

УДК. 004.896

П.Г. Охріменко, Н.А. Заєць, С.А. Шворов, В.М. Штепа

Національний університет біоресурсів і природокористування України

СИСТЕМИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО УПРАВЛІННЯ ОПАЛЕННЯМ ОБ'ЄКТІВ З ОБРОБКОЮ ДАНИХ ВІД МОБІЛЬНИХ ДАТЧИКІВ РЕЄСТРАЦІЇ ТЕМПЕРАТУРИ

Проаналізовано сучасні архітектури інтелектуальних систем управління; продемонстровано приклади ефективного використання нейронних мереж (НМ) при вирішенні задач управління, встановлено їх функціональні недоліки; досліджено якість прогнозування часових рядів на основі багатошарового перцептрона; запропоновано удосконалені архітектури інтелектуальних систем управління об'єктами з розосередженими параметрами, які містять нейромережеві блоки підтримки прийняття рішень та роботехнічні засоби мобільного збору інформації; проаналізовано практичні напрямки впровадження інтелектуальних систем управління.

Ключові слова: нейронна мережа, багатошаровий перцептрон, робототехнічний комплекс.

Вступ

Існуючі системи управління з великою кількістю стаціонарних датчиків температури є дуже коштовними та не забезпечують прогнозування збуджуючих дій, зокрема температурних, на територіально розподілені об'єкти спеціального призначення. Як показують результати досліджень [1, 2], застосування систем з прогнозуванням збуджуючих дій дозволяють зменшити енергетичні витрати на обігрів спецоб'єктів на основі завчасного (додаткового) переведення теплогенераторів на оптимальну потужність. Тому актуальною є задача розробки таких програмно-апаратних засобів управління, які б підвищили енергоефективність опалення територіально розподілених об'єктів з необхідною температурною стабілізацією.

Аналіз останніх публікацій. Розроблені математичні та програмно-апаратні засоби інтелектуального управління промисловим об'єктом спеціально-

го призначення [3-4] продемонстрували вірний тренд 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 (ЛІАУП), виконавчих елементів (ВЕ), об'єкта управління (ОУ). У БРО визначаються образи на основі сигналів про прогнозовані добові зміни температурних збуджень θ_{tm} від Гідрометеоцентру України та обробки даних від датчиків температури зовні виробничого приміщення ($\theta_{зов}$) за останні 20 годин для реалізації стаціонарних процесів та 40 годин – для квазістаціонарних шляхом порівняння з образами можливих реалізацій (θ_0) у базі даних.

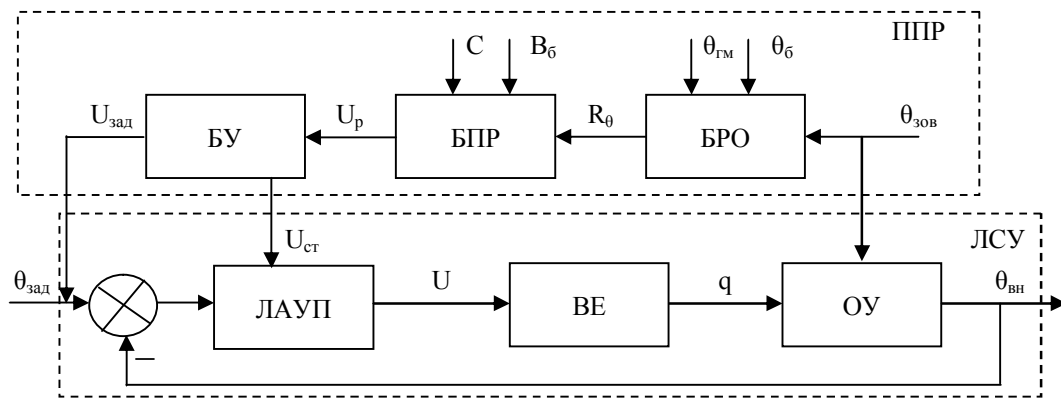


Рис. 1. Архітектура інформаційно-управляючої системи на основі статистичних рішень

Вид розпізнаного образу (R_{θ}) передається в БПР, у базі даних якого для кожного образу зберігаються можливі варіанти дій управління й показники якості ($B_{б}$) 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 ним досягається потрібна предиктивна якість.

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

Мета досліджень – розробка нових архітектур систем управління об'єктами з обробкою даних від мобільних датчиків реєстрації температурних збурень.

Матеріали і методика досліджень

На даний час основний принцип побудови традиційної інформаційно-управляючої системи (див. рис. 1) полягає в тому, що при її створенні були використані багаторічні спостереження зміни зовнішніх природних збурень тільки у вигляді температури. Дослідження 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).

Усунення такого недоліку вбачається в заміні у підсистемі прийняття рішень блоку розпізнавання образів на основі статистичних рішень на блок нейромережевого прогнозування часових рядів, який продемонстрував ефективні предикативні

властивості зі всіма варіантами температурних часових рядів. Перш за все це пов'язано із 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 багатошаровою мережею [6]. Тобто замість того, щоб відобразити 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.

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

Щодо отримання прогнозів, які 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).

При прогнозуванні на добу вперед у цілому спостерігається (рис. 2) достатня точність прогнозу. Найкращу адекватність продемонструвала НМ Linear 2 (табл. 1). Однак, аналіз проекційного графіка показує (див. рис. 2), що найкраща предикативність має місце при глибині 5 елементів – 15 годин (табл. 2), особливо стосовно НМ RBF. Це пояснюється логістичною функцією активації вихідного шару мережі, яка здійснює “зрізання” вихідних значень, не дозволяючи екстраполювати.

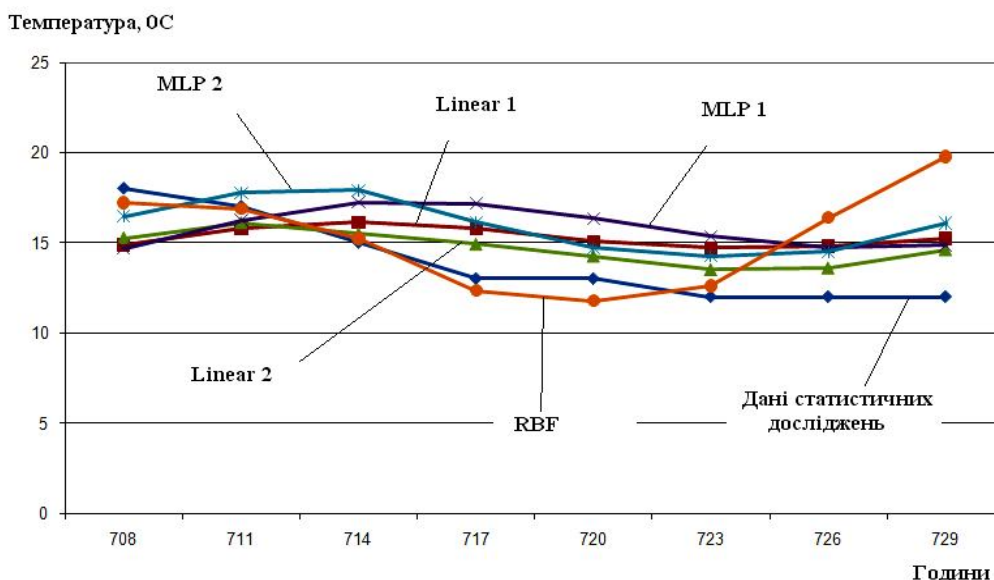


Рис. 2. Проекція часового ряду для кожної із мереж

Таблиця 1
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

Таблиця 2
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 застосування системи інтелектуального управління нейронні мережі накопичують необхідну технологічну інформацію (базу знань) та періодично здійснюють «донавчання» на нових даних (рис. 3).

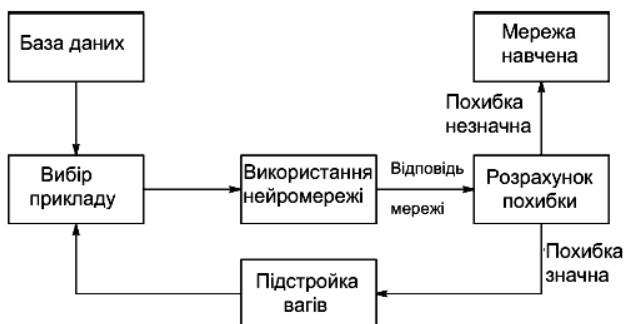


Рис. 3. Ілюстрація процесу навчання НМ

Однак, навіть із врахуванням переваг нейромережевого аналізу, для досягнення енергоефективного управління опаленням розподіленого об'єкта необхідно усунути ряд недоліків: технологічна інфор-

мація на систему управління потрапляє від незначної кількості локальних стаціонарно-встановлених датчиків, що не забезпечує передачу на блок управління, за умов дії на об'єкт збуджуючих 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.

Усуваються такі недоліки за рахунок того, що параметри стану об'єкта $\theta_{\text{тех}}$ (температура, вологість, загазованість тощо) поступають від датчиків, сприймаючі елементи яких встановлені на базі мобільного робототехнічного комплексу, який переміщується по всій виробничій площі. Дані у режимі реального часу передаються на блок управління (рис. 4), об'єктивно забезпечуючи режим реального часу.

Така система управління функціонує таким чином: сигнал із стаціонарних сприймаючих елементів ($\theta_{\text{зов}}$) потрапляє у блок фільтрації сигналу 2 (зовнішня температура, сонячна радіація тощо), який працює на основі перетворення Гільберта-Хуанга. Особливість роботи такого блоку полягає в 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 ($\theta_{\text{ф}}$) потрапляє у блок нейромережевого прогнозування часових рядів 3. На етапі навчання нейронної мережі вхідні дані розбиваються на такі блоки: навчальні, контрольні, тестові.

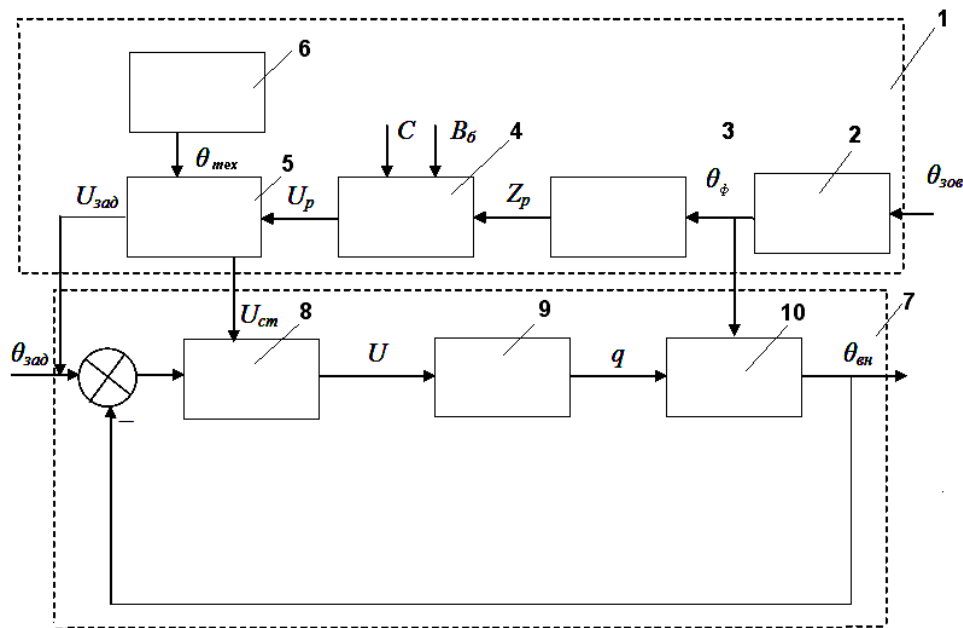


Рис. 4. Архітектура системи управління об'єктами з розосередженими параметрами із застосуванням неймережевого аналізу та робототехнічного комплексу:

- 1 – підсистема прийняття рішень, 2 – блок фільтрації вхідного сигналу,
 3 – блок неймережевого прогнозування часових рядів, 4 – блок прийняття рішень,
 5 – блок управління, 6 – мобільний робототехнічний блок моніторингу технологічних параметрів,
 7 – локальна система управління, 8 – локальний автоматичний управляючий пристрій,
 9 – виконавчі елементи, 10 – об'єкт управління

Прогнозоване значення природного збурення (Z_p) передається в блок прийняття рішень 4. Дані з 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 $U_{ст}$ у локальному автоматичному управляючому пристрої 8.

Щодо практичної галузі використання таких систем, то це фактично всі технічні системи та об'єкти, на які впливають зовнішні температурні збурення. Для прогнозування температурних режимів функціонування територіально розподілених на велику відстань об'єктів окремо потрібно виділити застосування безпілотних літальних апаратів (або мобільних роботів) спеціального призначення, які забезпечують моніторинг стану об'єктів у режимі реального часу, оцінювання впливу надзвичайних ситуацій природного та техногенного походження та допомогу при оптимізації логістики підприємств.

Висновки

Розробка нових та удосконалення існуючих архітектур систем управління об'єктами шляхом включення неймережевих блоків в інтелектуальній підсистемі прийняття рішень та робототехнічних комплексів збору інформації дозволить розширити перелік ефективно опрацьованих природних збурень та забезпечить мінімізацію енергетичних витрат на опалення територіально розподілених об'єктів спеціального призначення.

Список літератури

1. Лисенко В.П. Визначення оптимальної температури у пташнику для утримання птиці яєчного напрямку з урахуванням енергосмності 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 // Науковий 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.

Надійшла до редколегії 14.05.2014

Рецензент: д-р техн. наук, проф. С.В. Ленков, Військовий інститут Київського національного університету імені Тараса Шевченка, Київ.

СИСТЕМЫ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО УПРАВЛЕНИЯ ОТОПЛЕНИЕМ ОБЪЕКТОВ С ОБРАБОТКОЙ ДАННЫХ ОТ МОБИЛЬНЫХ ДАТЧИКОВ РЕГИСТРАЦИИ ТЕМПЕРАТУРЫ

П.Г. Охрименко, Н.А. Заяц, С.А. Шворов, В.Н. Штепа

Проанализированы современные архитектуры интеллектуальных систем управления; продемонстрированы примеры эффективного использования нейронных сетей (НС) при решении задач управления, установлены их функциональные недостатки; исследовано качество прогнозирования временных рядов на основе многослойного перцептрона; предложены усовершенствованные архитектуры интеллектуальных систем управления объектами с рассредоточенными параметрами, содержащие нейросетевые блоки поддержки принятия решений и робототехнические средства мобильного сбора информации; проанализированы практические направления внедрения интеллектуальных систем управления.

Ключевые слова: нейронная сеть, многослойный перцептрон, робототехнический комплекс.

THE SYSTEMS OF INTELLECTUAL MANAGEMENT HEATING OF OBJECTS ARE WITH PROCESSING OF DATA FROM MOBILE SENSORS OF TEMPERATURE REGISTRATION

P.G. Okhrimenko, N.A. Zayats, S.A. Shvorov, V.M. Shtepa

Analyzes contemporary architecture of management systems; showcase examples of effective use of neural networks (NN) for management tasks, set their functional defects; investigated quality time series prediction based on multilayer perceptron; provides an improved architecture of intelligent facility management systems with dispersed parameters containing blocks neural network decision-support tools and robotics mobile information collection; analyzed the practical areas of implementation of management systems.

Keywords: neural network, multilayer perceptron, robotics.