

information on the principles of the method of linear phenomenological relations, based on the provisions of nonequilibrium thermodynamics. The processes teplotomasloobmena multicomponent media. The conditions for the entropy production in the analyzed processes.

Keywords: *phase transition; Gibbs potential; adsorption; Onsager relationship; phenomenological dependence; flow; thermodynamic forces; reciprocity factors; entropy; entropy production*

УДК 004.89+65.011.46

СИНТЕЗ ЕФЕКТИВНИХ СТРАТЕГІЙ УПРАВЛІННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИМИ КОМПЛЕКСАМИ ХАРЧОВИХ ВИРОБНИЦТВ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ПАРАМЕТРІВ НЕЧІТКИХ КОГНІТИВНИХ КАРТ

Н. А. ЗАЄЦЬ, кандидат технічних наук, доцент¹⁶
*Національний університет біоресурсів
і природокористування України*
e-mail: z-n@ukr.net

Анотація. Проаналізовано перспективи використання нечітких когнітивних карт для сценарного управління технологічними комплексами харчових виробництв. З метою підвищення ефективності роботи нечітких когнітивних карт запропоновано оптимізацію вибору (узагальнення) декількох експертних думок з використанням нейромережових рішень; розроблена методика і алгоритм використання нейронних мереж. Побудована структура нечіткої когнітивної карти сценарного управління технологічним комплексом; експертно визначені зв'язки між концептами. Апробовано методику побудови адекватної нейронної мережі Кохонена оптимізації вибору експертних думок щодо значень зв'язків між концептами - визначено їх чисельні значення. Запропоновано схему використання нейронних мереж Байєса для вибору в режимі реального часу значень впливу одного концепту на інший.

Ключові слова: *нечіткі когнітивні карти, нейронна мережа, адаптація параметрів, сценарії управління, множина концептів, карти Кохонена, вагові коефіцієнти, середньоквадратична похибка, навчальна вибірка, контрольна вибірка, імовірнісні нейронні мережі*

Найважливішим процесом, що зв'язує всі основні функції управління складними технологічними комплексами (ТК) харчових виробництв, є розробка управлінських рішень, оскільки саме швидкість прийняття рішень визначає ефективність роботи комплексу. Існуючі системи управління не

забезпечують швидкого комплексного реагування на оперативні зміни ситуаційної поведінки об'єктів управління, які залежать від багатьох факторів технологічного та організаційного характеру.

Найбільш ефективним інструментом для вирішення задач дослідження структури ТК і отримання прогнозів його поведінки за різних керуючих впливів є нечіткі когнітивні карти. При цьому нейроінформаційний підхід до оптимізації функціонування когнітивної карти дозволяє виконувати нейромережевий алгоритм навчання, що підвищує ефективність отримання відповідних моделей і створює передумови для адаптації параметрів в режимі реального часу.

Послідовність завдань для реалізації запропонованого підходу може бути визначена наступним чином [3]: виявлення базових цілей, що характеризують досліджуваній процес або систему; виявлення ключових елементів процесу або системи; виявлення взаємовпливу факторів; побудова когнітивної моделі; побудова можливих сценаріїв управління; визначення критеріїв оцінки сценаріїв; оцінка сценаріїв і виявлення кращого з точки зору обраних критеріїв.

Оскільки більшість фактичної інформації по об'єкту управління отримується з експертних оцінок, то вона багато в чому носить суб'єктивний характер. Причому думки експертів по одному і тому ж питанню можуть істотно, іноді принципово, відрізнятися. Тому завдання оптимального узагальнення експертних думок з метою побудови адекватної НКК є актуальною.

Мета досліджень - створення нейромережевого блоку підтримки роботи НКК синтезу ефективних стратегій управління технологічним комплексом з метою оптимального узагальнення експертних думок за формування матриці значень концептів і її роботи в режимі реального часу.

Для досягнення мети сформульовані наступні завдання досліджень:

- створення структури НКК для сценарного управління ТК;
- розробка методики оптимізації роботи НКК ТК з використанням нейронних мереж;
- синтез нейронної мережі Кохонена підтримки роботи НКК ТК;
- створення методики використання нейронної мережі Байеса для вибору значень коефіцієнтів НКК ТК.

Матеріали та методика досліджень. За розробки структури НКК ТК виходимо з того, що вона являє собою складну організаційно-технічну систему, яка складається з кортежу:

$$\langle D(t), S(t), Y(t), E(t), t \rangle, \quad (1)$$

де D – дії підприємства;

S – вплив факторів зовнішнього середовища;

Y – вихідні показники роботи;

E – множина концептів та взаємозв'язків між ними;

t – час функціонування.

Задача НКК – визначення ефективних стратегій та сценаріїв управління заданим технологічним комплексом. Зазначена система характеризується великою невизначеністю елементів, які входять до її складу (людський, економічний та інші фактори) Для моделювання розвитку такої системи неможливо отримати її точну математичну модель. Тому доцільно модель ТК представити у вигляді узагальненої НКК. Відповідна структура нечіткої когнітивної карти розроблялася, виходячи з експериментальних досліджень і об'єктно-орієнтованого аналізу хлібокомбінату. Виходячи з технологічних особливостей досліджуваного об'єкта задається інтервал, через який виконується сценарне планування. На прикладі технологічного комплексу хлібокомбінату експертно обрано такі елементи матриці взаємовпливу НКК:

1. Проміжні концепти:
 - E1 – технічне і технологічне оснащення ТК;
 - E2 – ступінь використання обладнання;
 - E3 – якість виготовлюваної продукції;
 - E4 – кількість продукції на складі;
 - E5 – конкурентоздатність продукції;
 - E6 – об'єм ринків збуту;
 - E7 – рентабельність підприємства;
 - E8 – управління виробництвом.
2. Вхідні дії:
 - X1 – вартість електроенергії;
 - X2 – вартість природного газу;
 - X3 – вартість сировини;
 - X4 – об'єм продукції;
3. Вихідні дії:
 - Y1 – прибуток підприємства;
 - Y2 – енергоефективність.

Модель процесів в ТК представлено у вигляді відповідного орграфа (нечіткої когнітивної карти), яка приведена на рис. 1 і ілюструє множину зв'язків і характер взаємодії факторів.

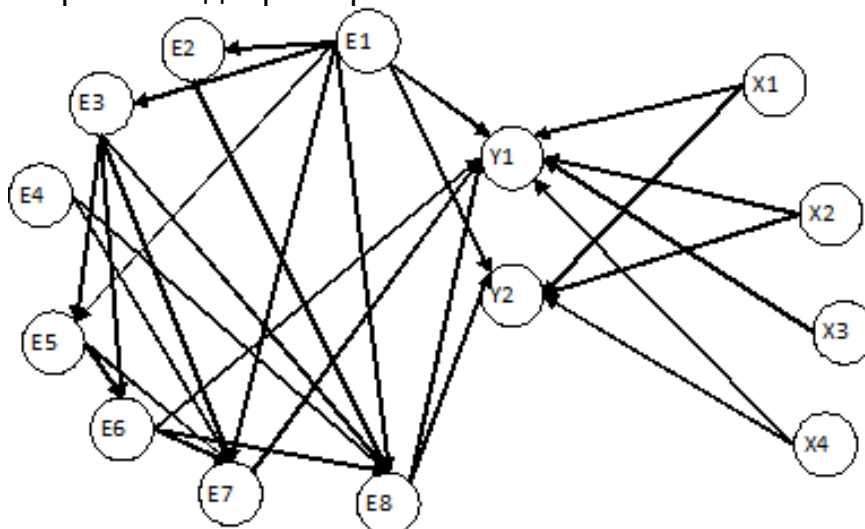


Рис. 1. Модель процесів в ТК у вигляді нечіткої когнітивної карти

Концепт енергоефективність (Y2) є інтегральним показником, який об'єднує витрати електроенергії та природного газу.

Результати досліджень. Формування значень вагових коефіцієнтів на основі експертних оцінок повинно вирішити проблему неможливості оперативного опитування експертів за зміни параметрів функціонування ТК. Тому, експерти (прийнято кількість експертів рівним трьом) дають оцінку не тільки типовим режимам функціонування технологічного комплексу (рис. 2), але і їх потенційно можливим значенням.

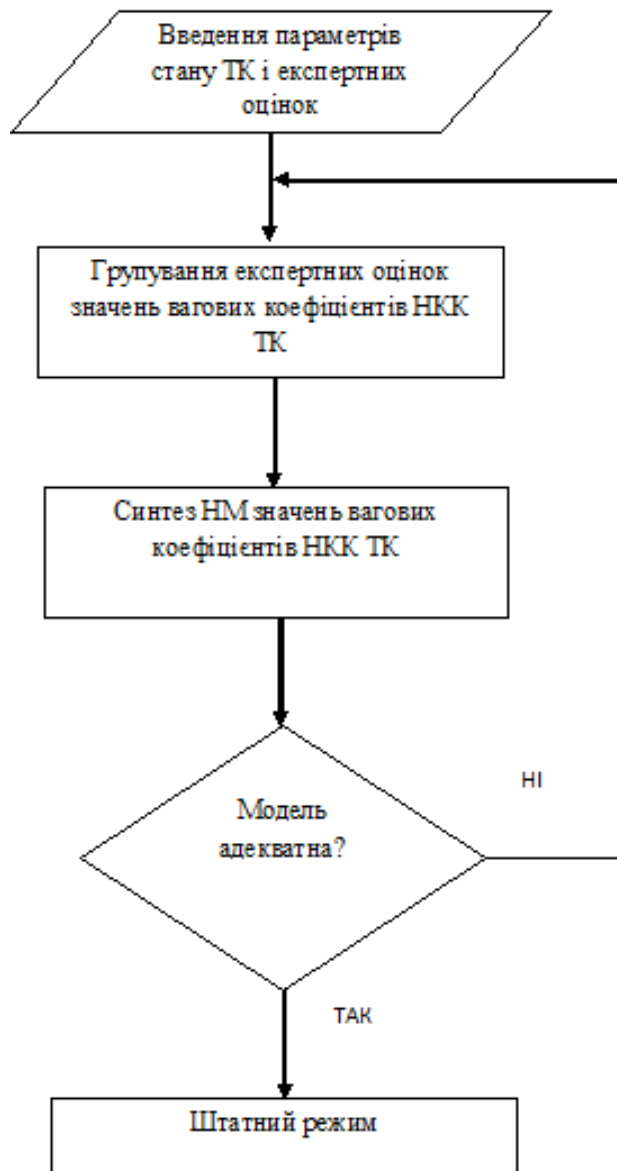


Рис. 2. Блок схема алгоритму формування і використання блоку визначення значень вагових коефіцієнтів концептів НКК

У разі використання запропонованої послідовності (рис. 2) експертні оцінки зводяться в одну таблицю з експериментальними даними. З метою збільшення гнучкості оцінки кожний експерт дає не одне можливе значення, а три найбільш ймовірні, на його думку, значення вагових коефіцієнтів. Потім

дані групуються, а для визначення єдиного значення вагового коефіцієнта на основі думки експертів використовується нейронна мережа (НМ).

На наступному етапі формується адекватна НМ, завдання якої - розрахунок значень параметрів НКК ТК, виходячи з інформації отриманої на об'єкті. Створюване програмне забезпечення включає реалізацію роботи обох модулів, що забезпечує умову адаптивності: за виходу системи за межі встановленої ефективності можливе перенавчання системи.

Періодична зміна параметрів модулів групування і вибору значень коефіцієнтів НКК виконуватися не буде, оскільки без використання експертів такі дії можуть з часом (за високої частоти корекції) внести спотворення в роботу системи.

Серед усього переліку концептів експертно визначаються: E1 – технічне і технологічне оснащення ТК; E2 – ступінь використання обладнання; E3 – якість виготовлюваної продукції; E5 – конкурентоздатність продукції; E8 – управління виробництвом.

Для групування експертних оцінок (кластеризації) і визначення єдиних значень використовуємо самоорганізаційні карти Кохонена.

Модель Кохонена відноситься до класу алгоритмів векторного кодування. Вона забезпечує топологічне відображення, оптимально розміщує фіксоване число векторів у вхідному просторі вищої розмірності, забезпечуючи, таким чином, стиснення даних [3].

Алгоритм самоорганізації складається з наступних етапів [2]:

1) ініціалізація синаптичних ваг в мережі (з використанням датчика випадкових чисел);

2) конкуренція (competition): для будь-якого вхідного образу і для всіх нейронів мережі обчислюється значення дискримінантної функції, це є основою конкуренції; нейрон з максимальним значенням дискримінантної функції стає переможцем;

3) кооперація: нейрон-переможець визначає просторове розташування сусідніх збуджених нейронів;

4) налаштування вагових коефіцієнтів (адаптація): значення дискримінантної функції збуджених нейронів збільшується для даного способу шляхом настройки вагових коефіцієнтів. За адаптації відгук нейрона переможця на близький вхідний образ збільшується.

Розмірність вхідного простору (даних), $x = [x_1, \dots, x_m]^T$ – вхідний образ. Вектор синаптичних вагових коефіцієнтів для j -го нейрона:

$$\omega_j = [\omega_{j1}, \dots, \omega_{jm}]^T, \quad (2)$$

де l – число нейронів мережі.

Знайдемо нейрон-переможець:

$$i(x) = \arg \max_{i,l} \omega_j^T x,$$

$$\max_j \omega_j^T x \Leftrightarrow \min_j \|x - w_j\|,$$

$$i(x) = \arg \min_j \|x - \omega_j\|, \quad j = \overline{1, l}. \quad (3)$$

Вираз (3) описує процес конкуренції. Безперервний простір вхідних образів відбивається на дискретний простір нейронів в процесі конкуренції між нейронами мережі. Нейрон-переможець визначає центр групи нейронів (околицю), що беруть участь в кооперації. Нейрон-переможець сильніше впливає на топологічно близьких сусідів, ніж на більш віддалені нейрони.

Нехай d_{ij} - латеральна відстань між нейроном i збудженим нейроном. Топологічна околиця - це унімодальна функція латеральної відстані, що задовольняє двом вимогам:

- h_{ij} – симетричність відносно центру;
- h_{ij} – амплітуда монотонно зменшується із збільшенням латеральної відстані та при $d_{ij} \rightarrow 0, h_{ij} \rightarrow 0$.

Цим умовам задовольняє функція Гауса

$$h_{ij}(x) = \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{2\sigma^2}\right) \quad d_{ij}^2 = \|r_i - r_j\|^2, \quad (4)$$

де r_j – позиція збудженого нейрона j, r_i – дискретна позиція нейрона переможця.

Обидві координати визначаються в дискретному вихідному просторі. Ширина топологічної околиці згодом зменшується. Якщо n - дискретний час, то експоненціальне падіння забезпечує залежність

$$\sigma(n) = \sigma_0 \cdot e^{-\frac{n}{\tau_1}}, \quad n = 0, 1, 2, \dots, \quad (5)$$

де τ_1 – часова константа;

σ_0 – початкове значення.

Функція околиці:

$$h_{j,i(x)}(n) = \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{2\sigma^2(n)}\right), \quad n = 0, 1, 2, \dots \quad (6)$$

Згодом околиця звужується, так як її ширина зменшується. Нейрони околиці братимуть участь в адаптації вагових коефіцієнтів. Мета кооперації - скорелювати зміну вагових коефіцієнтів нейронів однієї околиці. Адаптація полягає у зміні вагового коефіцієнта w_j в залежності від вхідного вектора x та базується на постулаті навчання Хебба: правильні зв'язки посилюються, а помилкові - слабшають.

Однак, в разі самоорганізації це правило не застосовується, оскільки ніхто не знає цільового виходу. Якщо зв'язки будуть модифікуватися тільки в бік посилення, то незабаром всі вони досягнуть насичення.

Модифікація вагових коефіцієнтів обчислюється за формулою:

$$\Delta w_j = \eta y_j x - g(y_j) w_j, \quad (7)$$

де η – коефіцієнт швидкості навчання.

Оберемо лінійну функцію $g(y_j) = \eta y_j$.

Тоді (7) матиме вигляд:

$$\Delta w_j = \eta * y_j (x - w_j) = \eta * h_{ji(x)} (x - w_j). \quad (8)$$

За переходу від моменту часу n до $n+1$ отримаємо:

$$\omega_j(n+1) = \omega_j(n) + \eta(n) h_{j,i(x)}(n) (x - \omega_j(n)), \quad j = \overline{1, l}. \quad (9)$$

Таким чином, модифікуються вагові коефіцієнти всіх нейронів з околиці нейрона-переможця i . Значення вагового вектора w_i нейрона-переможця i наближається до x . Вектори синаптичних вагових коефіцієнтів відстежують розподіл вхідних векторів у відповідності з вибором околиці, забезпечуючи тим самим топологічне складання карти ознак у вхідному просторі.

Синтез нейромережевого блоку розрахунку значень вагових коефіцієнтів НКК ТК, отриманих експертною оцінкою, виконаний з використанням пакету прикладних математичних програм "Statistica". На підставі експериментальних досліджень [4] проведений синтез нейронної мережі Кохонена (рис. 3). Для кожного набору експериментальних даних створюється своя НМ.

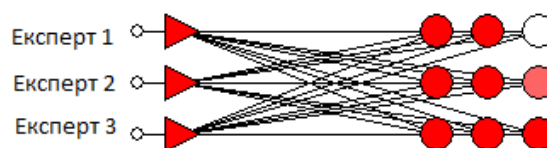


Рис. 3. Архітектура самоорганізаційної нейронної мережі Кохонена визначення числових значень параметрів НКК

Адекватність НМ підтверджена оцінкою відносної середньоквадратичної похибки (рис. 4): навчальна вибірка – 0,82%, контрольна вибірка – 0,02%.

- E1 – технічне і технологічне оснащення ТК;
- E2 – ступінь використання обладнання;
- E3 – якість виготовлюваної продукції;
- E5 – конкурентоздатність продукції;
- E7 – рентабельність підприємства;
- E8 – управління виробництвом.

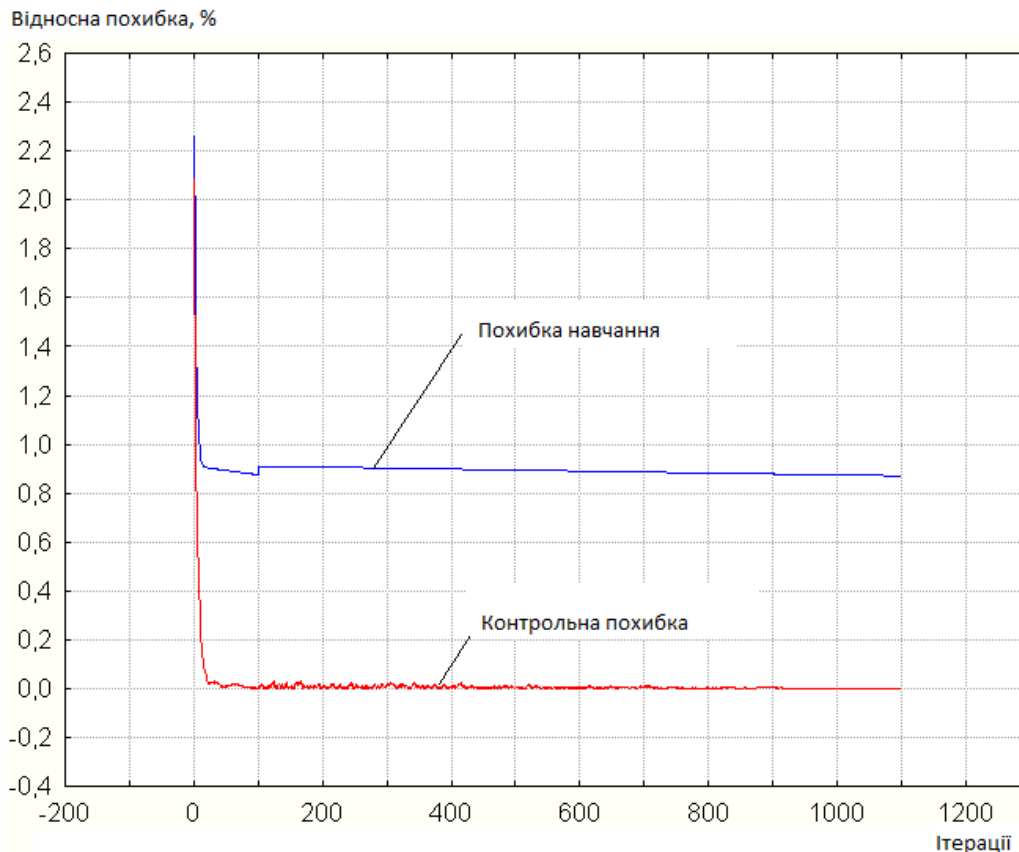


Рис. 4. Перевірка адекватності самоорганізаційної НМ Кохонена визначення числових значень параметрів НКК

З використанням синтезованої топологічної карти НМ Кохонена і запропонованої методики розраховуються одиничні значення для всіх вагових коефіцієнтів концептів НКК ТК: Е1 – технічне і технологічне оснащення ТК; - Е6 – об’єм ринків збуту; Е8 – управління виробництвом:

- значення коефіцієнтів впливу концепта Е1 на: Y_1 – 0,27 та Y_2 – 0,83;

- значення коефіцієнтів впливу концепта Е6 на Y_1 – 0,63;

- значення коефіцієнтів впливу концепта Е8 на Y_1 – 0,79 и Y_2 – 0,54.

Після розрахунку за допомогою самоорганізаційної НМ Кохонена одиничних експертно визначених значень вагових коефіцієнтів НКК ТК, за різних комбінацій вхідних параметрів, необхідно вирішити задачу їх вибору в режимі реального часу в залежності від значень з датчиків інформаційно-вимірювального комплексу (ІВК). Для цього використовуємо імовірнісні нейронні мережі (PNN). Така мережа не вимагає навчання в тому сенсі, який потрібен для мереж типу персептрона, радіально-базисної функції і т.д., так як всі параметри PNN-мережі (число елементів і значення ваг) визначаються навчальними даними.

Вихід нейронної мережі - номер класу (значення коефіцієнтів), до якого відноситься отриманий набір вхідних величин. За експлуатації блоку інформація подається на окремі PNN-мережі, а вони реалізують вибір експертних значень (рис. 5) залежно від даних з ІВК.

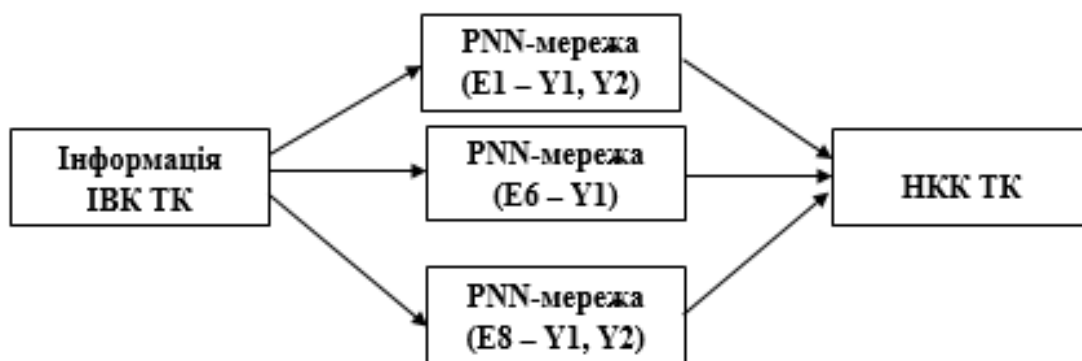


Рис. 5. PNN-мережа визначення значень вагових коефіцієнтів НKK ТК

Використовуючи експериментальні дані і отримані нейронною мережею Кохонена коефіцієнти синтезуються відповідні PNN-мережі. Для кожного окремого міжконцептуального зв'язку створюється своя ймовірнісна НМ, яка і забезпечує оптимальний вибір значень коефіцієнтів НKK в режимі реального часу залежно від значень технологічних параметрів.

Висновки

Використання нейронних мереж Кохонена (оптимізація експертних висновків) і Баєса (вибір значень коефіцієнтів) дозволяє синтезувати ефективні стратегії управління ТК та підвищити функціональну ефективність НKK шляхом забезпечення можливості адаптації в режимі реального часу її параметрів залежно від впливу різних факторів.

Список літератури

1. Лисенко В. П. Спеціальні розділи вищої математики (Нечіткі множини) / В. П. Лисенко, Б. В. Кузьменко. – К.: НАУ, 2004. – 83 с.
2. Люгер Дж. Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем / Дж. Ф. Люгер; пер. с англ. – М.: Вильямс, 2005. – 864 с.
3. Рассел С. Искусственный интеллект: современный подход. / С. Рассел, П. Норвиг. - 2-е изд.– М.: Вильямс, 2006. – 1408 с.

References

1. Lysenko, V.P., Kuzmenko, B.V. (2004). Spetsialni rozdily vyshchoi matematyky (Nechitki mnozhyny) [Special sections of higher mathematics (fuzzy sets)]. Kiyiv: NAU, 2004, 83.
2. Lyuger, Dzh.F. (2005). Iskusstvennyy intellekt: strategii i metody resheniya slozhnykh problem [Artificial Intelligence: Strategies and methods for solving complex problems]. Moskow: Vil'yams, 864.
3. Rassel, S., Norvig, P. (2006). Iskusstvennyy intellekt: sovremenny podkhod [Artificial Intelligence: A Modern Approach]. Moskow: Vil'yams, 1408.

СИНТЕЗ ЭФФЕКТИВНЫХ СТРАТЕГИЙ УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ КОМПЛЕКСАМИ ПИЩЕВЫХ ПРОИЗВОДСТВ

С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОСЕТЕВОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ПАРАМЕТРОВ НЕЧЕТКИХ КОГНИТИВНЫХ КАРТ

Н. А. Заец

Аннотация. Проанализированы перспективы использования нечетких когнитивных карт для сценарного управления технологическими комплексами пищевых производств. С целью повышения эффективности работы нечетких когнитивных карт предложена оптимизация выбора нескольких экспертных мнений с использованием нейросетевых решений; разработана методика и алгоритм использования нейронных сетей. Построена структура нечеткой когнитивной карты сценарного управления технологическим комплексом; экспертно определены связи между концептами. Апробирована методика построения адекватной нейронной сети Кохонена оптимизации выбора экспертных мнений относительно значений связей между концептами - определены их численные значения. Предложена схема использования нейронных сетей Байеса для выбора в режиме реального времени значений влияния одного концепта на другой.

Ключевые слова: нечеткие когнитивные карты, нейронная сеть, адаптация параметров, сценарии управления, множество концептов, карты Кохонена, весовые коэффициенты, среднеквадратичная погрешность, обучающая выборка, контрольная выборка, вероятностные нейронные сети

SYNTHESIS EFFECTIVE STRATEGIES OF TECHNOLOGICAL COMPLEXES THROUGH FOOD PRODUCTION NEURAL NETWORK PARAMETER IDENTIFICATION FUZZY COGNITIVE MAPS

N. Zaiets

Annotation. Analyzed the prospects of fuzzy cognitive maps for scenario management of technological systems of food production. To increase the efficiency of the proposed fuzzy cognitive maps optimization of choice of several expert opinions on the use of neural network solutions; the technique and algorithm using neural networks. Built Structure fuzzy cognitive map scenario of technological complex; expert identified relationships between concepts. Approved the methods of constructing adequate Kohonen neural network optimization choice of expert opinions on the values of links between concepts - defined by their numerical value. A scheme using Bayesian Neural Networks to select the real-time values influence one concept to another.

Keywords: fuzzy cognitive map neural network adaptation options, scenario management, the set of concepts, Kohonen maps, weights, mean-error training sample, the control sample, probabilistic neural networks