



<https://doi.org/10.36023/ujrs.2024.11.2.261>

УДК 528.8:528.7:528.4:528.06:528.8.04:631.45

Метод прогнозування врожайності кукурудзи на зерно з використанням нечітких когнітивних карт

М. О. Попов¹, О. Г. Тараріко², С. І. Альперт^{1*}, С. С. Кохан¹, Т. В. Ільєнко², А. А. Андреев¹, О. М. Сибірцева¹

¹ДУ “Науковий центр аерокосмічних досліджень Землі ІГН НАН України”, вул. Олеся Гончара, 55-Б, Київ, 01054, Україна

²Інститут агроекології і природокористування НААН, вул. Метрологічна, 12, Київ, 03143, Україна

У статті розглядається підхід до прогнозування врожайності кукурудзи на зерно за допомогою нечітких когнітивних карт (FCM) та експертний підхід для опису ступеня впливу одних факторів (концептів) на інші. FCMs – це методологія моделювання, заснована на досвіді. Вона включає основні переваги нечіткої логіки та нейронних мереж. FCM являють собою графічну модель, яка складається з вузлів-концептів, що з'єднані ребрами. Вузлі-концепти описують елементи системи, а ребра виражають зв'язки між цими концептами. FCM можна застосовувати в різних сферах, насамперед для точного землеробства, моделювання та прогнозування врожайності. FCM також можна застосовувати для моделювання складних систем та використовувати в задачах прогнозування. FCM є ідеальним інструментом для моделювання динамічних систем. Основними перевагами та особливостями запропонованого алгоритму є гнучкість, простота та висока адаптованість до різноманітних умов. Для класифікації врожайності кукурудзи було обрано підхід FCM. Запропонована методологія може використовувати супутникові та експертні дані для прогнозування врожайності. Розроблена модель FCM складається з вузлів, які є основними концептами, що впливають на врожайність, це зокрема: вміст калію (K), гумусу, фосфору (P), рН, вміст азоту (N), вологи, температура, NDVI (нормалізований диференційний вегетаційний індекс), LAI (індекс листової поверхні). Калій, фосфор, рН, азот та гумус є експертними даними, а температура, вологість, NDVI і LAI є супутниковими даними. Орієнтовані ребра FCM відображають причинно-наслідкові зв'язки між концептами та врожайністю. Основною метою дослідження було визначити рівень врожайності кукурудзи за допомогою нечітких когнітивних карт. Наша модель була застосована для прогнозування класу врожайності між трьома можливими категоріями (низька, середня та висока) для трьох різних експертів. Було показано, що запропонований алгоритм може вирішувати задачу прогнозування врожайності кукурудзи.

Слід зазначити, що цей алгоритм можна застосовувати для прогнозу врожайності інших сільськогосподарських культур.

Ключові слова: нечіткі когнітивні карти, прийняття рішень, супутникові та експертні дані, прогнозування врожаю кукурудзи.

© М. О. Попов, О. Г. Тараріко, С. І. Альперт, С. С. Кохан, Т. В. Ільєнко, А. А. Андреев, О. М. Сибірцева. 2024

1 Вступ

Прогнозування врожайності є одним з найбільш актуальних та важливих завдань в умовах зміни клімату та підтримання спроможностей аграрного виробництва. Цьому питанню присвячено багато наукових праць, у яких пропонуються різноманітні методи та підходи до прогнозування врожайності сільськогосподарських культур, зокрема, кукурудзи.

Метою поставленої задачі є визначення величини результуючої ознаки “Врожайності” C на основі якої оцінюється точність прогнозування врожайності культури за певний рік.

Так, у роботі (Janoušek J. et al., 2023) прогнозується оптимальний період збирання врожаю кукурудзи на основі оцінки накопичення сухої речовини, визначеної за значеннями вегетаційних індексів. У дослідженні

використані вегетаційні індекси NDVI (Normalized difference vegetation index, нормалізований диференційний вегетаційний індекс), NDRE (Normalized difference red edge index, нормований різницею індекс червоного краю), GNDVI (Green Normalized Difference Vegetation Index, зелений нормалізований диференційний вегетаційний індекс). Встановлено взаємозв'язок між кількістю накопиченої сухої речовини кукурудзи і значеннями вегетаційних індексів у відповідні періоди вегетації на основі регресійних моделей, які використані з метою прогнозування врожайності різних гібридів кукурудзи.

У роботі (Franzluebbbers A. J., 2018) розглядаються питання використання різних норм азоту залежно від конкретних характеристик та властивостей ґрунту з метою підвищення врожайності кукурудзи та водночас уникнення забруднення навколишнього середовища. Враховувалось, що азот, який міститься в залишкових рослинних рештках, має бути компенсований

*E-mail: sonyasonet87@gmail.com

мінеральним азотом, оскільки органічний азот рослинних решток є важкодоступним для рослин, який, крім того, втрачається в процесі мінералізації органічної речовини, а також вилуговання. При цьому були зібрані емпіричні дані польових випробувань протягом кількох років, причому використовувались різні типи ґрунтів, щоб сформувати наукову базу для вибору правильної кількості азоту. Також розглянуті підходи для розрахунку параметрів, які можуть бути використані для подальшого статистичного оцінювання кожної ділянки, а саме: максимальна врожайність на основі регресії при найвищій перевірених нормі азоту. Важливо також встановити відносну врожайність, не використовуючи азотні добрива, яка отримана з рівняння регресії з урахуванням відсутності азоту, поділена на максимальну врожайність. Отримані та проаналізовані коефіцієнти кореляції для різних характеристик ґрунту, пов'язані із змінами рівня врожайності кукурудзи. Дослідження показало досить сильну залежність результатів прогнозування щодо доступності азоту в ґрунті від глибини відбору проб ґрунту. Встановлено, що для прогнозу врожайності кукурудзи краще аналізувати характеристики та властивості ґрунту на глибині 0–10 см, оскільки саме цей шар ґрунту є найбільш збагачений біологічно активним азотом.

У роботі (Héctor G. M. et al., 2020) оцінюється врожайність кукурудзи на основі вегетаційних індексів та аналізу густоти посіву. При цьому використовувалися багатоспектральні знімки, отримані за допомогою безпілотного літального апарата (БПЛА).

Проведені експериментальні дослідження на 20 полігонах при поступовому збільшенні кількості добрив, а саме: 140, 200, 260, 320 і 380 кг/га.

Дані про врожайність були отримані за допомогою датчиків, встановлених на БПЛА на 47-й та 79-й день після посіву. Встановлено, що коефіцієнт кореляції між густотою посіву та врожайністю кукурудзи становить 0,94. При цьому врожайність оцінювалася за допомогою алгоритму Гарсона. Також для оцінювання врожайності зерна кукурудзи були використані різні вегетаційні індекси.

Веgetаційний індекс широкого динамічного діапазону WDRVI (Wide Dynamic Range Vegetation Index), комбінація нормалізованого диференційного веgetаційного індексу NDVI та нормованого різницевого індексу червоного краю NDRE, індекс стійкості до видимих атмосферних впливів VARI (Visible Atmospherically Resistant Index). Проведено оцінювання врожайності кукурудзи за допомогою нейронних мереж, веgetаційних індексів та густоти посіву, що, своєю чергою, досить важливо для розв'язання численних сільськогосподарських задач. У роботі дається опис нейронної мережі, розробленої за допомогою програмного забезпечення Matlab (Mathworks, Natick, MA, USA). При цьому використано нейронну мережу прямого зв'язку. Зазначалося, що виходи нейронів перед переходом до інших вузлів

трансформуються за допомогою спеціальної функції активації $f(x)$, від якої залежить точність прогнозування. Як вхідні параметри використано такі змінні: середнє значення веgetаційних індексів, густота посіву та врожайність у тонах на гектар.

Для проведення комбінування вхідних змінних нейронну мережу навчали, використовуючи різні випадкові набори даних. Метою навчання нейронної мережі була мінімізація помилок щодо оцінювання врожайності. Далі врожайність, що була отримана за допомогою нейронної мережі, порівнювалася із спостережуваною врожайністю. При цьому оцінювалася середньоквадратична помилка (RMSE), середня абсолютна помилка (MAE) та коефіцієнт кореляції (R) між спостережуваною врожайністю, веgetаційними індексами та густотою посіву.

На цей час застосування даних дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) для вирішення сільськогосподарських задач являє собою актуальний напрямок, що досить швидко розвивається. Супутникова інформація є альтернативою для наземного моніторингу, який досить часто потребує великих затрат коштів та часу. Супутникові дані дають змогу досліджувати та моделювати фізіологічні процеси рослин, сезонний хід фотосинтезу рослин, будувати моделі прогнозування врожайності сільськогосподарських культур.

За останні десятиліття Україна значно збільшила обсяги експорту сільськогосподарської продукції. Однією з найбільш цінних сільськогосподарських культур є кукурудза, що характеризується високою врожайністю та калорійністю зерна. Слід зазначити, що прогноз врожайності зернових культур, зокрема і кукурудзи, ґрунтується на стані посівів і агрометеорологічних умовах, що склалися в період їх розвитку.

Але виробництво зерна кукурудзи потребує досить глибокого оцінювання впливу погодних умов на формування врожаю, вивчення та моделювання причинно-наслідкових зв'язків між метеорологічними умовами середовища, властивостями і хімічним складом ґрунту, а також продуктивністю рослин з метою точного та вчасного прогнозування врожайності і збільшення обсягу корисної продукції високої якості.

Аналіз результатів сучасних вітчизняних і закордонних досліджень свідчить про те, що дані ДЗЗ можуть використовуватись для моделювання і прогнозування врожайності кукурудзи з досить високою точністю. Для оцінювання стану посівів і прогнозування врожайності за допомогою супутникових даних часто застосовуються моделі, які базуються на використанні веgetаційних індексів у взаємодії з ґрунтовими параметрами та погодними умовами (Kokhan S. and Vostokov A., 2020; Kokhan S. et al., 2020).

Використання результатів прогнозування врожайності на основі даних, отриманих від супутників чи БПЛА, поряд із оцінками експертів, дасть змогу підвищити якість та завчасність прогнозів, що необхідно для

підвищення ефективності прийняття управлінських рішень у сільському господарстві.

FCMs (Fuzzy Cognitive Maps / нечіткі когнітивні карти) теж використовуються для прогнозування рівня врожайності, спираючись на дані вимірювань та експертні оцінки, на відміну від вищезгаданих математичних та статистичних підходів.

Основні переваги методу FCM порівняно із іншими методами (Kogan F. et al., 2012; Papageorgiou E. I., et al., 2013):

- 1) простота;
- 2) гнучкість;
- 3) доступність;
- 4) можливість об'єднати супутникові та експертні дані, отримані від різних експертів для прогнозування врожайності.

FCM – це методологія моделювання, яка заснована на використанні даних та досвіду відповідних фахівців (Kosko B., 1986; Альперт. С., 2020; Zadeh L. A., 1965). FCM застосовуються для численних природно-ресурсних та сільськогосподарських завдань, зокрема для прогнозування врожайності кукурудзи (Dutta P. et al., 2011; Zimmermann H. J. et al., 1987; Baglio S. et al., 1994).

Завдання дослідження:

створити нечіткі когнітивні карти з метою їх використання у прогнозуванні врожайності;

відобразити переваги та визначити обмеження використання запропонованої методики;

розробити автоматизований алгоритм для вирішення задачі прогнозування врожайності кукурудзи на зерно на основі використання нечітких когнітивних карт.

2 Про нечіткі когнітивні карти і методика досліджень

2.1 Представлення нечітких когнітивних карт для вирішення задачі прогнозування врожайності кукурудзи на зерно

FCM являє собою зібрані дані за певний час, що представлені у вигляді символів, тверджень, процесів, подій та числових значень. FCM можна зобразити у вигляді графа, вузлами якого є ознаки, а ребра відображають причинно-наслідкові взаємозв'язки між даними ознаками (Kravchenko A. N. and Bullock D. G., 2000; Tarariko O. et al., 2013; Tarariko O. et al., 2019).

Кожному ребру надається у відповідність вагова функція e_{ji} яка описує взаємозв'язок між цими ознаками C_j та C_i та приймає такі значення:

$$e_{ji} \in [-1, 1].$$

Слід зазначити, що існує три типи причинно-наслідкових взаємозв'язків між ознаками C_j та C_i , а саме:

1) якщо $e_{ji} > 0$, то між ознаками C_j та C_i існує прямопропорційна залежність (взаємозв'язок);

2) якщо $e_{ji} < 0$, то між ознаками C_j та C_i існує обернено-пропорційна залежність (взаємозв'язок);

3) якщо $e_{ji} = 0$, то між ознаками C_j та C_i відсутня залежність (взаємозв'язок).

Значення A_i ознаки C_i – це ступінь відповідного фізичного значення ознаки C_i .

Для вирішення задачі прогнозування врожайності кукурудзи використовуємо таку нечітку когнітивну карту (Рис. 1). N експертів встановлюють M основних ознак, що впливають на врожайність кукурудзи. При цьому в ролі ознак виступають супутникові дані та дані експертів. Врожайність описується результуючою ознакою C' .

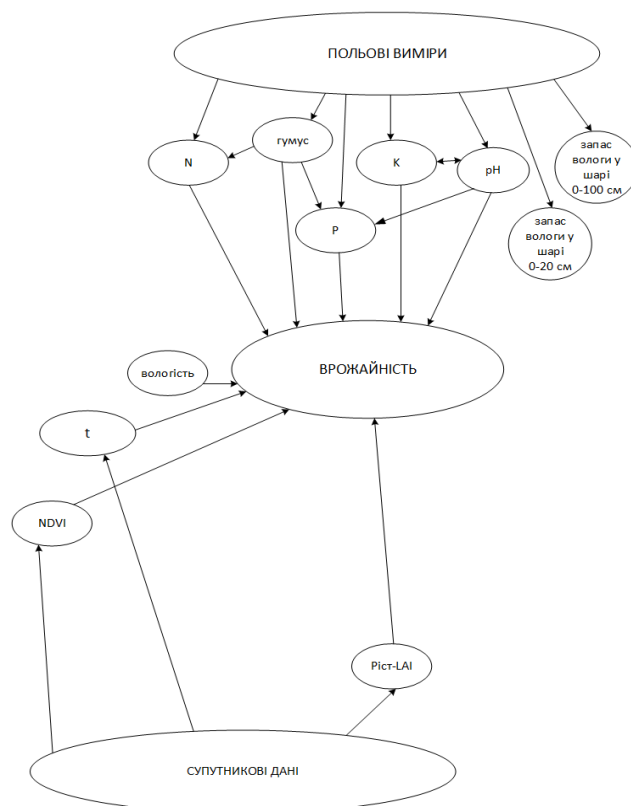


Рис. 1. Проста нечітка когнітивна карта (FCM)

Розраховуючи взаємозв'язок між ознаками C_j та C_i , розраховуємо лінгвістичні змінні.

На кожному кроці моделювання значення A_i ознаки C_i розраховується, враховуючи вплив інших ознак на значення ознаки C_i :

$$A_i^{(k+1)} = f(A_i^{(k)} + \sum_{j \neq i}^N A_j^{(k)} \cdot e_{ji}), \quad (1)$$

де $A_i^{(k+1)}$ – значення ознаки C_i на $k+1$ -му кроці моделювання, $A_j^{(k)}$ – значення ознаки C_j на k -му кроці моделювання, e_{ji} – вагова функція, що описує вплив ознаки C_j на ознаку C_i , f – сигмоїдальна порогова функція, яка розраховується так:

$$f = \frac{1}{1 + e^{-\lambda x}}, \quad (2)$$

де $\lambda > 0$ – параметр крутизни.

У нашому випадку вважаємо, що $\lambda = 1$.

Слід зазначити, що була обрана саме сигмоїдальна функція, оскільки $A_i \in [0,1]$.

Процедура побудови нечітких когнітивних карт складається із таких кроків:

експерти визначають основні ознаки, що представляють цю модель;

експерти описують структуру та взаємозв'язки між ознаками, використовуючи нечіткі умови.

Слід зазначити, що IF-THEN правило, яке використовується експертами для зображення взаємозв'язків між ознаками, записується у формі: IF – значення ознаки $C_i \in A$, THEN – значення ознаки $C_j \in B$, де A та B – лінгвістичні змінні.

Лінгвістичні змінні, які описують причинно-наслідкові внутрішні взаємозв'язки між ознаками, виражаються через змінну Influence (змінну “впливу”), яка приймає значення на інтервалі $U = [-1,1]$.

Множина T (influence) складається з певної кількості змінних, використовуючи які експерт може детально описати вплив однієї ознаки на іншу та розрізнити між собою різні ступені впливу. Досить часто для прогнозування врожайності використовують 7 змінних, а саме:

$T(\text{influence}) = \{ \text{very very low, very low, low, medium, high, very high, very very high} \}$, або

$T(\text{вплив}) = \{ \text{дуже дуже низький, дуже низький, низький, середній, високий, дуже високий, дуже дуже високий} \}$.

Відповідні характеристичні функції, що описують кожну лінгвістичну змінну, мають такий вигляд:

$$\mu_{vvl}, \mu_{vl}, \mu_l, \mu_m, \mu_h, \mu_{vh}, \mu_{vvh}$$

3 Результати і обговорення

Наведемо початкові значення ознак (концептів), що впливають на врожайність кукурудзи та їх відповідні графіки функцій належності (Рис. 2–8).

1) Оцінка запасів продуктивної вологи.

Шар 0–20 см

Хороший 20–30 мм
Незадовільний < 20 мм

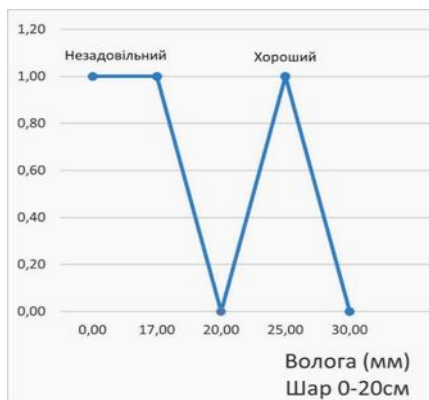


Рис. 2. Оцінка запасів продуктивної вологи. Шар 0–20 см

2) Оцінка запасів продуктивної вологи.

Шар 0–100 см

Дуже хороший > 160
Дуже поганий < 60

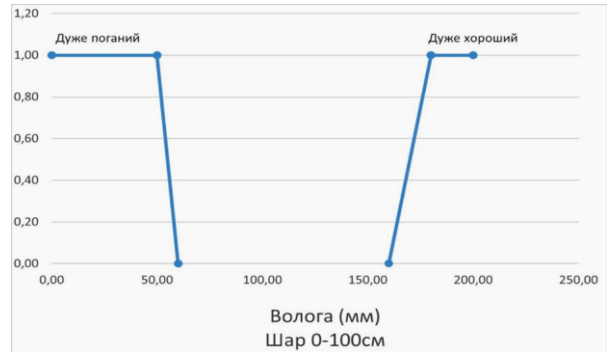


Рис. 3. Оцінка запасів продуктивної вологи. Шар 0–100 см

3) Ступінь забезпеченості азотом (N) за вмістом лужногідролізованих форм, мг/кг ґрунту

дуже низький < 100
низький 101–150
середній 151–200
підвищений > 200

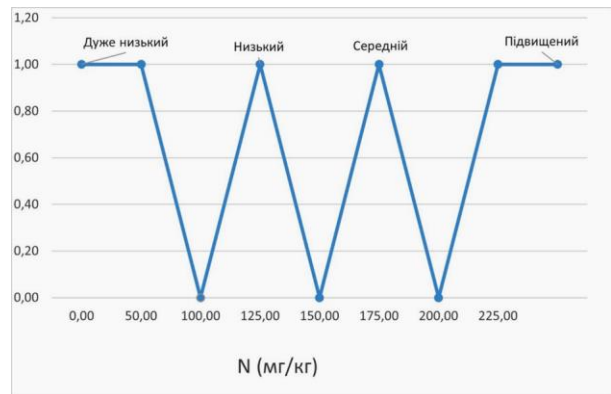


Рис. 4. Ступінь забезпеченості азотом (N) за вмістом лужногідролізованих форм, мг/кг ґрунту

4) Вміст рухомого фосфору (P_2O_5), мг/кг ґрунту

низький 21–50
середній 51–100
підвищений 101–150
високий 151–200
дуже високий > 200

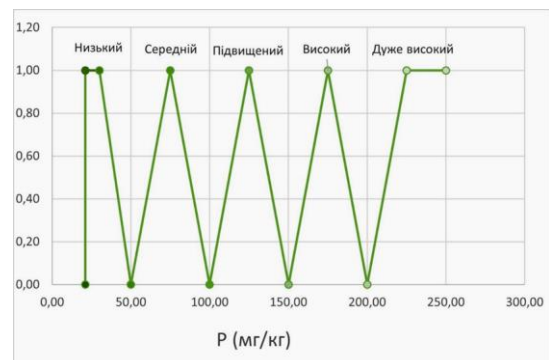


Рис. 5. Вміст рухомого фосфору (P_2O_5), мг/кг ґрунту

5) Вміст обмінного калію (K_2O), мг/кг ґрунту

- низький < 50
- середній 51–100
- підвищений > 100

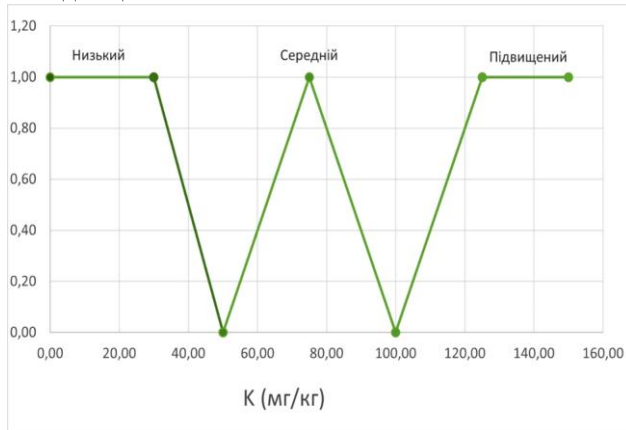


Рис. 6. Вміст обмінного калію (K_2O), мг/кг ґрунту

6) рН_{ксі}

- нейтральний > 6,1
- сл. кислий 5,1–5,5
- сер. кислий 4,5–5,0
- сильно кислий < 4,5

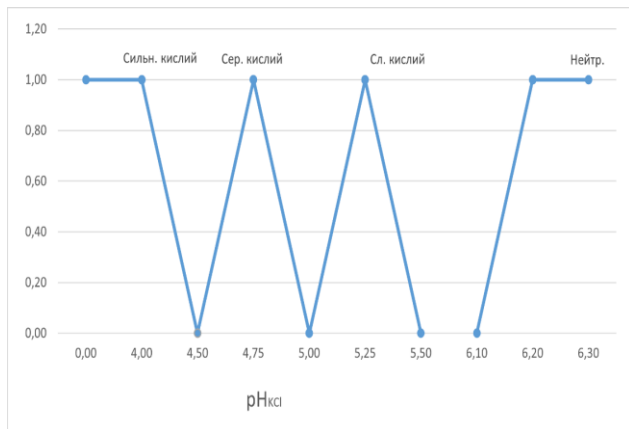


Рис. 7. рН_{ксі}

7) Вміст гумусу, %

- Низький < 2
- Високий > 5

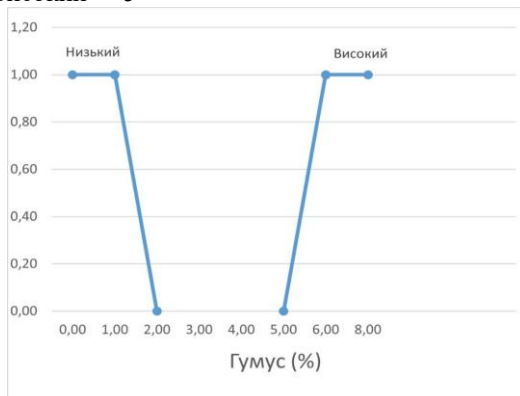


Рис. 8. Вміст гумусу, %

8) Температура повітря (t) – сума активних температур (t > 10°C)

- Мінімальна 3360°C
- Максимальна 4000°C

9) NDVI посіву – 0,4–0,8;

10) Густина посіву 50–60 тис./га;

11) Площа листкової поверхні в період росту (LAI)

- 0,8–2,0 м²/м²;

12) CPP (Chlorophyll photosynthetic potential / хлорофіловий фотосинтетичний потенціал) – 1350–1700 тис.м² · днів/га.

Додатковий опис основних ознак (концептів) FCM моделі відобразимо в Табл. 1.

Таблиця 1. Ознаки FCM моделі

Ознаки	Опис	Інтервал значень	Число функцій належності (membership functions)
Оцінка запасів продуктивної вологи (шар 0–20 см)	Вміст вологи (мм)	10–30	2
Оцінка запасів продуктивної вологи (шар 0–100 см)	Вміст вологи (мм)	50–180	2
N	Вміст лужногідролізованого азоту (мг/кг)	90–210	4
P_2O_5	Вміст рухомого фосфору (мг/кг)	21–200	5
K_2O	Вміст обмінного калію (мг/кг)	40–120	3
рН _{ксі}	Обмінна кислотність	4–6,2	4
Гумус	Вміст гумусу (%)	1–5,1	2

У Табл. 2, 3 наведено ваги ознак і ваги ребер, що надані трьома експертами.

Таблиця 2. Ваги ознак (концептів), що надані 3 експертами для FCM моделі

Ознаки (концепти)	Ваги 1-й експерт	Ваги 2-й експерт	Ваги 3-й експерт
Шар 0–20 см (волога)	0,4	0,7	0,7
Шар 0–100 см (волога)	0,6	0,7	0,7
N	0,6	0,7	0,8
P_2O_5	0,3	0,3	0,4
K_2O	0,55	0,3	0,4
рН _{ксі}	0,2	0,4	0,5
Вміст гумусу	0,3	0,2	0,2
Температура (active)	0,7	0,3	0,5
NDVI	0,7	0,8	0,9
Густина посіву	0,6	0,3	0,5
Ріст-LAI	0,6	0,6	0,7
CPP	0,6	0,5	0,4
Врожайність	0,6	0,8	1

Таблиця 3. Ваги ребер (взаємозв'язків між ознаками), що надані 3-ма експертами для FCM моделі

Ребра	Ваги 1-й експерт	Ваги 2-й експерт	Ваги 3-й експерт
Шар 0–20 см (волога) + Шар 0–100 см (волога)	0,7	0,8	0,8
N + NDVI	0,8	0,9	0,9
N + P	0,7	0,9	0,9
P + K	0,6	0,7	0,7
pH _{KCl} +P	0,4	0,3	0,4
Гумус + N	0,7	0,5	0,4
Температура (active) + N	0,8	0,7	0,8
NDVI + Шар 0–100 см (запас вологи)	0,8	0,9	0,9
Густота посіву + Ріст-LAI	0,9	0,7	0,6
LAI + N	0,8	0,6	0,7
CPP + N + LAI	0,9	0,6	0,8
Шар 0–20 см (запас вологи) + Врожайність	0,5	0,6	0,55
Шар 0–100 см (волога) + Врожайність	0,7	0,7	0,6
N + Врожайність	0,7	0,8	0,75
P + Врожайність	0,5	0,45	0,55
K + Врожайність	0,5	0,5	0,6
pH _{KCl} + Врожайність	0,4	0,5	0,5
Гумус + Врожайність	0,5	0,6	0,6
Температура (active) + Врожайність	0,9	0,8	0,8
NDVI + Врожайність	0,8	0,7	0,75
Густота посіву + Врожайність	0,85	0,75	0,8
Ріст-LAI + Врожайність	0,7	0,75	0,8
CPP + Врожайність	0,8	0,8	0,75
Врожайність + Врожайність	1	1	1

Нижче наводиться алгоритм, за яким вирішується задача прогнозування врожайності кукурудзи у дослідженні.

Алгоритм

Крок 1. Вводимо початкові дані:

$$A = (A_1, \dots, A_i, \dots, A_N), \quad i = 1, \dots, N - \text{вектор ознак};$$

$$E = (e_{j,i})_{N \times N}, \quad i, j = 1, \dots, N - \text{вагова матриця};$$

$\eta_k = 0,001$ – параметр швидкості навчання;

$\gamma = 0,98$ – ваговий параметр розпаду;

$T_{i\min} \leq T_i \leq T_{i\max}, i = 1, 2, 3$ – значення, що відповідають трьом категоріям врожайності;

$A_N \equiv DOC$ – результуюча ознака (врожайність).

Крок 2. Задаємо k ітерацій.

Крок 3. Оновлюємо вагові функції, використовуючи таке рівняння (3). При цьому оновлюються тільки ненульові вагові функції:

$$e_{ji}^{(k)} = \gamma \cdot e_{ji}^{(k-1)} + \eta A_i^{(k-1)} \cdot (A_j^{(k-1)} - \text{sgn}(e_{ji}^{(k-1)}) e_{ji}^{(k-1)} A_i^{(k-1)}). \quad (3)$$

Крок 4. Розраховуємо подальші значення вектора ознак A , використовуючи рівняння (1):

$$A_i^{(k+1)} = f(A_i^{(k)} + \sum_{j \neq i}^N A_j^{(k)} \cdot e_{ji}),$$

$A_i^{(k+1)}$ – значення ознаки C_i на $k + 1$ – му кроці;

$A_j^{(k)}$ – значення ознаки C_j на k – му кроці;

e_{ji} – вагова функція взаємозв'язку між ознакою C_j та C_i ;

$f = \frac{1}{1 + e^{-\lambda x}}$ – сигмоїдальна порогова функція, де $\lambda = 1$.

Крок 5. Оцінюємо умови збіжності для $A_i^{(k+1)}$ і $A_i^{(k)}$, що отримані між 2-м та 4-м кроком та для матриці $E(k)$.

Крок 6. Якщо одна із умов зупинки виконується, то повертаємось на крок 2.

Крок 7. Отримуємо **кінцеву** матрицю $E(k)$. При цьому також перевіряємо умови зупинки для вагових функцій, допоки вони не припинять змінювати свої значення:

$$|e_{ji}^{(k+1)} - e_{ji}^{(k)}| < e,$$

$$e = 0,001.$$

Використовуємо значення ознак $A_i^{(k)}$, отриманих між 2-м та 4-м кроками для розрахунку результуючої ознаки врожайності DOC_i , а потім отриману результуючу ознаку врожайності DOC_i відносимо до одного із 3 класів (1-й клас – “низька врожайність”, 2-й клас – “середня врожайність”, 3-й клас – “висока врожайність”).

Умови зупинки: перша чи друга умова зупинки має бути виконана для зупинки процесу ітерації.

Умова 1:

$$F_1 = \sqrt{\sum_{i=1}^m (DOC_i - T_i)^2},$$

m – число результуючих ознак (число ділянок),

$$T_i = (T_{i\min} + T_{i\max}) / 2, \text{ де } i = 1, 2, 3.$$

Умова 2:

$$F_2 = |DOC_i^{(k+1)} - DOC_i^{(k)}| < e,$$

$$e = 0,001.$$

Використовуючи ваги ознак (концептів) та ваги ребер з Табл. 2, 3 1-го експерта як початкові дані та наведений алгоритм для прогнозування врожайності, отримуємо нові значення ознак (концептів) для 1-го експерта:

$$A_1 = 0,4;$$

$$A_2 = 0,858487;$$

$$A_3 = 0,947358;$$

$$A_4 = 0,827939;$$

$$A_5 = 0,782288;$$

$$A_6 = 0,2;$$

$$A_7 = 0,3;$$

$$A_8 = 0,7;$$

$$A_9 = 0,830371;$$

$$A_{10} = 0,6;$$

$$A_{11} = 0,791007;$$

$$A_{12} = 0,6;$$

$$A_{13} = 0,999349.$$

Надалі потрібно встановити, якому саме рівню врожайності відповідають отримані кількісні дані. Для цього отримане прогнозоване значення результуючої ознаки врожайності $A_{13} = DOC^{(1)} = 0,999349$ порівнюємо із значенням T_i , $i = 1, \dots, 3$, де T_i – відомі значення (ваги) результуючих ознак низької, середньої та високої врожайності, відповідно, а саме:

$$T_1 = 0,6;$$

$$T_2 = 0,8;$$

$$T_3 = 1.$$

Розраховуємо такі функціонали:

$$F_1^{(1)} = |DOC^{(1)} - T_1| = |0,999349 - 0,6| = 0,399349;$$

$$F_2^{(1)} = |DOC^{(1)} - T_2| = |0,999349 - 0,8| = 0,199349;$$

$$F_3^{(1)} = |DOC^{(1)} - T_3| = |0,999349 - 1| = 0,000651.$$

Оскільки із цих трьох отриманих значень мінімальним є $F_3^{(1)}$, то отриману прогнозовану результуючу ознаку врожайності відносимо до 3-го класу, що відповідає “високій врожайності”.

Аналогічно, використовуючи ваги ознак (концептів) та ваги ребер з Табл. 2, 3 2-го експерта як початкові дані та наведений алгоритм для прогнозування врожайності, отримуємо нові значення ознак (концептів) для 2-го експерта:

$$A_1 = 0,7;$$

$$A_2 = 0,901367;$$

$$A_3 = 0,871123;$$

$$A_4 = 0,852811;$$

$$A_5 = 0,802024;$$

$$A_6 = 0,4;$$

$$A_7 = 0,2;$$

$$A_8 = 0,3;$$

$$A_9 = 0,834604;$$

$$A_{10} = 0,3;$$

$$A_{11} = 0,71633;$$

$$A_{12} = 0,5;$$

$$A_{13} = 0,998928.$$

Далі потрібно встановити, якому рівню врожайності відповідають отримані кількісні дані. Для цього отримане прогнозоване значення результуючої ознаки врожайності $A_{13} = DOC^{(2)} = 0,998928$ порівнюємо із значенням, $i = 1, \dots, 3$, де T_i – відомі значення (ваги) результуючих ознак низької, середньої та високої врожайності, відповідно, а саме:

$$T_1 = 0,6;$$

$$T_2 = 0,8;$$

$$T_3 = 1.$$

Розраховуємо наступні функціонали:

$$F_1^{(2)} = |DOC^{(2)} - T_1| = |0,998928 - 0,6| = 0,398928;$$

$$F_2^{(2)} = |DOC^{(2)} - T_2| = |0,998928 - 0,8| = 0,198928;$$

$$F_3^{(2)} = |DOC^{(2)} - T_3| = |0,998928 - 1| = 0,001072.$$

Оскільки із цих 3 отриманих значень мінімальним є $F_3^{(2)}$, то отриману прогнозовану результуючу ознаку врожайності відносимо до 3-го класу, що відповідає “високій врожайності”.

Далі аналогічно, використовуючи ваги ознак (концептів) та ваги ребер з Табл. 2, 3 3-го експерта як початкові дані та наведений алгоритм для прогнозування врожайності, отримуємо нові значення ознак (концептів) для 3-го експерта:

$$A_1 = 0,7;$$

$$A_2 = 0,901752;$$

$$A_3 = 0,901937;$$

$$A_4 = 0,867527;$$

$$A_5 = 0,80396;$$

$$A_6 = 0,5;$$

$$A_7 = 0,2;$$

$$A_8 = 0,5;$$

$$A_9 = 0,83899;$$

$$A_{10} = 0,5;$$

$$A_{11} = 0,738575;$$

$$A_{12} = 0,4;$$

$$A_{13} = 0,999291.$$

Визначаємо, якому рівню врожайності відповідають отримані кількісні дані. Для цього отримане прогнозоване значення результуючої ознаки врожайності $A_{13} = DOC^{(3)} = 0,999291$ порівнюємо із значенням T_i , $i = 1, \dots, 3$, де T_i – відомі значення (ваги) результуючих ознак низької, середньої та високої врожайності, відповідно, а саме:

$$T_1 = 0,6;$$

$$T_2 = 0,8;$$

$$T_3 = 1.$$

Розраховуємо такі функціонали:

$$F_1^{(3)} = |DOC^{(3)} - T_1| = |0,999291 - 0,6| = 0,399291;$$

$$F_2^{(3)} = |DOC^{(3)} - T_2| = |0,999291 - 0,8| = 0,199291;$$

$$F_3^{(3)} = |DOC^{(3)} - T_3| = |0,999291 - 1| = 0,000709.$$

Оскільки із цих 3 отриманих значень мінімальним є $F_3^{(3)}$, то отриману прогнозовану результуючу ознаку врожайності відносимо до 3-го класу, що відповідає “високій врожайності”.

Висновки

У статті відображені наукові підходи до використання нечітких когнітивних карт для прогнозування врожайності кукурудзи на зерно. Обґрунтовані переваги використання методики, розроблений автоматизований алгоритм для розв’язання задачі прогнозування врожайності кукурудзи на зерно.

Подальша перспектива досліджень передбачає використання тестових полігонів, проведення наземної завірки та перевірку точності прогнозування врожайності зерна кукурудзи.

Література

Альперт, С. І. (2020). Основні арифметичні операції з нечіткими числами та новітні підходи до застосування теорії нечітких множин при класифікуванні космічних зображень. *Математичні машини і системи*, 3, 49–59.

- Baglio, S., Fortuna, L., Graziani, S., Muscato, G. (1994). Membership function shape and the dynamic behaviour of fuzzy systems. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 8, 369–377.
- Dutta, P., Boruah, H., Ali, T. (2011). Fuzzy arithmetic with and without using a-cut method: a comparative study. *International Journal of Latest trends in Computing*, 2(1), 99–108.
- Franzluebbers, A. J. (2018). Soil-Test Biological Activity with the Flush of CO₂: III. Corn Yield Responses to Applied Nitrogen. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 82, 708–721. doi:10.2136/sssaj2018.01.0029.
- Héctor, G. M., et al. (2020). Corn Grain Yield Estimation from Vegetation Indices, Canopy Cover, Plant Density, and a Neural Network Using Multispectral and RGB Images Acquired with Unmanned Aerial Vehicles. *Agriculture*, 10(277). doi:10.3390/agriculture10070277.
- Janoušek, J., Marcoň, P., Dohnal, P., Jambor, V., Synková, H., Raichl, P. (2023). Predicting the Optimum Corn Harvest Time via the Quantity of Dry Matter Determined with Vegetation Indices Obtained from Multispectral Field Imaging. *Remote Sens*, 15, 3152. doi:10.3390/rs15123152.
- Kogan, F., Salazar, L., Roytman, L. (2012). Forecasting crop production using satellite-based vegetation health indices in Kansas, USA. *International Journal of Remote Sensing*, 33(9), 2798–2814.
- Kokhan, S., Dorozhynskyy, O., Burshtynska, K., Vostokov, A., Drozdovskiy, O. (2020). Improved Approach to the Development of the Crop Monitoring System Based on the Use of Multi-Source Spatial Data. *J. Ecol. Eng.*, 21(7), 108–114.
- Kokhan, S., Vostokov, A. (2020). Using Vegetative Indices to Quantify Agricultural Crop Characteristics. *J. Ecol. Eng.*, 21(4), 120–127.
- Kosko, B. (1986). Fuzzy cognitive maps. *International Journal of Man-Machine Studies*, 24, 65–75.
- Kravchenko, A. N., Bullock, D. G. (2000). Correlation of corn and soybean grain yield with topography and soil properties. *Agronomy Journal*, 92(1), 75–83.
- Papageorgiou, E. I., Aggelopoulou, K. D., Gemtos, T. A., Nanos, G. D. (2013). Yield prediction in apples using Fuzzy Cognitive Map learning approach. *Computers and Electronics in Agriculture*, 91, 19–29.
- Tarariko, O., Iliencko, T., Kuchma, T., Novakovska, I. (2019). Satellite agroecological monitoring within the system of sustainable environmental management. *Agricultural science and practice*, 6(1), 18–27. doi:10.15407/agrisp6.01.018.
- Tarariko, O., Syrotenko, O., Kuchma, T. (2013). Landscape diversity indexes application for agricultural land use optimization. *Procedia Technology*, 8, 566–569. doi:10.1016/J.PROTCY.2013.11.080
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8, 338–353.
- Zimmermann, H. J. (1987). *Fuzzy sets, decision making, and expert systems*. London: Kluwer Academic Publishers.
- References**
- Alpert, S. I. (2020). The basic arithmetic operations on fuzzy numbers and new approaches to the theory of fuzzy numbers under the classification of space images. *Mathematical machines and systems*, 3, 49–59.
- Baglio, S., Fortuna, L., Graziani, S., Muscato, G. (1994). Membership function shape and the dynamic behaviour of fuzzy systems. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 8, 369–377.
- Dutta, P., Boruah, H., Ali, T. (2011). Fuzzy arithmetic with and without using a-cut method: a comparative study. *International Journal of Latest trends in Computing*, 2(1), 99–108.
- Franzluebbers, A. J. (2018). Soil-Test Biological Activity with the Flush of CO₂: III. Corn Yield Responses to Applied Nitrogen. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 82, 708–721. doi:10.2136/sssaj2018.01.0029.
- Héctor, G. M., et al. (2020). Corn Grain Yield Estimation from Vegetation Indices, Canopy Cover, Plant Density, and a Neural Network Using Multispectral and RGB Images Acquired with Unmanned Aerial Vehicles. *Agriculture*, 10(277). doi:10.3390/agriculture10070277.
- Janoušek, J., Marcoň, P., Dohnal, P., Jambor, V., Synková, H., Raichl, P. (2023). Predicting the Optimum Corn Harvest Time via the Quantity of Dry Matter Determined with Vegetation Indices Obtained from Multispectral Field Imaging. *Remote Sens*, 15, 3152. doi:10.3390/rs15123152.
- Kogan, F., Salazar, L., Roytman, L. (2012). Forecasting crop production using satellite-based vegetation health indices in Kansas, USA. *International Journal of Remote Sensing*, 33(9), 2798–2814.
- Kokhan, S., Dorozhynskyy, O., Burshtynska, K., Vostokov, A., Drozdovskiy, O. (2020). Improved Approach to the Development of the Crop Monitoring System Based on the Use of Multi-Source Spatial Data. *J. Ecol. Eng.*, 21(7), 108–114.
- Kokhan, S., Vostokov, A. (2020). Using Vegetative Indices to Quantify Agricultural Crop Characteristics. *J. Ecol. Eng.*, 21(4), 120–127.
- Kosko, B. (1986). Fuzzy cognitive maps. *International Journal of Man-Machine Studies*, 24, 65–75.
- Kravchenko, A. N., Bullock, D. G. (2000). Correlation of corn and soybean grain yield with topography and soil properties. *Agronomy Journal*, 92(1), 75–83.
- Papageorgiou, E. I., Aggelopoulou, K. D., Gemtos, T. A., Nanos, G. D. (2013). Yield prediction in apples using Fuzzy Cognitive Map learning approach. *Computers and Electronics in Agriculture*, 91, 19–29.
- Tarariko, O., Iliencko, T., Kuchma, T., Novakovska, I. (2019). Satellite agroecological monitoring within the system of sustainable environmental management. *Agricultural science and practice*, 6(1), 18–27. doi:10.15407/agrisp6.01.018.
- Tarariko, O., Syrotenko, O., Kuchma, T. (2013). Landscape diversity indexes application for agricultural land use optimization. *Procedia Technology*, 8, 566–569. doi:10.1016/J.PROTCY.2013.11.080
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8, 338–353.
- Zimmermann, H. J. (1987). *Fuzzy sets, decision making, and expert systems*. London: Kluwer Academic Publishers, 236 p.

METHOD OF CORN YIELD PREDICTION PER GRAIN APPLYING FUZZY COGNITIVE MAPS

M. O. Popov¹, O. G. Tarariko², S. I. Alpert¹, S. S. Kokhan¹, T. V. Ilienکو², A. A. Andreiev¹, O. M. Sibirtseva¹

¹Scientific Centre for Aerospace Research of the Earth of the Institute of Geological Sciences of the National Academy of Sciences of Ukraine, Olesia Honchara Str., 55-b, Kyiv, 01054, Ukraine

²Institute of Agroecology and Environmental Management of the National Academy of Agrarian Sciences, Metrologichna str., 12, Kyiv, 03143, Ukraine

This work investigates the approach for predicting corn yield per grain using Fuzzy Cognitive Maps (FCMs) and an expert approach to describe the degree of influence of one factor (concept) on another. FCMs is a modelling methodology based on operating experience. It includes the main advantages of fuzzy logic and neural networks. FCMs represent a graphical model that consists of nodes-concepts which are connected with edges. Nodes-concepts describing elements of the system and edges represent the cause relationships among these concepts. FCMs can be applied in different areas especially for precision agriculture, yield modeling and yield prediction. FCMs can be also applied to model complex systems and can be applied for forecasting tasks. FCMs are ideal tool for modeling dynamic systems. The main advantages and specific features of the proposed algorithm are Ourflexibility, simplicity and high adaptability to different conditions. In this work, FCM approach was chosen to categorize yield in corn. This proposed methodology can apply satellite and expert data for yield prediction. This developed FCM model consists of nodes that represent the main concepts affecting yield, (such as potassium (K), humus, phosphorus (P), pH, nitrogen (N) and moisture contents, temperature, NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), LAI (Leaf Area Index)). Potassium, P, pH, N and humus are expert data and temperature, moisture, NDVI and LAI are satellite data. Directed edges of FCMs show the cause-effect relationships between the concepts and yield. The main purpose of this study was to determine corn yield level using FCMs. Our model was applied for yield class prediction between three possible categories (low, middle and high) for three different experts. It was shown, that proposed algorithm can solve the problem of corn yield prediction. It should be noted that this algorithm can be applied for yield prediction of other agricultural crops.

Keywords: Fuzzy Cognitive Maps, decision making, satellite and expert data, corn yield prediction

Рукопис статті отримано 15.06.2024

Надходження остаточної версії: 27.06.2024

Публікація статті: 30.06.2024