

УДК 721:623.592

Ю.О. Гунченко,
кандидат технічних наук,
В.П. Лисенко,
кандидат технічних наук, професор,
С.А. Шворов,
доктор технічних наук, с.н.с.,
В.М. Штепа,
кандидат технічних наук

АРХІТЕКТУРИ СИСТЕМ УПРАВЛІННЯ БІОТЕХНІЧНИМИ ОБ'ЄКТАМИ З ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИМИ ПІДСИСТЕМАМИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

У статті проаналізовано архітектури систем управління біотехнічними об'єктами; запропоновано власні архітектури з нейромережевими блоками підтримки прийняття рішень.

Ключові слова: біотехнічний об'єкт, нейронна мережа, Байєсівська статистика, перцептрон.

В статье проанализированы существующие архитектуры систем управления биотехническими объектами; предложены собственные архитектуры с нейросетевыми блоками поддержки принятия решений.

Ключевые слова: биотехнический объект, нейронная сеть, Байесовская статистика, перцептрон.

Existent architectures of a controlling system of biotechnical objects are analyzed; author's architectures with the connectionist blocks of the support of making decisions is offered.

Keywords: biotechnical object, neural networks, Bayesian statistics, perceptron.

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'єкта може призвести до зменшення енергетичних витрат до 5 %, порівняно з перспективними системами, що синтезовані на основі інтелектуальних підходів [1, 2]. Тому актуальною є задача побудови таких програмно-апаратних засобів управління, які б підвищили ефективність промислового використання біологічних об'єктів.

Розроблені математичні та програмно-апаратні засоби інтелектуального управління промисловим пташником як біологічним об'єктом [3–4] продемонстрували правильний науковий напрям такого підходу (рис. 1). Створені температурні фрейми та образи пройшли позитивну апробацію на виробничому об'єкті [3].

Система управління процесом утримання біологічних об'єктів (рис. 1) складається з: підсистеми прийняття рішень (ППР), яка включає блок розпізнавання образів (БРО), блок прийняття рішень (БПР), блок управління (БУ); локальної системи управління (ЛСУ), що складається з локального автоматичного управляючого пристрою (ЛАУП), виконавчих елементів (ВЕ), об'єкта управління (ОУ).

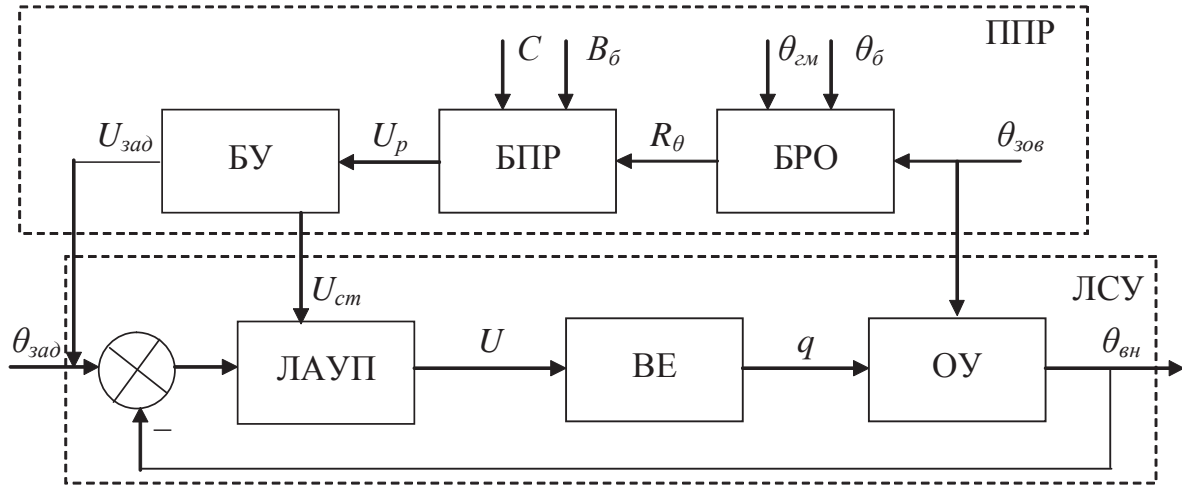


Рис. 1. Архітектура системи управління на основі статистичних рішень

У БРО визначаються образи на основі сигналів про прогнозовані добові зміни температурних збурень $\theta_{зм}$ від Гідрометеоцентру України та обробки даних від датчиків температури зовні виробничого приміщення ($\theta_{зов}$) за останні 20 годин для реалізацій стаціонарних процесів та за 40 годин – квазістаціонарних, шляхом порівняння з образами можливих реалізацій ($\theta_{б}$) у базі даних.

Вид розпізнаного образу (R_{θ}) передається в БПР, у базі даних якого для кожного образу зберігаються можливі варіанти дій управління й показники якості (B_{θ}) для кожної дії за продуктивністю виробництва, матеріальними та енергетичними витратами у фізичних одиницях. У БПР вводяться дані вартості складових прибутку C , з урахуванням яких методами теорії ігор і статистичних рішень здійснюється вибір оптимальної стратегії управління (U_p).

За допомогою БУ проводиться зміна заданої дії $U_{зад}$ або зміна оптимальної – для нового образу стратегії управління $U_{ст}$ у ЛАУП.

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 за допомогою цього алгоритму досягається потрібна предикативна якість.

З огляду на необхідність адекватного аналізу початку зміни одного образу на інший, для вирішення такої задачі було запропоновано застосування математичного апарату ймовірнісних нейронних мереж.

Мета статті – аналіз наявних та розробка нових архітектур систем управління біотехнічними об'єктами.

Для встановлення початку зміни одного образу на інший використано окремий випадок Байєсівських мереж – ймовірнісні нейронні мережі (probabilistic neural networks – PNN). Це вид нейронних мереж, що ефективно застосовуються

для вирішення задач класифікації, де щільність імовірності 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 значеннями вхідних параметрів [3].

При синтезі PNN-класифікатора температурних образів як вхідні величини використали (табл. 1): математичне очікування (m_0); амплітуду 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 із 132 температурних образів. 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 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 цього завдання нас цікавить не стільки дискретна класифікація, скільки значення виходу 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 створено 20 можливих наборів вхідних параметрів, причому вони належать до певних класів.

Імовірнісна нейронна мережа точно класифікувала всі набори із чіткою перевагою на виході шару додавання щільності розподілу ймовірностей відповідних образів-переможців (рис. 2).

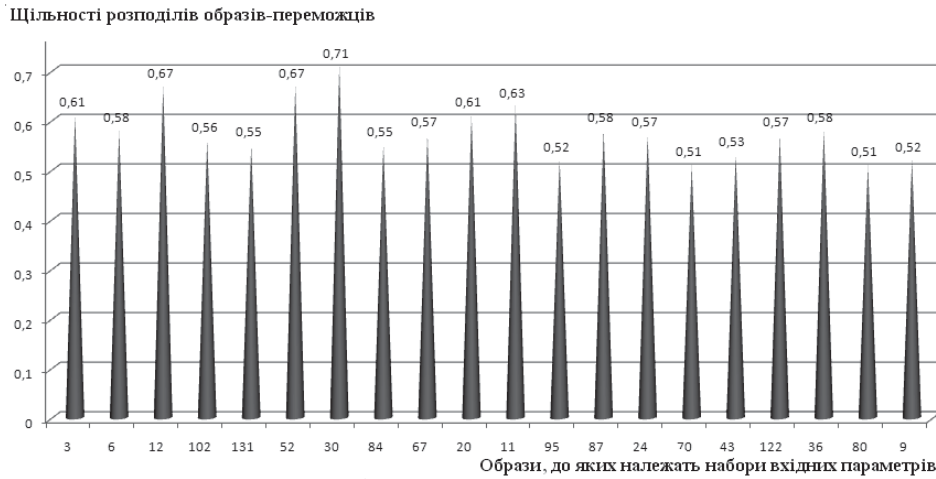


Рис. 2. Щільності розподілу ймовірностей образів-переможців при дослідженні якості класифікації за допомогою PNN

З огляду на це, архітектура системи управління удосконалюється (рис. 3): вид розпізнаного образу (R_θ) з БРО та ймовірнісне значення можливості його зміни (P) з блока нейромережевої оцінки стану образів (БНМОСО), відповідно, передаються в БПР.

Характерна особливість (як недолік) традиційної системи (рис. 1) полягає у тому, що при її створенні були використані 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) експериментально встановлено, що такий часовий ряд є нелінійним та нестационарним без чітко виражених детермінованих складових. Тобто підхід щодо формування та розпізнавання образів природних збурень, запропонований у прототипі, досить складно реалізувати у випадку збурень, які не відносяться хоча б до квазістаціонарних.

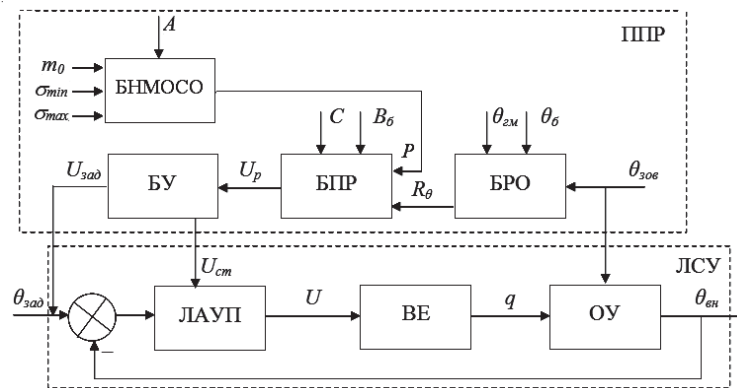


Рис. 3. Удосконалена архітектура системи управління (наявність БНМОСО)

Усунення такого недоліку вбачається в заміні в підсистемі прийняття рішень блока розпізнавання образів на основі статистичних рішень на блок нейромережевого прогнозування часових рядів, який продемонстрував ефективні предикативні властивості з усіма варіантами температурних часових рядів.

Перш за все це пов'язано з тим, що більшість моделей класичного статистичного аналізу часових рядів можна реалізувати за допомогою нейронних мереж, причому будь-яка залежність з безперервною нелінійною функцією може бути відтворена багат шаровою мережею [6]. Тобто замість того, щоб відображати поверхню у вхідному (фазовому) просторі, утворену даними за допомогою однієї гіперплощини або декількох гіперплощин, гладко з'єднаних одна з одною, нейронна мережа може здійснити довільне її нелінійне відображення.

Для підвищення якості прогнозування проводилось попереднє нормування вхідних даних ($\theta_{\text{нов}}$) згідно з лінійною залежністю:

$$x_n = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad (2)$$

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 щодо структури нейронної мережі 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), багат шаровий перцептрон з п'ятьма нейронами у прихованому шарі MLP 1 (помилки: навчальна – 0,077 °С, контрольна – 0,068 °С, тестова – 0,074 °С), багат шаровий перцептрон з 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 проєкцію часового ряду для кожної із мереж, задавши глибину прогнозу на 8 елементів вперед (рис. 4).

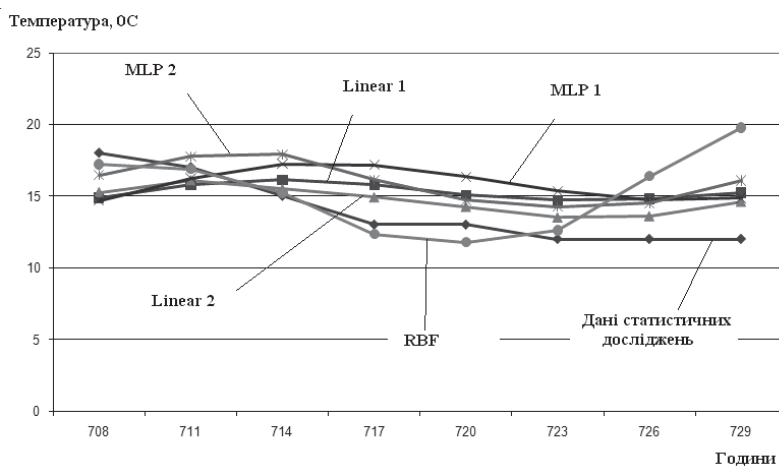


Рис. 4. Нейромережеві проєкції часових температурних рядів

При прогнозуванні на добу вперед у цілому спостерігається (рис. 3) достатня точність прогнозу. Найкращу адекватність продемонструвала НМ Linear 2 (табл. 2).

Таблиця 2

Середньоквадратичні похибки прогнозування температури при глибині проекції 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 проекційного графіка показує (рис. 4), що найкраща предикативність має місце при глибині 5 елементів – 15 год (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 проекції 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

Отже, при удосконаленій архітектурі (рис. 5) прогнозоване значення природного збурення (Z_p) із блока нейромережевого прогнозування часових рядів (БНМПРЧ) передаються в БПР, у базі даних якого для кожного прогнозу зберігаються можливі варіанти дій управління й показники якості (B_p) для кожної дії за продуктивністю виробництва, матеріальними та енергетичними витратами у фізичних одиницях. При чому у якості базових доцільно використовувати нейронні мережі з логістичними функціями активації.

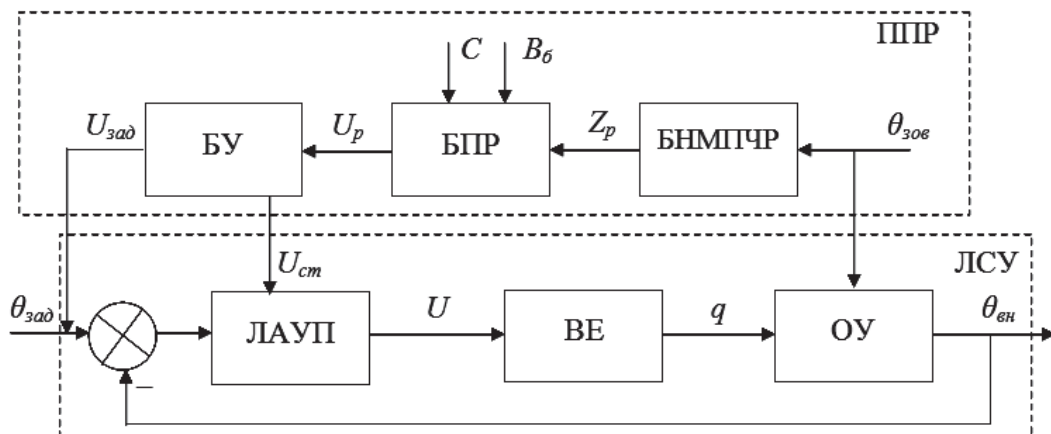


Рис. 5. Удосконалена архітектура системи управління (наявність БНМПРЧ)

Глибину нейромережевого прогнозування для біологічних об'єктів промислового призначення доцільно брати не більше 15–20 год, що викликано технологічними особливостями [4].

Висновок. Удосконалення архітектур систем управління біотехнічними об'єктами шляхом включення нейромережевих блоків в інтелектуальні підсистеми прийняття рішень стосовно процесів утримання біологічних об'єктів, дозволить розширити перелік ефективно опрацьовуваних природних збурень та забезпечити підвищення прибутку від реалізації виробленої продукції при мінімізації енергетичних витрат на утримання біологічних об'єктів.

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. – 2002. – Вип. 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. – 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 // Науковий вісник Національного університету біоресурсів і природокористування України. – 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. – 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. – 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.

Отримано 18.06.2012