

УДК 004.896

КОНЦЕПТУАЛЬНІ ОСНОВИ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ СТРУКТУР ПРИ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОМУ УПРАВЛІННІ ТЕПЛИЧНИМИ КОМПЛЕКСАМИ

Болбот І.М., к.т.н.*Національний університет біоресурсів і природокористування України*
066-111-89-11

Анотація - проаналізовано сучасні архітектури систем управління тепличними підприємствами; продемонстровано приклади ефективного використання нейронних мереж при вирішенні задач управління та розпізнавання образів; запропоновано удосконалені архітектури енергоефективних систем управління тепличними комплексами із нейромережевими блоками підтримки прийняття рішень та роботехнічними засобами.

Ключові слова: нейронна мережа, Байєсівська статистика, перцептрон, робото технічний комплекс.

Постановка проблеми. Системи управління з класичними методами вибору параметрів мікроклімату не враховують зміни збудуючих дій, зокрема температурних, на біотехнічний об'єкт протягом усього періоду технологічного утримання рослинної (тваринної) продукції. Застосування таких систем при забезпеченні належної продуктивності біологічного об'єкту може призвести до зменшення енергетичних витрат тільки до 5% порівняно із системами системами, що синтезовані на основі інтелектуальних підходів [1, 2]. Тому актуальним є задача таких програмно-апаратних засобів управління, які б підвищили ефективність промислового використання біологічних об'єктів.

Аналіз останніх досліджень. Розроблені математичні та програмно-апаратні засоби інтелектуального управління промисловим пташником як біологічним об'єктом [3-4], продемонстрували вірний тренд такого підходу. Створені температурні фрейми та образи пройшли позитивну апробацію на виробничому об'єкті [3].

Однак, було встановлено, що запропонований алгоритм класифікації образів на основі статистичних рішень має певний недолік – суттєву нечутливість до початку зміни одного образу на інший, що може

призвести до значних фінансових втрат. Хоча при певній стаціонарності температурних режимів ним досягається потрібна предиктивна якість.

Виходячи із необхідності адекватного аналізу початку зміни одного образу на інший, для вирішення такої задачі було запропоновано застосування математичного апарату ймовірнісних нейронних мереж.

Формулювання цілей статті. Провести аналіз існуючих та розробити нову архітектуру системи управління тепличними комплексами.

Основні матеріали дослідження. Для встановлення початку зміни одного образу на інший використали окремий випадку Байєсівських мереж – ймовірнісні нейронні мережі (probabilistic neural networks – PNN). Це – вид нейронних мереж, що ефективно застосовуються для вирішення задач класифікації, де щільність ймовірності приналежності класам оцінюється за допомогою ядерної апроксимації [5].

При вирішенні задач класифікації виходи мережі можна з користю інтерпретувати як оцінки ймовірності чи елемент належить деякому класу. Мережа фактично вчиться оцінювати функцію щільності ймовірності.

Наприклад, для Сакського району Автономної Республіки Крим було сформовано 132 температурні образи з відповідними числовими значення вхідних параметрів [3].

При синтезі PNN-класифікатора температурних образів як вхідні величини використали (табл.1): математичне сподівання (m_0); амплітуда температурних коливань (A); мінімальне середньоквадратичне відхилення (σ_{\min}); максимальне середньоквадратичне відхилення (σ_{\max}).

Таблиця 1 – Діапазони зміни вхідних величин

$m_0, ^\circ\text{C}$	$A, ^\circ\text{C}$	$\sigma_{\min}, ^\circ\text{C}$	$\sigma_{\max}, ^\circ\text{C}$
-24 – +18	0 – 10	0,5 – 2,5	3 – 5

Вихід мережі – номер класу (образу), до якого відноситься отриманий набір вхідних величин.

Нейромережевий шар додавання матиме по одному елементу для кожного класу з навчальної множини даних – 132. До всіх елементів цього шару йдуть зв'язки тільки від елементів шару зразків, що належать до відповідного образу.

Активність елемента шару зразків дорівнюватиме

$$O_j = \exp\left(\frac{-\sum (w_{ij} - x_i)^2}{\sigma^2}\right). \quad (1)$$

де w – значення вагових коефіцієнтів;

σ – параметр, який задає ширину функцій;

x – невідомий вхідний зразок.

Вагові значення зв'язків, що йдуть від елементів шару зразків до елементів шару додавання, фіксуються рівними 1.

Елемент шару додавання просто підсумовує вихідні значення елементів шару зразків. Ця сума дає оцінку значення функції щільності розподілу ймовірності для сукупності примірників відповідного класу. Вихідні елементи являють собою дискримінатори порогової величини, що вказують елемент шару додавання з максимальним значенням активації (тобто вказують на один із 132 температурних образів).

У контексті нашого завдання, цікавить не стільки дискретна класифікація, скільки значення вихід шару додавання, який вираховує щільності розподілу ймовірності для сукупності примірників відповідного класу. Тобто на виході цього шару зможемо відслідковувати динаміку зміни (потенційної зміни) температурних образів.

Для дослідження якості класифікації створили 20 можливих наборів вхідних параметрів, при чому вони належать до певних різних класів.

Ймовірнісна нейронна мережа вірно класифікувала всі набори з чіткою перевагою на виході шару додавання щільності розподілу ймовірностей відповідних образів-переможців (рис. 1).

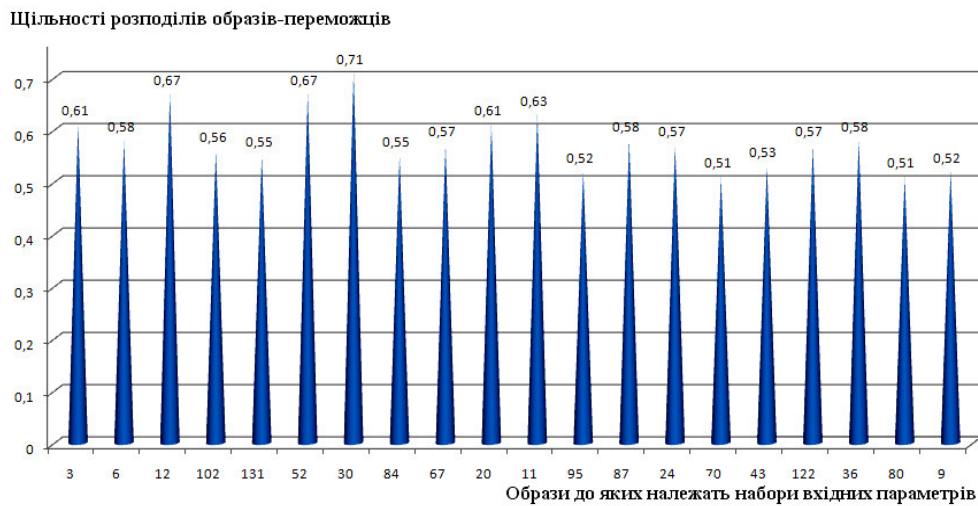


Рис. 1. Щільності розподілу ймовірностей образів-переможців при дослідженні якості класифікації за допомогою PNN.

Інший недоліком традиційної системи полягає у тім, що при її створенні були використанні багаторічні спостереження зміни зовнішніх природних збурень тільки у вигляді температури. Вони показали, що такі збурення є реалізаціями нестационарного випадкового процесу, які можна поділити на ділянки, що становлять реалізації стаціонарного процесу або стаціонарного з детермінованими складовими (квазістаціонарного). У випадку ж, наприклад, природних збурень у

вигляді сонячної радіації (інформаційно-вимірюючий комплекс встановлено у Броварському районі Київської області), яка вагомо впливає на продуктивність рослин, експериментально встановлено, що такий часовий ряд є нелінійним та нестационарним без явно виражених детермінованих складових. Тобто підхід щодо формування та розпізнавання образів природних збурень, запропонований у прототипові, досить складно реалізувати у випадку збурень, які не відносяться хоча б до квазістационарних.

Усунення такого недоліку вбачається у заміні в підсистемі прийняття рішень блоку розпізнавання образів на основі статистичних рішень на блок нейромережевого прогнозування часових рядів, який продемонстрував ефективні предикативні властивості із усіма варіантами температурних часових рядів. Що, перш за все пов'язано із тим, що більшість моделей класичного статистичного аналізу часових рядів можна реалізувати за допомогою нейронних мереж, при чому будь-яка залежність з безперервною нелінійною функцією може бути відтворена багатошаровою мережею [6]. Тобто замість того, щоб відображати поверхню у вхідному (фазовому) просторі, утворену даними за допомогою однієї гіперплощини, кількох гіперплощин, або декількох гіперплощин, гладкоз'єднаних одна з одною, нейронна мережа може здійснити довільне її нелінійне відображення.

Для підвищення якості прогнозування проводилась попереднє нормування вхідних даних ($\theta_{зов}$) згідно лінійної залежності

$$x_i = \frac{\tilde{\theta}_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}. \quad (2)$$

де: x_i – реальне значення елемента часового ряду;

x_{\min} – елемент часового ряду який має мінімальне значення;

x_{\max} – елемент часового ряду який має максимальне значення.

У результаті розв'язку оптимізаційної задачі кращими НМ були вибрані: радіально-базисна функція RBF (помилки: навчальна – 2,617 °С, контрольна – 2,617 °С, тестова – 2,06 °С), лінійна з двома нейронами у вхідному шарі Linear 1 (помилки: навчальна – 0,103 °С, контрольна – 0,086 °С, тестова – 0,097 °С), лінійна з трьома нейронами у вхідному шарі Linear 2 (помилки: навчальна – 0,103 °С, контрольна – 0,086 °С, тестова – 0,096 °С), багатошаровий перцептрон із п'ятьма нейронами у прихованому шарі MLP 1 (помилки: навчальна – 0,077 °С, контрольна – 0,068 °С, тестова – 0,074 °С), багатошаровий перцептрон із двома нейронами у прихованому шарі MLP 2 (помилки: навчальна – 0,073 °С, контрольна – 0,065 °С, тестова – 0,07 °С).

Щодо отримання прогнозів, котрі виходитимуть за межі навчальної, контрольної та тестової вибірок, реалізували проекцію часового

ряду для кожної із мереж, задавши глибину прогнозу на 8 елементів вперед (рис. 2).

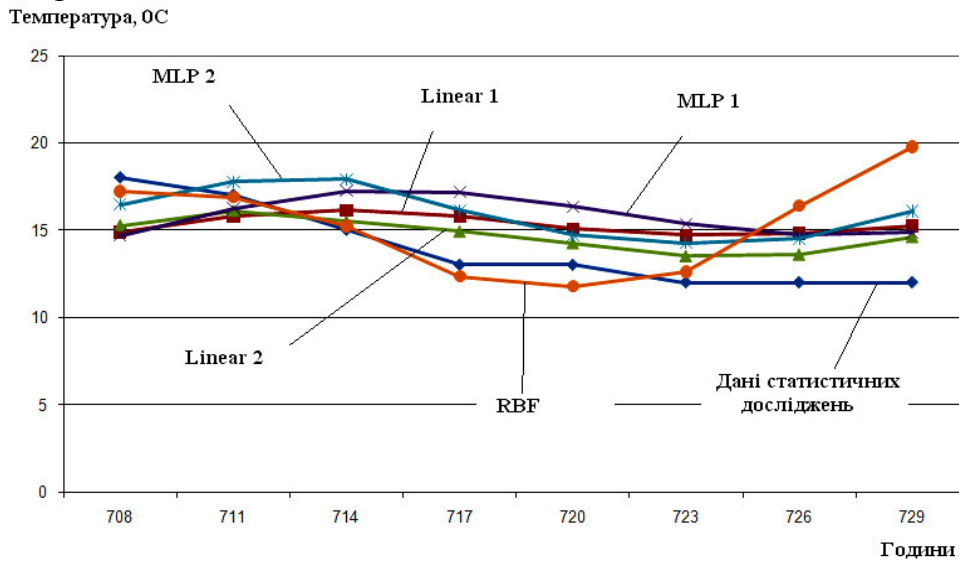


Рис. 2. Нейромережеві проєкції часових температурних рядів.

При прогнозуванні на добу вперед в цілому спостерігається (див. рис. 2) достатня точність прогнозу. Найкращу адекватність продемонструвала НМ Linear 2 (табл. 2).

Таблиця 2 – Середньоквадратичні похибки прогнозування температури при глибині проєкції 8 елементів часового ряду

RBF, °C	Linear 1, °C	Linear 2, °C	MLP 1, °C	MLP 2, °C
3,220811	2,503599	1,789107	3,007316	2,555901

Однак, аналіз проєкційного графіка показує, що найкраща предиктивність має місце при глибині 5 елементів – 15 годин (табл. 3). Особливо стосовно НМ RBF. Це пояснюється логістичною функцією активації вихідного шару мережі, яка здійснює “зрізання” вихідних значень, не дозволяючи екстраполювати.

Таблиця 3 – Середньоквадратичні похибки прогнозування температури при глибині проєкції 5 елементів часового ряду

RBF, °C	Linear 1, °C	Linear 2, °C	MLP 1, °C	MLP 2, °C
0,566589	1,748116	1,313599	2,376692	1,735387

У всіх випадках виробничого застосування нейронні мережі накопичуватимуть технологічну інформацію (базу знань) та періодично здійснюватимуть «донавчання» на нових даних.

Однак, навіть із врахуванням переваг нейромережевого аналізу, для досягнення енергоефективного управління тепличним комплексом необхідно усунути ряд недоліків:

–технологічна інформація на систему управління потрапляє від незначної кількості локальних стаціонарно-встановлених датчиків, створюючи можливість не передачі на блок управління, за умов дії на об'єкт збурюючих впливів техногенного та природного походження, достовірної інформації щодо реального відхилення технологічних параметрів від нормативних вимог утримання біологічних об'єктів;

–для отримання даних із усієї виробничої площі потрібна значна кількість стаціонарно-встановлених датчиків (розрахунок ведеться залежно від типу виробництва), що спричиняє: значні капіталовкладення, затрати на експлуатацію та зниження надійності системи управління в цілому.

Вирішуються такі недоліки за рахунок того, що технологічні параметри стану біологічного об'єкта θ_{mex} (температура, вологість, загазованість тощо) поступають від датчиків, сприймаючі елементи яких встановлені на базі мобільного робототехнічного комплексу, який горизонтально переміщується по всій виробничій площі. Дані у режимі реального часу передаються на блок управління (рис. 3) об'єктивно забезпечуючи режим реального часу.

Така система управління функціонує таким чином: сигнал із стаціонарних сприймаючих елементів ($\theta_{зов}$) потрапляє у блок фільтрації сигналу 2 (зовнішня температура, сонячна радіація тощо), який працює на основі перетворення Гільберта-Хуанга. Особливістю роботи такого блоку полягає у необхідності адекватного представлення даних із можливістю формування адаптивного базису, який функціонально залежатиме від змістової складової самого сигналу, а не буде попередньо вибраним та незмінним, як у класичних підходах.

Очищений від зашумленості інформаційний сигнал (θ_{ϕ}) потрапляє у блок нейромережевого прогнозування часових рядів 3. На етапі навчання нейронної мережі вхідні дані розбиваються на такі блоки: навчальний, контрольні, тестові.

Прогнозоване значення природного збурення (Z_p) передається в блок прийняття рішень 4. Технологічні дані із мобільного робота передаються на блок управління 5. За допомогою блоку управління 5 проводиться зміна заданої дії $U_{зад}$ або зміна оптимальної – для нового образу стратегії управління $U_{от}$ у локальному автоматичному управляючому пристрої 8.

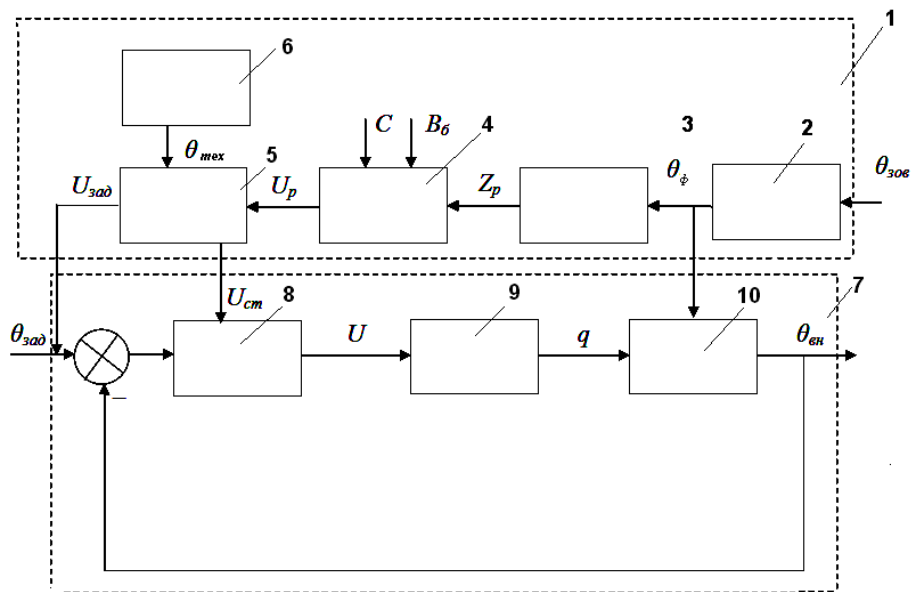


Рис. 3. Архітектура енергоефективної системи управління теплицею із застосуванням нейромережевого аналізу та робототехнічного комплексу: 1 – підсистеми прийняття рішень, 2 – блок фільтрації вхідного сигналу, 3 – блок нейромережевого прогнозування часових рядів, 4 – блок прийняття рішень, 5 – блок управління, 6 – мобільний робототехнічний блок моніторингу технологічних параметрів, 7 – локальна системи управління, 8 – локальний автоматичний управляючий пристрій, 9 – виконавчі елементи, 10 – теплиця.

Висновок. Удосконалення архітектур систем управління теплицями шляхом включення нейромережевих блоків у інтелектуальні підсистеми прийняття рішень та робототехнічних комплексів збору технологічної інформації, дозволить розширити перелік ефективно опрацьовуваних природних збурень та забезпечити підвищення прибутку від реалізації виробленої продукції при мінімізації енергетичних витрат на утримання.

Список використаних джерел.

1. Лисенко В.П. Визначення оптимальної температури у пташнику для утримання птиці яєчного напрямку з урахуванням енергоємності процесу / В.П. Лисенко, І.М. Болбот // Науковий вісник НАУ – К., НАУ. – 2002. – Випуск 50. – С. 219-227.

2. Лисенко В.П. Використання методу Лагранжа для визначення оптимальних параметрів в промисловому пташнику / В.П. Лисенко, М.О. Русиняк // Електрифікація і автоматизація сільського господарства. – К.: НАУ. – 2004. – № 2 (7). – С. 75-83.

3. Лисенко В.П. Адаптивний алгоритм оперативного управління промисловим пташником на основі теорії статистичних рішень / В.П. Лисенко, Б.Л. Головінський, В.М. Решетюк, А.А. Руденський // Науко-

вий вісник Національного університету біоресурсів і природокористування України. – К.: НУБіПУ. – 2010. – №153. – С. 235-244.

4. *Лисенко В.П.* Метод оцінки ефективності роботи систем управління умовами утримання біологічних об'єктів для промислового виробництва сільськогосподарської продукції / *В.П. Лисенко, Б.Л. Головінський* // Аграрна наука та освіта – К.: НАУ. – 2005. – Т.6. - № 3-4. – С. 127-133.

5. *Гареев А.Ф.* Применение вероятностной нейронной сети для задачи классификации текстов / *А.Ф. Гареев* // Наука и образование. – М.: НиО. – 2004. – №11. – С. 105-117.

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

КОНЦЕПТУАЛЬНЫЕ ОСНОВЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ СТРУКТУР ПРИ ЭНЕРГОЭФФЕКТИВНОМ УПРАВЛЕНИИ ТЕПЛИЧНЫМИ КОМПЛЕКСАМИ

Болбот И.М.

Аннотация - проанализированы современные архитектуры систем управления тепличными предприятиями; продемонстрировано примеры эффективного использования нейронных сетей при решении задач управления и распознавания образов; предложены усовершенствованные архитектуры энергоэффективных систем управления тепличными комплексами с нейросетевыми блоками поддержки принятия решений и роботехническими средствами.

CONCEPTUAL BASES OF USE NEURAL NETWORK STRUCTURES IN ENERGY EFFICIENCY MANAGEMENT GREENHOUSE COMPLEX

Bolbot I.

Summary

Analyzes modern architecture control systems hothouse enterprises; demonstrated examples of effective use neural networks to solve problems of management and recognition; energy-efficient architecture provides an improved control system of the greenhouse complex with neural network units and decision support tools robotics.