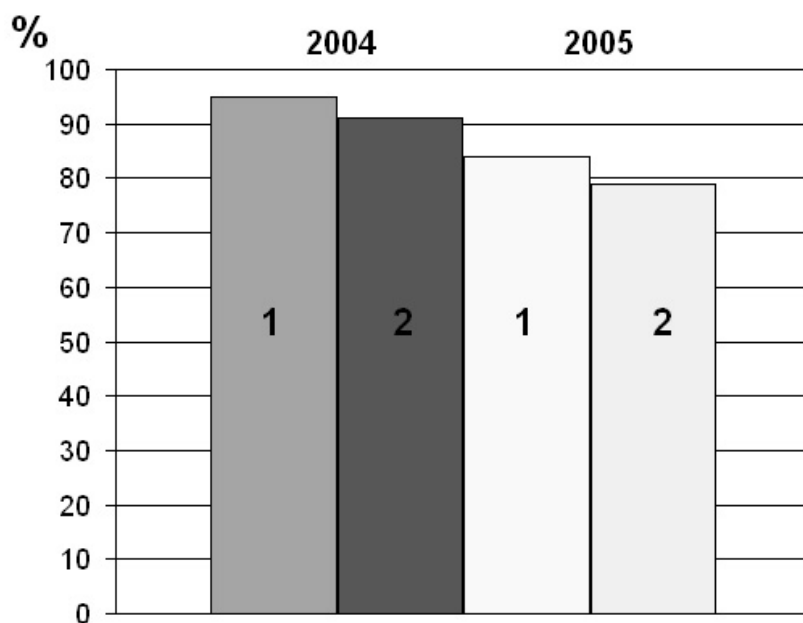
де δ - приріст вектора ваг;

ϕ - параметр збурення;

$g(t)$ - вектор градієнта функціонала помилки на t - й ітерації.

Навчання ШНС в такому випадку є результатом її функціонування, а не попереднім наповненням знаннями людини. В залежності від вимог покладених на функціонування ШНС можна збільшувати як кількість конкретних значень кожного вхідного фактора так і кількість самих факторів, а також отримувати більшу кількість вихідних величин.

Для підтвердження високої достовірності отриманих результатів нами було проведено співставлення теоретичних розрахунків з експериментальними даними. Досліди проводились при посіві цукрових буряків на полях ФГ “Рось” Новоукраїнського району, Кіровоградської області в 2004 – 2005 роках. Вхідні величини параметрів для сітки співпадали з реальними умовами проведення дослідів (швидкість руху агрегату $V=2$ м/с, глибина посіву $h=3$ см, щільність ґрунту на момент посіву $\rho=0,8$ г/см³, розмір структурних часток ґрунту $P_c=10$ мм, вологість $W=22$ % та тиск прикочуючого котка $P_2=200$ Н) результати перевірки наведені на рис. 3.



1 – результати експериментів; 2 – результати розраховані ШНС

Рисунок 3 – Графіки експериментальних і розрахункових значень схожості насіння:

Тестування сітки показало високу точність визначення відсотку насіння яке зійшло на момент 16 днів від початку посіву (помилка Δ між дійсною схожістю та отриманою за допомогою сітки складає не більше 5%), що підтверджує придатність такого метода для оцінювання чинників які впливають на складні сільськогосподарські процеси.

Висновки:

1. Аналіз існуючих методів проведення оптимізації складних сільськогосподарських процесів показав, що класичний метод ПФЕ не в повній мірі задовольняє сучасним вимогам до швидкості і якості проведення дослідів, на сьогоднішній день існують більш потужні і ефективні засоби – наприклад апарат ШНС.
2. Теоретичні дослідження процесу роботи і можливостей ШНС дали можливість встановити її придатність для аналізу процесу сходження насіння цукрових буряків.

3. Встановлено, що апарат ШНС з високою точністю в залежності від заданих значень вхідних чинників (в межах 5%) спрогнозував відсоток насіння яке зійшло на 16 день після посіву.

Список літератури

- 1 Гончарук Г.С. Якісна сівба цукрових буряків запорука високого врожаю // Цукрові буряки. – 2001. – №2. – С. 8-9.
- 2 Ковтун Ю.И. Почвенные условия всхожести семян // Сахарная свекла. – 1972. – №3. – С. 19-22.
- 3 Свиридов В.Д. О глубине заделки семян. // Сахарная свекла. – 1977. – №4 – С. 23-24.
- 4 Кобец В.М., Печенкина К.М. Глубина заделки и полевая всхожесть семян. // Сахарная свекла. – 1978. – №4 – С. 16-17.
- 5 Приходько П.М., Ольховский Г.Ф. Влияние глубины заделки семян на всхожесть сахарной свеклы: В кн.: Вопросы биологии, селекции и агротехники полевых и плодовых культур. Харьков, 1971. – С. 121-126, (Тр. Харьковского СХИ; т. 153).
- 6 Гнатенко М.В. Сроки сева и глубина заделки семян // Сахарная свекла. – 1978. – №2 – С. 28-29.
- 7 Налимов В.В., Чернова Н.А. Статистические методы планирования экстремальных экспериментов. – М., 1965. – 340 с.
- 8 Хайлис Г.А., Ковалев М.М. Исследования сельскохозяйственной техники и обработка опытных данных. – М.: Колос, 1994. – 169 с.
- 9 Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 382 с.
- 10 Калан Р. Основные концепции нейронных сетей.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом “Вильямс”, 2001. – 288 с.

Важную роль в процессе посева семян сахарной свеклы играет правильное формирование условий необходимых для их активного прорастания. Для оценки факторов, которые влияют на этот процесс, существуют классические методы нахождения их оптимальных величин, но эти методы очень трудоемкие, что не соответствует современным требованиям к скорости и качеству получения таких величин. Для удовлетворения указанных требований предлагается использовать аппарат искусственной нейронной сети (ИНС), как наиболее подходящий вариант для анализа большого количества величин за короткое время.

The important role during crop of seeds of sugar beet is played with correct formation of conditions necessary for their active germination. For an estimation of factors which influence this process, there are classical methods of a presence of their optimum sizes, but these methods very toifful, that does not correspond to modern requirements by the speed and quality of such sizes reception. For satisfaction of the specified requirements it is offered to use the device of piece neural network, as the most suitable variant for the analysis of a plenty of sizes for short time.

Одержано 25.10.06