

КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНІ ТЕХНОЛОГІЇ, СИСТЕМИ ТА ЗАСОБИ АВТОМАТИЗАЦІЇ

УДК 004.032.26:631.1

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ОЦІНКИ СТАНІВ РОСЛИННИХ НАСАДЖЕНЬ

Лисенко В. П., Заєць Н. А., Опришко О. О., Комарчук Д. С.

Національний університет біоресурсів і природокористування України

Розроблено методику розпізнавання образів в системі дистанційного моніторингу станів посівів із використанням нейронних мереж.

Постановка проблеми. Розроблювана система дистанційного моніторингу станів посівів буде використовуватись при вирощуванні зернових культур (пшениці та кукурудзи) та створення електронної мапи стану азотного (фосфорного, калійного) живлення рослин, створення й коригування існуючих агрохімічних картограм, коригування норм та доз добрив.

Визначено, що найтісніша залежність між інтенсивністю кольору верхніх листків пшениці та вмістом азоту в рослинах спостерігається для зеленої (коефіцієнт детермінації Adj. R2 - 0,94) та червоної (Adj. R2 - 0,89) складових. Синя складова для оптичних вимірів інтенсивністю кольору та встановлення вмісту азоту в рослинах найменш інформативна (Adj. R2 - 0,74).

Для розпізнавання образів в системі дистанційного моніторингу станів посівів найефективнішим інструментом є нейронні мережі, що обумовлюється їх здатністю перенавчатись в процесі роботи.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Практично будь-яку задачу можна звести до задачі, вирішуваної нейромережею [2, 4]. Нейронна мережа (НМ), що застосовується для аналізу оптичних образів об'єктів рослинних насаджень, являє собою математичну модель паралельних обчислень, що містить взаємодіючі між собою прості процесорні елементи - штучні нейрони. Метою роботи була розробка, а потім тестування і проектування штучної нейронної мережі для оцінки станів рослинних насаджень. Отже, побудуємо декілька нейронних мережі для визначення адекватного предиктора стану азотного живлення рослин на основі їх спектральних характеристик в оптичному діапазоні та порівняємо їх роботу.

Таким чином, ідея визначення вихідного параметру базується на припущенні, що вектор вхідних даних має деяку математичну структуру. Ця структура існує в фазовому просторі, координати якого - незалежні змінні, що описують стан динамічної системи. Тому перше завдання, з яким доведеться зіткнутися при моделюванні - відповідним чином визначити фазовий простір. Для цього потрібно вибрати деякі характеристики системи в якості фазових змінних. Після цього ставиться завдання передбачення, або екстраполяції. У нашому випадку присутні випадкові флуктуації і шум, що пояснюється попаданням в кадр землі та значно ускладнює задачу прогнозування.

При цьому доведено, що фактично всі моделі класичного статистичного аналізу даних можуть бути

реалізовані за допомогою нейронних мереж [4,5], оскільки певна залежність з безперервною нелінійною функцією може бути відтворена багатошаровою мережею. Тобто замість того, щоб відобразити поверхню у вхідному (фазовому) просторі, утворену даними за допомогою однієї гіперплощини (AR), кількох гіперплощин (TAR), або декількох гіперплощин, гладкоз'єднаних одна з одною (STAR), НМ може здійснити її довільне нелінійне відображення.

У порівнянні з класичними методами аналізу даних НМ володіють певними перевагами [1-6]:

1. Постійна оптимізація власної структури з метою мінімізації прогностичної помилки в режимі реального часу.

2. Більш високі потенційні можливості при аналізі складних динамічних систем та закономірностей.

3. Здатність успішно вирішувати завдання, спираючись на неповну, викривлену, і внутрішньо суперечливу вхідну інформацію.

Мета статті. Синтезувати нейронні мережі на основі аналізу та статистичної обробки даних, отриманих при дистанційному моніторингу насаджень пшениці, що культивована в тривалому польовому досліді в "Агрономічній дослідній станції".

Основні матеріали дослідження Для синтезу та дослідження відповідних НМ використаємо програмний пакет Statistica Neural Networks. Критерій - мінімізація помилки НМ [1,2]. У контексті нашої задачі його перевага над аналогічними розробками полягає у реалізації функціонального блоку оптимізації архітектури нейромоделей, який використовує лінійні підходи та метод імітації "відпалювання" на основі розподілу ймовірностей Гіббса:

$$P(\bar{x}^* \rightarrow \bar{x}_{i+1} | \bar{x}_i) = \begin{cases} 1, & F(\bar{x}^*) - F(\bar{x}_i) < 0 \\ \exp\left(-\frac{F(\bar{x}^*) - F(\bar{x}_i)}{Q_i}\right), & F(\bar{x}^*) - F(\bar{x}_i) \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

де $Q_i > 0$ — елементи довільно спадаючої до нуля послідовності.

Оскільки вхідні параметри, що описують стан сільськогосподарських насаджень, розподілені за нормальним законом, то замість вибірки великого об'єму набору даних на вхід нейронної мережі доцільно подати значення середнього із обчислюваних статистичних характеристик для адитивної моделі кольорів в форматі RGB, що повністю опишуть хара-

ктер аналізованого зображення. В якості вхідних даних використаємо середнє значення параметрів моделі після статистичної обробки даних для площі поля 1 га, що розбита на ділянки 10*10м. Тобто, для кожної виділеної ділянки поля є три вхідні змінні (Var1 - R, Var2 - G та Var3 - B) та одна вихідна змінна (стан азотного живлення рослин, % - Var4).

При запропонованій послідовності (рис.1) для ефективного моделювання у пакеті Statistica Neural Networks вхідні дані автоматично розбиваються три блоки: навчальний, контрольний, тестові. Наявність трьох блоків не є обов'язковою, однак тестовий блок покращує якість подальшої роботи, оскільки дає можливість впевнитись, що не відбулося "перенавчання" (overfitting) мережі.

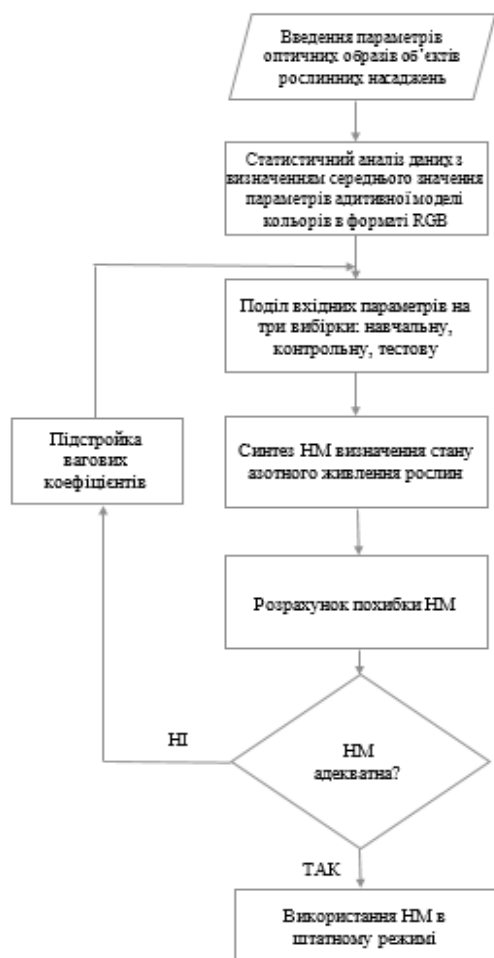


Рисунок 1 – Алгоритм синтезу НМ для визначення стану азотного живлення рослин

У результаті розв'язку оптимізаційної задачі кращими НМ були вибрані : лінійна з трьома нейронами у вхідному шарі (помилки: навчальна – 0,12 , контрольна – 0,13 , тестова – 0,127), багатошаровий перцептрон із трьома нейронами у прихованому шарі (помилки: навчальна – 0,07, контрольна – 0,076, тестова – 0,07), узагальнено регресійна мережа що має 1498 нейронів в прихованому шарі (помилки: навчальна – 0,03, контрольна – 0,03, тестова – 0,03), радіально-базисна функція що має 102 нейрони в прихованому шарі (помилки: навчальна – 0,011, контрольна – 0,013,

тестова – 0,011), радіально-базисна функція що має 154 нейрони в прихованому шарі (помилки: навчальна – 0,0109, контрольна – 0,0127, тестова – 0,0115).

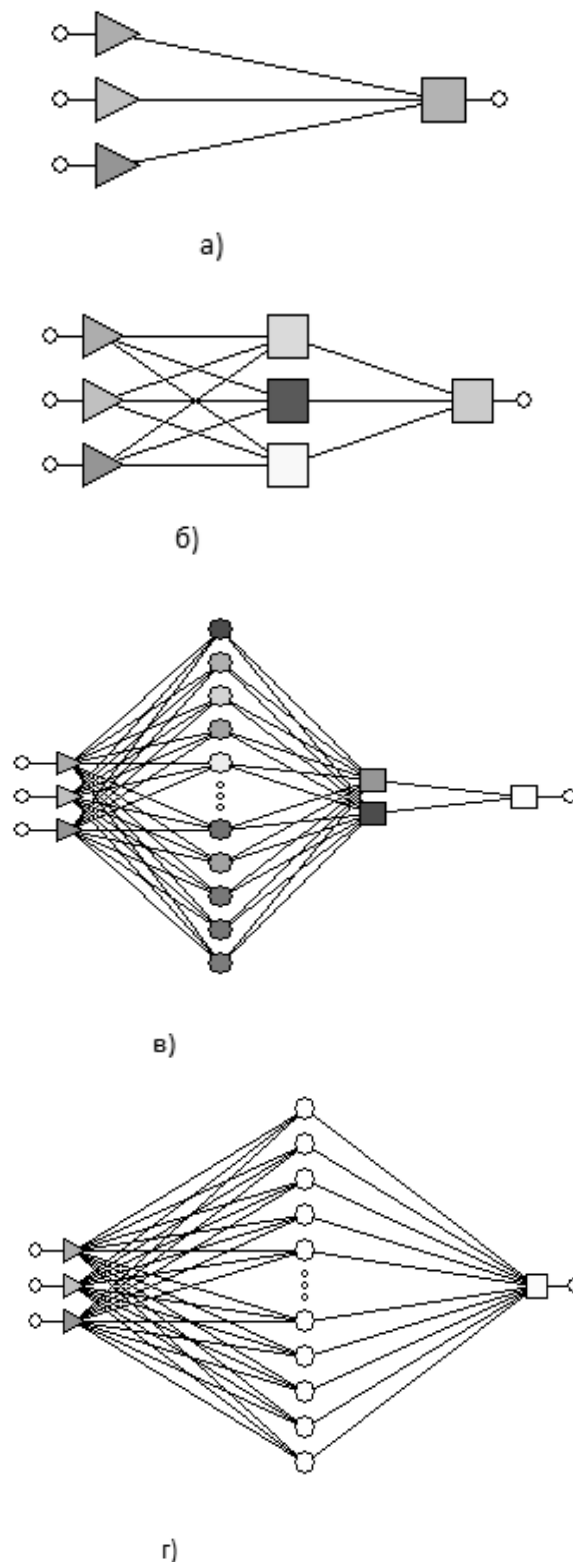


Рисунок 2 – Оптимальні архітектури НМ визначення стану азотного живлення рослин: а) – лінійна НМ, б) – багатошаровий перцептрон, в) – узагальнено регресійна НМ, г) – РБФ мережа

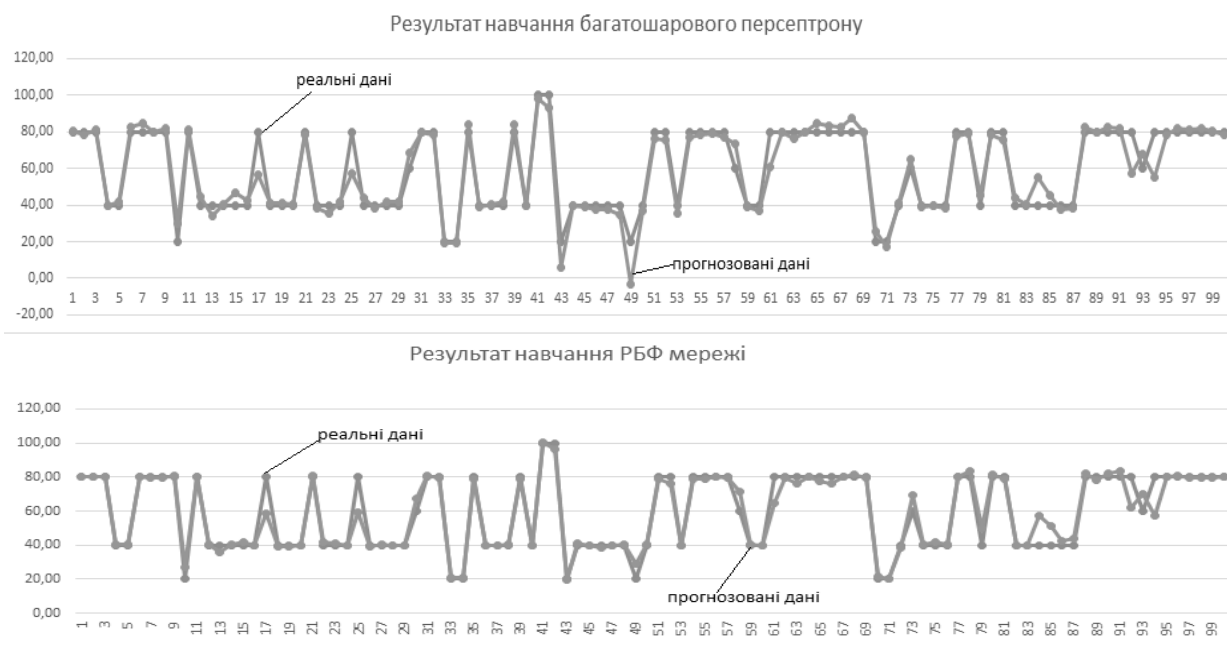


Рисунок 3 – Графіки навчального визначення стану азотного живлення рослин багаточарового перцептрону та РБФ НМ

Оскільки нейронні мережі з радіальними базисними функціями показали найкращі результати, то для подальшої роботи оберемо РБФ мережу з меншою кількістю нейронів в прихованому шарі, оскільки похибки двох синтезованих РБФ мереж практично однакові.

Використання нейронних мереж для визначення стану азотного живлення рослин шляхом аналізу та обробки зображень сільськогосподарських посівів є достатньо точним для того, щоб використовуватись в розроблюваній системі дистанційного моніторингу. Для можливості використання синтезованих нейронних мереж в розроблюваній системі дистанційного моніторингу станів посівів створений вихідний код НМ на мові C++.

Проте в подальшому, для кластеризації вхідних парметрів і створення електронної мапи стану азотного (фосфорного, калійного) живлення рослин, створення й коригування існуючих агрохімічних картограм, доцільно спробувати синтезувати самоорганізаційну нейронну мережу Кохонена.

Висновки. Для розпізнавання образів в системі дистанційного моніторингу станів посівів найефективнішим інструментом є нейронні мережі, що обумовлюється їх здатністю перенавчатись в процесі роботи. Оскільки нейронні мережі з радіальними базисними функціями показали найкращі результати, то для подальшої роботи з врахуванням оптимізації часу розрахунку, обрано РБФ мережу з меншою кількістю нейронів в прихованому шарі, тому що похибки двох синтезованих РБФ мереж практично однакові.

Список використаних джерел

1. Arbib M. The handbook of brain theory and neural networks / M Arbib. - London: MIT Press, 2003. 1309 p.
2. Лисенко В. П. Системи штучного інтелекту. Нейронні мережі / В. П. Лисенко, В. М. Штепа, Н. А.

Заєць – К.: НУБіП України, 2010. – 54 с.

3. Круглов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В. В. Круглов – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 382 с.

4. Рассел С. Искусственный интеллект: современный подход, 2-е изд.: Пер с англ. / С. Рассел, П. Норвиг. – М.: Вильямс, 2006. – 1408 с.

5. Люгер Дж. Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем / Дж. Ф. Люгер. – М.: Вильямс, 2005. – 864 с.

6. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

Анотация

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ОЦЕНКИ СОСТОЯНИЯ РАСТИТЕЛЬНЫХ НАСАЖДЕНИЙ

Лисенко В. П., Заєць Н. А., Опришко О. О.,
Комарчук Д. С.

Разработана методика распознавания образов в системе дистанционного мониторинга состояний посевов с использованием нейронных сетей.

Abstract

THE USE OF NEURAL NETWORKS FOR THE ASSESSMENT OF VEGETATION

V. Lysenko, N. Zaiets, A. Opryshko, D. Komarchuk

The technique of pattern recognition in the system of remote monitoring of crops using neural network.