

УДК 628.440.22

**М.Г. Винниченко (канд. техн. наук, доц.), В.М. Решетюк (канд. техн. наук, доц.),
В.М. Штепа (канд. техн. наук)**

ДВНЗ «Донецький національний технічний університет», м. Донецьк
кафедра електронної техніки

Національний університет біоресурсів і природокористування України

E-mail: shns-4@bigmir.net

ІНФОРМАЦІЙНО-УПРАВЛЯЮЧІ СИСТЕМИ БІОТЕХНІЧНИМИ ОБ'ЄКТАМИ З ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИМИ ПІДСИСТЕМАМИ

Проаналізовано існуючі архітектури та системи контролю біотехнологічних виробництв, запропоновано власну архітектуру нейронної мережі для підтримки модулів прийняття рішень. Для усунення шумів інформаційного каналу розроблено фільтр на основі перетворення Гільберта-Хуанга.

Ключові слова: інформаційно-управляюча система, нейронна мережа, біотехнічний об'єкт, фільтрація, прийняття рішень.

Постановка проблеми та її актуальність

Системи управління з класичними методами вибору параметрів мікроклімату не враховують зміни збурюючих 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, 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 досліджень за проблематикою

Більшість досліджень такого напрямку спрямовані або на дослідження фізіологічних характеристик біологічних об'єктів або на розробку та адаптацію до конкретних умов технічних засобів автоматизації – без об'єднання їх в один клас, що призводить невикористання потенціалу біологічної складової промислових об'єктів.

Не розв'язані раніше питання

У працях [1-4] залишились нерозв'язані питання створення контуру управління із можливістю само налаштування та адаптації, навіть у випадку дії раніше не врахованих факторів. Також не передбачено можливості впливу шумів складових систем інформаційних каналів.

Мета статті

Розробка інформаційно-управляючих систем біотехнічними об'єктами із здатністю максимізувати прибуткову складову в режимі реального часу в умовах впливу збурюючі факторів.

Основні матеріали досліджень

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).

Тоді архітектура системи управління удосконалюється (рис. 2): вид розпізнаного образу (R_0) та ймовірнісне значення можливості його зміни (P), з БРО та блок нейромережевої оцінки стану образів (БНМОСО), відповідно, передаються в БПР.

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.

Щільності розподілів образів-переможців

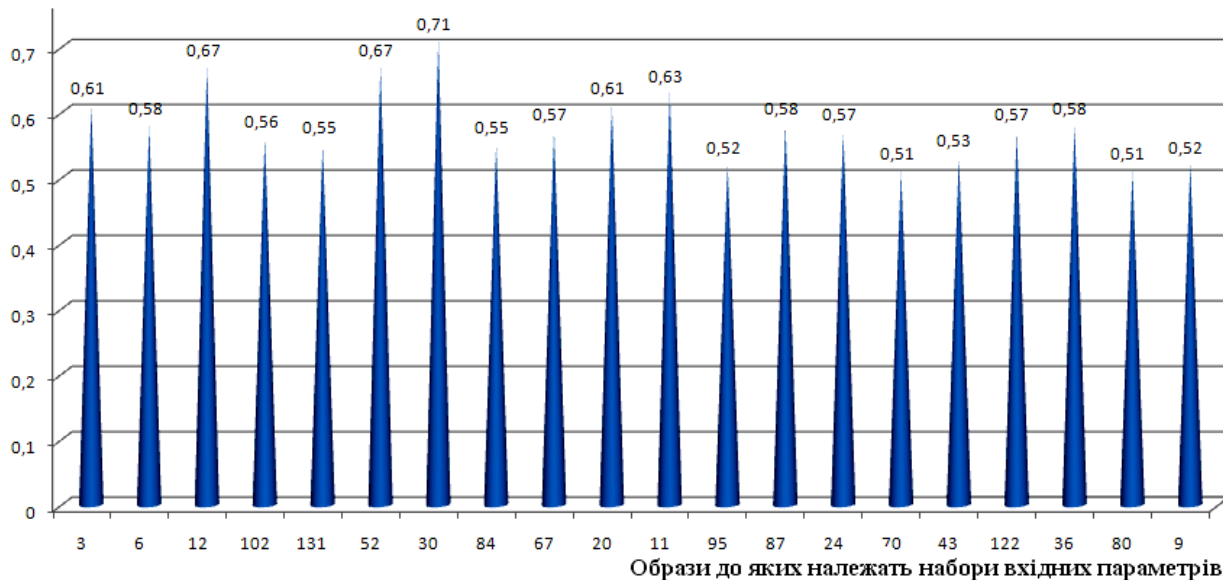


Рисунок 1 - Щільності розподілу ймовірностей образів-переможців при дослідженні якості класифікації за допомогою PNN

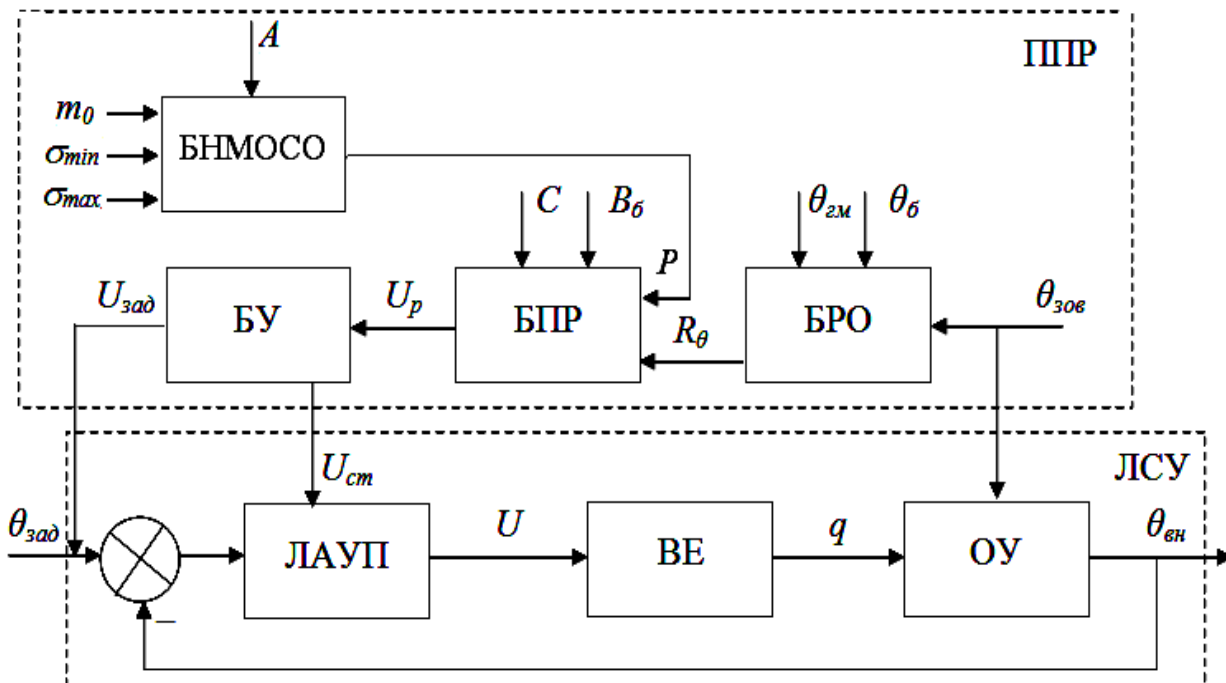


Рисунок 2 - Удосконалена архітектура інформаційно-управляючої системи (наявність БНМОСО)

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

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. 3).

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

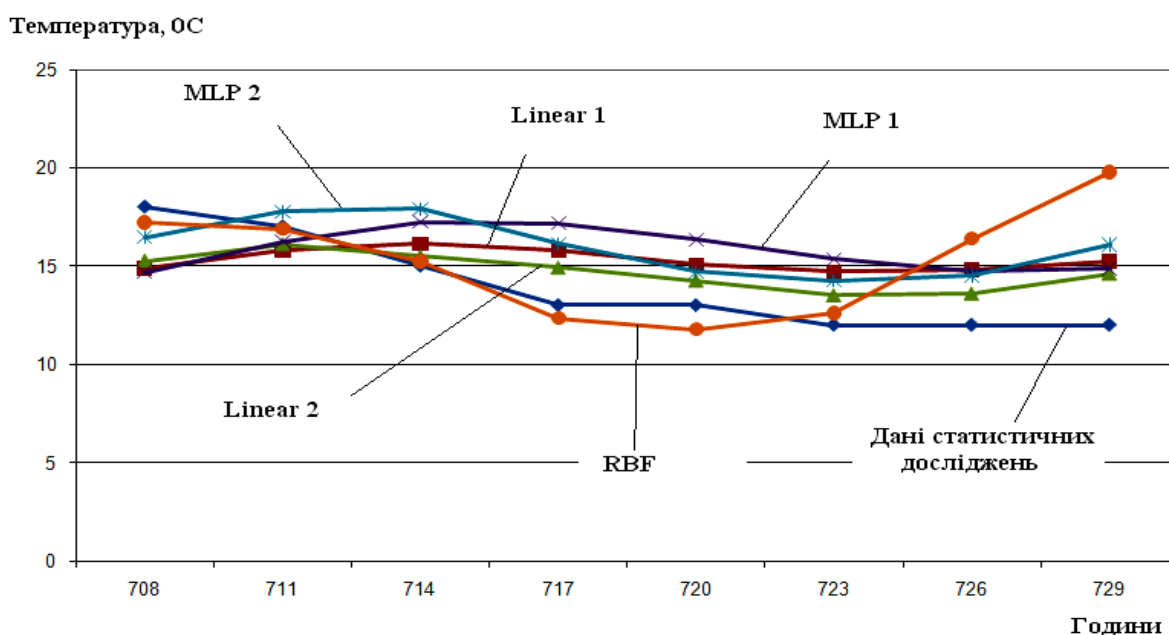


Рисунок 3 - Нейромережеві проєкції часових температурних рядів

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 (див. рис. 4), 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

Отже, при удосконаленій архітектурі (рис. 4) прогнозоване значення природного збурення (Z_p) із блоку нейромережевого прогнозування часових рядів (БНМПЧ) передаються в БПР, у базі даних якого для кожного прогнозу зберігаються можливі варіанти дій управління й показники якості (B_o) для кожної дії за продуктивністю виробництва, матеріальними та енергетичними витратами у фізичних одиницях.

При чому у якості базових доцільно використовувати нейронні мережі із логістичними функціями активації.

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

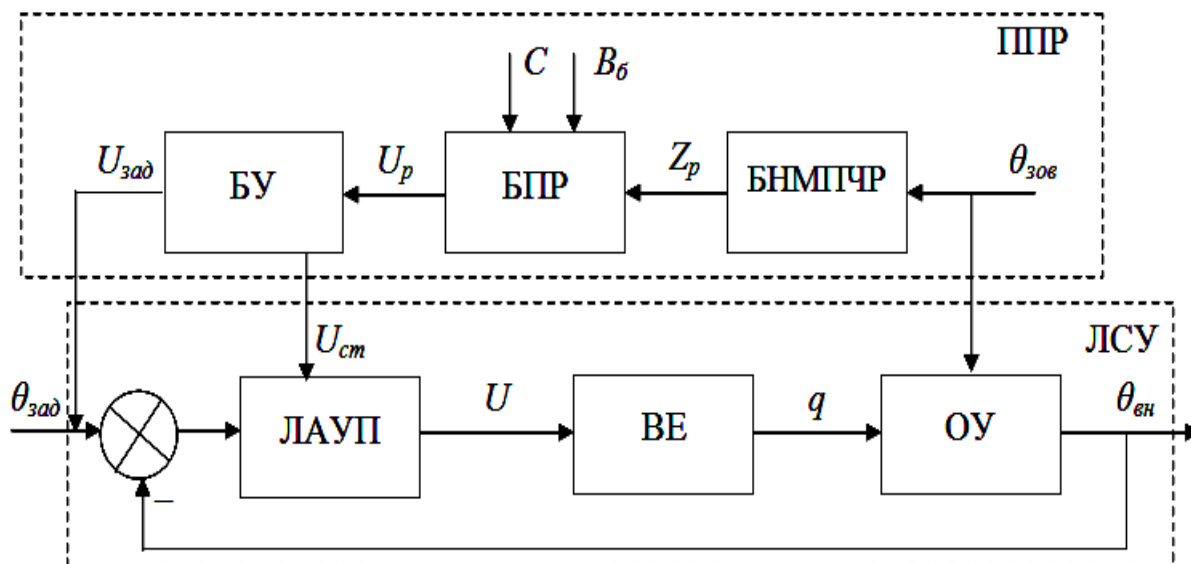


Рисунок 4 - Удосконалена архітектура інформаційно-управляючої системи (наявність БНМПЧ)

У випадку прогнозування нестационарних збурень, тобто більшості із реальних природних збурень, перед потраплянням сигналу на блок нейромережевого прогнозування, пот-

рібно провести фільтрацію сигналу [4]. Для цього застосували перетворення Гільберта-Хуанга, що базується на емпіричній модовій декомпозиції.

Метод EMD базується на припущенні, що будь-який набір даних вміщує різні режими коливальних процесів. Кожен із таких коливальних режимів може бути представлений функцією внутрішньої моди (IMF) з відповідними обмеженнями: кількість екстремумів і кількість нульових перетинів функції повинні бути рівними або відрізнятись не більше ніж на одиницю; у будь-якій точці функції середнє значення огинаючих кривих, що визначенні локальними екстремумами, має дорівнювати 0.

У блоці фільтрації 2 послідовно (ітераційно) встановлюються функції емпіричних мод $c_j(t)$ і залишків $r_j(t) = r_{j-1}(t) - c_j(t)$, де $j = 1, 2, 3, \dots, n$ при $r_0 = y(t)$. Результатом розкладання буде представлення сигналу від сприймаючих елементів у вигляді суми модових функцій і кінцевого залишку:

$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j(t) + r_n(t),$$

де n — кількість емпіричних мод, яка встановлюється під час розрахунків.

Тоді очищений від зашумленості інформаційний сигнал (θ_ϕ) потрапляє у блок нейромережевого прогнозування часових рядів БНМПРЧ (див. рис. 4).

Обґрунтування отриманих наукових результатів

Поєднання систем розпізнавання образів та Байєсівських мереж дозволило підвищити чутливість до початку зміни образу (див. рис. 1). За рахунок того, що у архітектурі інформаційно-управляючих систем біотехнічними об'єктами включили нейромережевий блок прогнозування, при роботі із стаціонарними (квазістаціонарними) часовими рядами, вдалось досягнути достатню глибину прогнозу (див. рис. 4), однак такий підхід не спрацював при нестаціонарних часових рядах. Це зумовило застосування передфільтрування вхідного сигналу. Загалом, ефективність таких систем управління залежить від функціональних характеристик двох складових: біологічної та технічної.

Висновки

Удосконалення архітектур систем управління біотехнічними об'єктами шляхом включення нейромережевих блоків у 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.

Список використаної літератури

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. – 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. – 2004. – № 2 (7). – С. 75-83.
3. 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.

Надійшла до редакції
28.02.2013

Рецензент:
д-р техн. наук, проф. Чичикало Н.І.

Н.Г. Винниченко, В.М. Решетюк, В.Н. Штепа

ГВУЗ «Донецкий национальный технический университет»

Информационно-управляющие системы биотехническими объектами с интеллектуальными подсистемами. Проанализированы существующие архитектуры и системы контроля биотехнологических производств, предложена собственная архитектура нейронной сети для сопровождения модулей принятия решений. Для устранения шумов информационного канала разработан фильтр на основе преобразования Гильберта-Хуанга.

Ключевые слова: информационно-управляющая система, нейронная сеть, биотехнический объект, фильтрация, принятия решений.

M.G. Vinnichenko, V.M. Reshetyuk, V.M. Shtepa

Donetsk National Technical University

Information and Control Systems of Biotechnological Objects with Intelligent Subsystems. The existing architecture and biotechnology control facilities systems were analyzed in the article. The neural network architecture is offered to support decision-making units. To eliminate information channel's noise components the Hilbert-Huang transformation filter was designed. Improvement of biotechnological objects systems' architecture management was reached by including neural network blocks into intelligent subsystem decision-making processes due to the content of biological objects. This will expand the list of effectively processed natural disturbances and ensure the sale profit increase of the products produced with minimizing energy costs for maintenance.

The combination of recognition systems and Bayes networks lead to the sensitivity rising before image changing. Due to the fact that information and control systems architecture of biotechnical facilities was added to neural network forecasting unit, when dealing with stationary (quasi-stationary) time series, we managed to achieve sufficient depth forecast. However, this approach did not work in non-stationary time series. This led to the before filter input signal usage. Overall, the effectiveness of such control systems depends on the functional characteristics of two components: biological and technical.

Keywords: information-management system, neural network, biotechnical object, filtering, decision-making.