

[0000-0003-3841-7373] **Є. Є. Федоров**, *д-р техн. наук, професор*,
e-mail: fedorovee75@ukr.net

[0000-0002-3954-3796] **О. В. Нечипоренко**, *канд. техн. наук, доцент*,
e-mail: o.nechyporenko@chdtu.edu.ua

Черкаський державний технологічний університет
6-р Шевченка, 460, м. Черкаси, 18006, Україна

МЕТОД ДИНАМІЧНОГО УПРАВЛІННЯ БУФЕРОМ ЗАПАСІВ НА ОСНОВІ М'ЯКИХ ОБЧИСЛЕНЬ

У роботі пропонується метод динамічного управління буфером запасів на основі м'яких обчислень. Новизна дослідження полягає в тому, що для динамічного управління буфером запасів було створено метод на основі нечіткої логіки та штучної нейронної мережі, дві моделі штучної нейро-нечіткої мережі динамічного управління буфером запасів, вибрано три критерії оцінки ефективності запропонованих моделей, ідентифіковано параметри запропонованих моделей на основі методу зворотного поширення в пакетному режимі, орієнтовані на технологію паралельної обробки інформації. Запропоновані моделі та процедури їх параметричної ідентифікації дозволяють підвищити швидкодію, точність і надійність прийняття рішення. Запропонований метод динамічного управління буфером запасів на основі м'яких обчислень може використовуватись у різних інтелектуальних системах.

Ключові слова: теорія обмежень, штучна нейронна мережа, системи нечіткого виведення, технологія CUDA.

Вступ. Нині все більше компаній прагнуть удосконалювати й оптимізувати свої бізнес-процеси на основі впровадження технології теорії обмежень (ТОС) [1-5], яка забезпечує динамічне управління буфером запасів та використовується для управління ланцюгами постачання. В результаті суттєво зростає актуальність розробки методів інтелектуалізації технології теорії обмежень. На сьогоднішній день відсутні комп'ютерні системи динамічного керування буфером запасів, які ґрунтуються на м'яких обчисленнях.

Нині для управління динамічними об'єктами використовуються методи штучного інтелекту, при цьому найпопулярнішими є штучні нейронні мережі [6-8].

Перевагами нейронних мереж є [9-11]:

- можливість їх навчання та адаптації;
- можливість виявлення закономірностей у даних, їх узагальнення, тобто отримання знань з даних, тому не потрібні знання про об'єкт (наприклад, його математична модель);
- паралельна обробка інформації, що підвищує обчислювальну потужність.

Недоліками нейронних мереж є [12-14]:

- труднощі визначення структури мережі, оскільки відсутні методи розрахунку кількості шарів та нейронів у кожному шарі для конкретних додатків;

– складність формування представницької вибірки;

– висока ймовірність попадання методу навчання та адаптації до локального екстремуму;

– недоступність для розуміння людиною накопичених мережею знань (неможливо у вигляді правил уявити залежність між входом і виходом), оскільки вони розподілені між усіма елементами нейронної мережі та представлені у вигляді її вагових коефіцієнтів.

Останнім часом нейронні мережі комбінуються із системами нечіткого виведення.

Перевагами систем нечіткого виведення є [15, 16]:

– подання знань як правил, легко доступних для розуміння людиною;

– не потрібна точна оцінка змінних об'єктів (неповнота та неточність даних).

Недоліками систем нечіткого виведення є [17-18]:

– неможливість їх навчання та адаптації (параметри функцій належності не можна автоматично налаштувати);

– неможливість паралельної обробки інформації, що підвищує обчислювальну потужність.

У зв'язку з цим є актуальним створення методу динамічного управління буфером

запасів, який дозволить усунути зазначені недоліки.

Мета та задачі дослідження. Метою роботи є підвищення ефективності динамічного управління буфером запасів за рахунок штучної нейро-нечіткої мережі, яка навчається на основі методу зворотного поширення.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

1. Створення системи нечіткого динамічного управління буфером запасів.

2. Створення математичних моделей штучної нейро-нечіткої мережі динамічного управління буфером запасів.

3. Вибір критеріїв оцінки ефективності математичних моделей штучної нейро-нечіткої мережі динамічного управління буфером запасів.

4. Ідентифікація параметрів математичної моделі штучної нейро-нечіткої мережі динамічного управління буфером запасів на основі методу зворотного поширення в пакетному режимі.

1. Створення системи нечіткого динамічного управління буфером запасів. Для динамічного управління буфером запасів у роботі набула подальшого вдосконалення система нечіткого логічного виведення, яка забезпечує подання знань про управління буфером запасів у вигляді нечітких правил, легко доступних для розуміння людиною, та передбачає виконання таких етапів:

- формування лінгвістичних змінних;
- формування бази нечітких правил;
- фазифікація;
- агрегування підумов;
- активізація висновків;
- агрегування висновків;
- дефазифікація.

1.1. Формування лінгвістичних змінних. Як чіткі вхідні змінні були обрані:

- поточний розмір запасу x_1 у штуках;
- час перебування у червоній зоні буфера запасів x_2 у днях;
- час перебування у зеленій зоні буфера запасів x_3 у днях.

Як лінгвістичні вхідні змінні були обрані:

- глибина знаходження в червоній зоні буфера запасів $\tilde{x}_1$, яка залежить від поточного розміру запасу, зі своїми значеннями $\tilde{\alpha}_{11} = \text{велика}, \tilde{\alpha}_{12} = \text{мала}$, в яких областями значень є нечіткі множини

$$\tilde{A}_{11} = \{x_1 \mid \mu_{\tilde{A}_{11}}(x_1)\}, \tilde{A}_{12} = \{x_1 \mid 1 - \mu_{\tilde{A}_{11}}(x_1)\};$$

– тривалість знаходження в червоній зоні буфера запасів $\tilde{x}_2$ зі своїми значеннями $\tilde{\alpha}_{21} = \text{довго}, \tilde{\alpha}_{22} = \text{недовго}$, в яких областями значень є нечіткі множини

$$\tilde{A}_{21} = \{x_2 \mid \mu_{\tilde{A}_{21}}(x_2)\}, \tilde{A}_{22} = \{x_2 \mid 1 - \mu_{\tilde{A}_{21}}(x_2)\};$$

– тривалість знаходження в зеленій зоні буфера запасів $\tilde{x}_3$ зі своїми значеннями $\tilde{\alpha}_{31} = \text{довго}, \tilde{\alpha}_{32} = \text{недовго}$, в яких областями значень є нечіткі множини

$$\tilde{A}_{31} = \{x_3 \mid \mu_{\tilde{A}_{31}}(x_3)\}, \tilde{A}_{32} = \{x_3 \mid 1 - \mu_{\tilde{A}_{31}}(x_3)\}.$$

Як чітку вихідну змінну було обрано номер виду дії, що змінює розмір буфера запасів у.

Як лінгвістична вихідна змінна була обрана дія $\tilde{y}$, що змінює розмір буфера запасів, зі своїми значеннями $\tilde{\beta}_1 = \text{збільшити приблизно на третину}, \tilde{\beta}_2 = \text{зменшити приблизно на третину}, \tilde{\beta}_3 = \text{не змінювати}, \tilde{\beta}_4 = \text{аномалія}$, в яких областями значень є нечіткі множини:

$$\tilde{B}_1 = \{y \mid \mu_{\tilde{B}_1}(y)\}, \tilde{B}_2 = \{y \mid \mu_{\tilde{B}_2}(y)\},$$

$$\tilde{B}_3 = \{y \mid \mu_{\tilde{B}_3}(y)\}, \tilde{B}_4 = \{y \mid \mu_{\tilde{B}_4}(y)\}.$$

1.2. Формування бази нечітких правил. Запропоновані нечіткі правила враховують усі можливі стани буфера запасів (усі можливі комбінації значень вхідних лінгвістичних змінних) та відповідні їм дії:

$$R^1 : \text{ЯКЩО } \tilde{x}_1 \in \tilde{\alpha}_{11} \text{ I } \tilde{x}_2 \in \tilde{\alpha}_{21} \text{ I } \tilde{x}_3 \in \tilde{\alpha}_{31} \text{ ТО } \tilde{y} \in \tilde{\beta}_4 (F^1),$$

$$R^2 : \text{ЯКЩО } \tilde{x}_1 \in \tilde{\alpha}_{11} \text{ I } \tilde{x}_2 \in \tilde{\alpha}_{21} \text{ I } \tilde{x}_3 \in \tilde{\alpha}_{32} \text{ ТО } \tilde{y} \in \tilde{\beta}_1 (F^2),$$

$$R^3 : \text{ЯКЩО } \tilde{x}_1 \in \tilde{\alpha}_{11} \text{ I } \tilde{x}_2 \in \tilde{\alpha}_{22} \text{ I } \tilde{x}_3 \in \tilde{\alpha}_{31} \text{ ТО } \tilde{y} \in \tilde{\beta}_4 (F^3),$$

$$R^4 : \text{ЯКЩО } \tilde{x}_1 \in \tilde{\alpha}_{11} \text{ I } \tilde{x}_2 \in \tilde{\alpha}_{22} \text{ I } \tilde{x}_3 \in \tilde{\alpha}_{32} \text{ ТО } \tilde{y} \in \tilde{\beta}_1 (F^4),$$

$$R^5 : \text{ЯКЩО } \tilde{x}_1 \in \tilde{\alpha}_{12} \text{ I } \tilde{x}_2 \in \tilde{\alpha}_{21} \text{ I } \tilde{x}_3 \in \tilde{\alpha}_{31} \text{ ТО } \tilde{y} \in \tilde{\beta}_4 (F^5),$$

$$R^6 : \text{ЯКЩО } \tilde{x}_1 \in \tilde{\alpha}_{12} \text{ I } \tilde{x}_2 \in \tilde{\alpha}_{21} \text{ I } \tilde{x}_3 \in \tilde{\alpha}_{32} \text{ ТО } \tilde{y} \in \tilde{\beta}_1 (F^6),$$

$$R^7 : \text{ЯКЩО } \tilde{x}_1 \in \tilde{\alpha}_{12} \text{ I } \tilde{x}_2 \in \tilde{\alpha}_{22} \text{ I } \tilde{x}_3 \in \tilde{\alpha}_{31} \text{ ТО } \tilde{y} \in \tilde{\beta}_2 (F^7),$$

R^8 : ЯКЩО $\tilde{x}_1 \in \tilde{\alpha}_{12}$ І $\tilde{x}_2 \in \tilde{\alpha}_{22}$ І $\tilde{x}_3 \in \tilde{\alpha}_{32}$ ТО
 $\tilde{y} \in \tilde{\beta}_3 (F^8)$,

де F^r – коефіцієнти нечітких правил R^r .

Наприклад, нечітке правило R^2 відповідає наступному знанню: якщо глибина знаходження в червоній зоні буфера запасів велика і перебування в червоній зоні буфера запасів довге, і перебування в зеленій зоні буфера запасів недовге, то збільшити розмір буфера запасів.

1.3. Фазифікація. Визначимо ступінь істинності кожної підумови кожного правила за допомогою функції належності $\mu_{\tilde{A}_{ij}}(x_i)$.

Як функції належності підумов була обрана логістична функція (відповідає логістичному розподілу) та її заперечення, тобто

$$\begin{aligned}\mu_{\tilde{A}_{11}}(x_1) &= \left(1 + \exp\left[-\left(\frac{x_1 - m_{11}}{\sigma_{11}}\right)\right]\right)^{-1}, \\ \mu_{\tilde{A}_{21}}(x_2) &= \left(1 + \exp\left[-\left(\frac{x_2 - m_{21}}{\sigma_{21}}\right)\right]\right)^{-1}, \\ \mu_{\tilde{A}_{31}}(x_3) &= \left(1 + \exp\left[-\left(\frac{x_3 - m_{31}}{\sigma_{31}}\right)\right]\right)^{-1}, \\ \mu_{\tilde{A}_{32}}(x_3) &= 1 - \mu_{\tilde{A}_{31}}(x_3) = \left(1 + \exp\left[-\left(\frac{x_3 - m_{11}}{-\sigma_{11}}\right)\right]\right)^{-1}, \\ \mu_{\tilde{A}_{22}}(x_2) &= 1 - \mu_{\tilde{A}_{21}}(x_2) = \left(1 + \exp\left[-\left(\frac{x_2 - m_{21}}{-\sigma_{21}}\right)\right]\right)^{-1}, \\ \mu_{\tilde{A}_{32}}(x_3) &= 1 - \mu_{\tilde{A}_{31}}(x_3) = \left(1 + \exp\left[-\left(\frac{x_3 - m_{31}}{-\sigma_{31}}\right)\right]\right)^{-1}\end{aligned}$$

де m_{ij} – параметр локації,

σ_{ij} – параметр масштабу.

1.4. Агрегування підумов. Функції належності умов враховують усі можливі стани буфера запасів (усі можливі комбінації значень лінгвістичних змінних) та визначаються у вигляді

$$\begin{aligned}\mu_{\tilde{A}^1}(\bar{x}) &= \mu_{\tilde{A}_{11}}(x_1)\mu_{\tilde{A}_{21}}(x_2)\mu_{\tilde{A}_{31}}(x_3), \\ \mu_{\tilde{A}^2}(\bar{x}) &= \mu_{\tilde{A}_{11}}(x_1)\mu_{\tilde{A}_{21}}(x_2)\mu_{\tilde{A}_{32}}(x_3), \\ \mu_{\tilde{A}^3}(\bar{x}) &= \mu_{\tilde{A}_{11}}(x_1)\mu_{\tilde{A}_{22}}(x_2)\mu_{\tilde{A}_{31}}(x_3), \\ \mu_{\tilde{A}^4}(\bar{x}) &= \mu_{\tilde{A}_{11}}(x_1)\mu_{\tilde{A}_{22}}(x_2)\mu_{\tilde{A}_{32}}(x_3), \\ \mu_{\tilde{A}^5}(\bar{x}) &= \mu_{\tilde{A}_{12}}(x_1)\mu_{\tilde{A}_{21}}(x_2)\mu_{\tilde{A}_{31}}(x_3),\end{aligned}$$

$$\mu_{\tilde{A}^6}(\bar{x}) = \mu_{\tilde{A}_{12}}(x_1)\mu_{\tilde{A}_{21}}(x_2)\mu_{\tilde{A}_{32}}(x_3),$$

$$\mu_{\tilde{A}^7}(\bar{x}) = \mu_{\tilde{A}_{12}}(x_1)\mu_{\tilde{A}_{22}}(x_2)\mu_{\tilde{A}_{31}}(x_3),$$

$$\mu_{\tilde{A}^8}(\bar{x}) = \mu_{\tilde{A}_{12}}(x_1)\mu_{\tilde{A}_{22}}(x_2)\mu_{\tilde{A}_{32}}(x_3)$$

або у вигляді

$$\mu_{\tilde{A}^1}(\bar{x}) = \max\{0, \mu_{\tilde{A}_{11}}(x_1) + \mu_{\tilde{A}_{21}}(x_2) + \mu_{\tilde{A}_{31}}(x_3) - 2\}$$

$$\mu_{\tilde{A}^2}(\bar{x}) = \max\{0, \mu_{\tilde{A}_{11}}(x_1) + \mu_{\tilde{A}_{21}}(x_2) + \mu_{\tilde{A}_{32}}(x_3) - 2\}$$

$$\mu_{\tilde{A}^3}(\bar{x}) = \max\{0, \mu_{\tilde{A}_{11}}(x_1) + \mu_{\tilde{A}_{22}}(x_2) + \mu_{\tilde{A}_{31}}(x_3) - 2\}$$

$$\mu_{\tilde{A}^4}(\bar{x}) = \max\{0, \mu_{\tilde{A}_{11}}(x_1) + \mu_{\tilde{A}_{22}}(x_2) + \mu_{\tilde{A}_{32}}(x_3) - 2\}$$

$$\mu_{\tilde{A}^5}(\bar{x}) = \max\{0, \mu_{\tilde{A}_{12}}(x_1) + \mu_{\tilde{A}_{21}}(x_2) + \mu_{\tilde{A}_{31}}(x_3) - 2\}$$

$$\mu_{\tilde{A}^6}(\bar{x}) = \max\{0, \mu_{\tilde{A}_{12}}(x_1) + \mu_{\tilde{A}_{21}}(x_2) + \mu_{\tilde{A}_{32}}(x_3) - 2\}$$

$$\mu_{\tilde{A}^7}(\bar{x}) = \max\{0, \mu_{\tilde{A}_{12}}(x_1) + \mu_{\tilde{A}_{22}}(x_2) + \mu_{\tilde{A}_{31}}(x_3) - 2\}$$

$$\mu_{\tilde{A}^8}(\bar{x}) = \max\{0, \mu_{\tilde{A}_{12}}(x_1) + \mu_{\tilde{A}_{22}}(x_2) + \mu_{\tilde{A}_{32}}(x_3) - 2\}$$

1.5. Активізація висновків. Функції належності висновків пов'язують з усіма можливими станами буфера запасів (усі можливі комбінації значень лінгвістичних змінних) відповідні їм дії та визначаються у вигляді

$$\mu_{\tilde{C}^1}(\bar{x}, z) = \mu_{\tilde{A}^1}(\bar{x})\mu_{\tilde{B}_4}(z)F^1,$$

$$\mu_{\tilde{C}^2}(\bar{x}, z) = \mu_{\tilde{A}^2}(\bar{x})\mu_{\tilde{B}_1}(z)F^2,$$

$$\mu_{\tilde{C}^3}(\bar{x}, z) = \mu_{\tilde{A}^3}(\bar{x})\mu_{\tilde{B}_4}(z)F^3,$$

$$\mu_{\tilde{C}^4}(\bar{x}, z) = \mu_{\tilde{A}^4}(\bar{x})\mu_{\tilde{B}_1}(z)F^4,$$

$$\mu_{\tilde{C}^5}(\bar{x}, z) = \mu_{\tilde{A}^5}(\bar{x})\mu_{\tilde{B}_4}(z)F^5,$$

$$\mu_{\tilde{C}^6}(\bar{x}, z) = \mu_{\tilde{A}^6}(\bar{x})\mu_{\tilde{B}_1}(z)F^6,$$

$$\mu_{\tilde{C}^7}(\bar{x}, z) = \mu_{\tilde{A}^7}(\bar{x})\mu_{\tilde{B}_2}(z)F^7,$$

$$\mu_{\tilde{C}^8}(\bar{x}, z) = \mu_{\tilde{A}^8}(\bar{x})\mu_{\tilde{B}_3}(z)F^8$$

або у вигляді

$$\mu_{\tilde{C}^1}(\bar{x}, z) = \max\{0, \mu_{\tilde{A}^1}(\bar{x}) + \mu_{\tilde{B}_4}(z) - 1\}F^1,$$

$$\mu_{\tilde{C}^2}(\bar{x}, z) = \max\{0, \mu_{\tilde{A}^2}(\bar{x}) + \mu_{\tilde{B}_1}(z) - 1\}F^2,$$

$$\mu_{\tilde{C}^3}(\bar{x}, z) = \max\{0, \mu_{\tilde{A}^3}(\bar{x}) + \mu_{\tilde{B}_4}(z) - 1\}F^3,$$

$$\mu_{\tilde{C}^4}(\bar{x}, z) = \max\{0, \mu_{\tilde{A}^4}(\bar{x}) + \mu_{\tilde{B}_1}(z) - 1\}F^4,$$

$$\mu_{\tilde{C}^5}(\bar{x}, z) = \max\{0, \mu_{\tilde{A}^5}(\bar{x}) + \mu_{\tilde{B}_4}(z) - 1\}F^5,$$

$$\mu_{\tilde{C}^6}(\bar{x}, z) = \max\{0, \mu_{\tilde{A}^6}(\bar{x}) + \mu_{\tilde{B}_1}(z) - 1\}F^6,$$

$$\mu_{\tilde{C}^7}(\bar{x}, z) = \max\{0, \mu_{\tilde{A}^7}(\bar{x}) + \mu_{\tilde{B}_2}(z) - 1\}F^7,$$

$$\mu_{\tilde{C}^8}(\bar{x}, z) = \max\{0, \mu_{\tilde{A}^8}(\bar{x}) + \mu_{\tilde{B}_3}(z) - 1\}F^8.$$

У цій роботі функції належності $\mu_{B_k}(z)$ визначені як

$$\mu_{B_1}(z) = [z = 1] = \begin{cases} 1, & z = 1 \\ 0, & z \neq 1 \end{cases},$$

$$\mu_{B_2}(z) = [z = 2] = \begin{cases} 1, & z = 2 \\ 0, & z \neq 2 \end{cases},$$

$$\mu_{B_3}(z) = [z = 3] = \begin{cases} 1, & z = 3 \\ 0, & z \neq 3 \end{cases},$$

$$\mu_{B_4}(z) = [z = 4] = \begin{cases} 1, & z = 4 \\ 0, & z \neq 4 \end{cases}.$$

1.6. Агрегування висновків. Функція належності підсумкового висновку визначається як

$$\mu_{\tilde{C}}(\bar{x}, z) = \max\{\mu_{\tilde{C}_1}(\bar{x}, z), \dots, \mu_{\tilde{C}_8}(\bar{x}, z)\}.$$

1.7. Дефазифікація. Для отримання номера виду дії, що змінює розмір буфера запасів, використовується метод максимуму функції належності

$$z^* = \arg \max_z \mu_{\tilde{C}}(\bar{x}, z).$$

2. Створення математичних моделей штучної нейро-нечіткої мережі динамічного управління буфером запасів. Для динамічного управління буфером запасів у роботі набули подальшого вдосконалення математичні моделі штучної нейронної мережі за рахунок використання пі-сигма та сигма-сигма нейронів, що дозволяє моделювати етапи нечіткого логічного висновку, який визначає структуру моделей. Враховуючи, що в цій роботі функції належності $\mu_{B_k}(z) = [z = k] = \begin{cases} 1, & z = k \\ 0, & z \neq k \end{cases}$, то $\mu_{B_k}(z)$ замінюється на 1 і етап активізації поєднується з етапом агрегування висновків, що спрощує моделювання нечіткого логічного висновку.

Структура моделі штучної нейро-нечіткої мережі як графа представлена на рисунку 1.

Вхідний (нульовий) шар містить три нейрони (відповідає кількості вхідних змінних). Перший прихований шар реалізує фазифікацію та містить шість нейронів (відповідає сумі значень лінгвістичних вхідних змінних). Другий прихований шар реалізує агрегування умов і містить вісім нейронів (відповідає кількості нечітких правил). Вихідний (третій) шар реалізує активізацію та агрегування висновків і містить чотири нейрони (відповідає кількості значень лінгвістичних вихідних змінних).

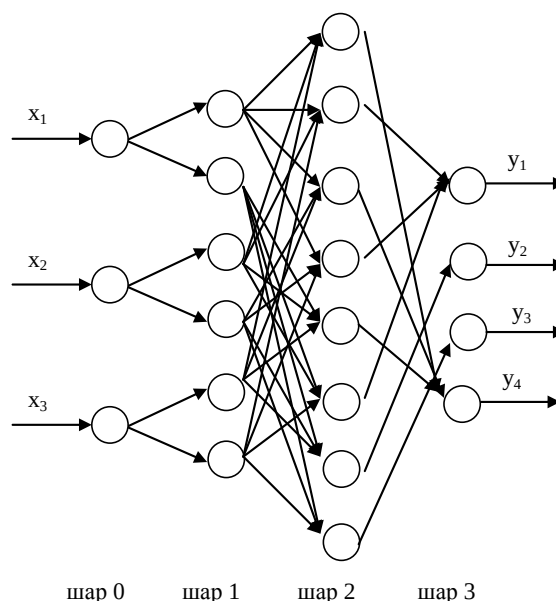


Рисунок 1. Структура моделі штучної нейро-нечіткої мережі як графа

Функціонування штучної нейро-нечіткої мережі представлено в такий спосіб.

У першому шарі обчислюються функції належності підумов

$$\mu_{\tilde{A}_{i1}}(x_i) = \left(1 + \exp \left[- \left(\frac{x_i - m_{i1}}{\sigma_{i1}} \right) \right] \right)^{-1}, \quad i \in \overline{1, I},$$

$$\mu_{\tilde{A}_{i2}}(x_i) = 1 - \mu_{\tilde{A}_{i1}}(x_i) = \left(1 + \exp \left[- \left(\frac{x_i - m_{i1}}{-\sigma_{i1}} \right) \right] \right)^{-1}, \quad i \in \overline{1, I}.$$

У другому шарі обчислюються функції належності умов на основі:

– лінійної функції активації та пі-сигма нейрона

$$\mu_{\tilde{A}^r}(\bar{x}) = \text{Id}(s_r^{(2)}) = s_r^{(2)}, \quad s_r^{(2)} = \prod_{i=1}^I \sum_{j=1}^{J_i} w_{ij}^r \mu_{\tilde{A}_{ij}}(x_i), \quad r \in \overline{1, K};$$

– ReLU функції активації та сигма-сигма нейрона

$$\mu_{\tilde{A}^r}(\bar{x}) = \text{ReLU}(s_r^{(2)}) = \max\{0, s_r^{(2)}\},$$

$$s_r^{(2)} = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^{J_i} w_{ij}^r \mu_{\tilde{A}_{ij}}(x_i) - (I - 1), \quad r \in \overline{1, K},$$

$$w_{11}^1 = 1, \quad w_{12}^1 = 0, \quad w_{21}^1 = 1, \quad w_{22}^1 = 0,$$

$$w_{31}^1 = 1, \quad w_{32}^1 = 0,$$

$$w_{11}^2 = 1, \quad w_{12}^2 = 0, \quad w_{21}^2 = 1, \quad w_{22}^2 = 0,$$

$$w_{31}^2 = 0, \quad w_{32}^2 = 1,$$

$$\begin{aligned}
w_{11}^3 &= 1, w_{12}^3 = 0, w_{21}^3 = 0, w_{22}^3 = 1, \\
w_{31}^3 &= 1, w_{32}^3 = 0, \\
w_{11}^4 &= 1, w_{12}^4 = 0, w_{21}^4 = 0, w_{22}^4 = 1, \\
w_{31}^4 &= 0, w_{32}^4 = 1, \\
w_{11}^5 &= 0, w_{12}^5 = 1, w_{21}^5 = 1, w_{22}^5 = 0, \\
w_{31}^5 &= 1, w_{32}^5 = 0, \\
w_{11}^6 &= 0, w_{12}^6 = 1, w_{21}^6 = 1, w_{22}^6 = 0, \\
w_{31}^6 &= 0, w_{32}^6 = 1, \\
w_{11}^7 &= 0, w_{12}^7 = 1, w_{21}^7 = 0, w_{22}^7 = 1, \\
w_{31}^7 &= 1, w_{32}^7 = 0, \\
w_{11}^8 &= 0, w_{12}^8 = 1, w_{21}^8 = 0, w_{22}^8 = 1, \\
w_{31}^8 &= 0, w_{32}^8 = 1.
\end{aligned}$$

У третьому шарі обчислюються функції належності підсумкового висновку на основі тахout функції активації

$$y_z = \mu_{\tilde{C}}(\bar{x}, z) = \max_r \{s_{zr}^{(3)}\},$$

$$s_{zr}^{(3)} = w_r^z \mu_{\tilde{A}_r}(\bar{x}), z \in \overline{1, Z}, r \in \overline{1, K},$$

$$w_1^1 = 0, w_2^1 = F^2, w_3^1 = 0, w_4^1 = F^4,$$

$$w_5^1 = 0, w_6^1 = F^6, w_7^1 = 0, w_8^1 = 0,$$

$$w_1^2 = 0, w_2^2 = 0, w_3^2 = 0, w_4^2 = 0,$$

$$w_5^2 = 0, w_6^2 = 0, w_7^2 = F^7, w_8^2 = 0,$$

$$w_1^3 = 0, w_2^3 = 0, w_3^3 = 0, w_4^3 = 0,$$

$$w_5^3 = 0, w_6^3 = 0, w_7^3 = 0, w_8^3 = F^8,$$

$$w_1^4 = F^1, w_2^4 = 0, w_3^4 = F^3, w_4^4 = 0,$$

$$w_5^4 = F^5, w_6^4 = 0, w_7^4 = 0, w_8^4 = 0.$$

Таким чином, математична модель штучної нейро-нечіткої мережі на основі тахout та лінійної функції активації, пі, пі-сигма та інвертованих пі нейронів представлена у вигляді

$$\begin{aligned}
y_z = \mu_{\tilde{C}}(\bar{x}, z) &= \max_r \left\{ w_r^z \left(\prod_{i=1}^I \sum_{j=1}^{J_i} w_{ij}^r \mu_{\tilde{A}_{ij}}(x_i) \right) \right\}, \\
z &\in \overline{1, Z}, r \in \overline{1, K}.
\end{aligned} \quad (1)$$

Таким чином, математична модель штучної нейро-нечіткої мережі на основі тахout і ReLU функції активації, сигма-сигма та сигма нейронів представлена у вигляді

$$\begin{aligned}
y_z = \mu_{\tilde{C}}(\bar{x}, z) &= \\
&= \max_r \left\{ w_r^z \max \left\{ 0, \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^{J_i} w_{ij}^r \mu_{\tilde{A}_{ij}}(x_i) - (I-1) \right\} \right\}, \\
z &\in \overline{1, Z}, r \in \overline{1, K}.
\end{aligned} \quad (2)$$

Для прийняття рішення щодо вибору дії для моделей (1), (2) використовується метод максимуму функції належності

$$z^* = \arg \max_z y_z = \arg \max_z \mu_{\tilde{C}}(\bar{x}, z), z \in \overline{1, Z}.$$

3. Вибір критеріїв оцінки ефективності математичних моделей штучної нейро-нечіткої мережі динамічного управління буфером запасів. У роботі для оцінки параметричної ідентифікації математичних моделей штучної нейро-нечіткої мережі (1), (2) вибрано:

– критерій точності, який означає вибір таких значень параметрів $\theta = (F^1, \dots, F^K, m_{11}, \dots, m_{IJ}, \sigma_{11}, \dots, \sigma_{IJ})$, які доставляють мінімум середньоквадратичної помилки (різниця виходу за моделлю та бажаного виходу)

$$F = \frac{1}{2P} \sum_{p=1}^P \sum_{z=1}^Z (y_{pz} - d_{pz})^2 \rightarrow \min_{\theta}, \quad (3)$$

де d_{pz} – відгук, отриманий з об'єкта управління, $d_{pz} \in \{0,1\}$,

y_{pz} – відгук, отриманий за моделлю,

P – кількість тестових реалізацій;

– критерій надійності, який означає вибір таких значень параметрів $\theta = (F^1, \dots, F^K, m_{11}, \dots, m_{IJ}, \sigma_{11}, \dots, \sigma_{IJ})$, які доставляють мінімум ймовірності прийняття неправильного рішення (різниця виходу за моделлю та бажаного виходу)

$$F = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \left[\arg \max_{z \in \overline{1, Z}} y_{pz} \neq \arg \max_{z \in \overline{1, Z}} d_{pz} \right] \rightarrow \min_{\theta}, \quad (4)$$

$$\left[\arg \max_{z \in \overline{1, Z}} y_{pz} \neq \arg \max_{z \in \overline{1, Z}} d_{pz} \right] =$$

$$= \begin{cases} 1, & \arg \max_{z \in \overline{1, Z}} y_{pz} \neq \arg \max_{z \in \overline{1, Z}} d_{pz}; \\ 0, & \arg \max_{z \in \overline{1, Z}} y_{pz} = \arg \max_{z \in \overline{1, Z}} d_{pz}; \end{cases}$$

– критерій швидкодії, що означає вибір таких значень параметрів $\theta = (F^1, \dots, F^K, m_{11}, \dots, m_{IJ}, \sigma_{11}, \dots, \sigma_{IJ})$, які доставляють мінімум обчислювальної складності

$$F = T \rightarrow \min_{\theta}. \quad (5)$$

4. Ідентифікація параметрів математичних моделей штучної нейро-нечіткої мережі динамічного управління буфером запасів на основі методу зворотного поширення в пакетному режимі. Для ідентифікації пара-

метрів математичних моделей штучної нейронної мережі динамічного управління буфером запасів (1), (2) у роботі набула подальшого удосконалення процедура визначення цих параметрів на основі градієнтного спуску за рахунок обчислення лише вектора параметрів $\theta = (F^1, \dots, F^K, m_{11}, \dots, m_{I1}, \sigma_{11}, \dots, \sigma_{I1})$ і пакетного режиму навчання для прискорення навчання, яка передбачає виконання таких етапів:

1. Ініціалізація за допомогою рівномірного розподілу на інтервалі (0,1) локацій m_{ij} , масштабів σ_{ij} , ваги F^r , $i \in \overline{1, I}$, $j \in \overline{1, J_i}$, $r \in \overline{1, K}$.

2. Задання навчальної множини $\{(\bar{x}_p, \bar{d}_p) | \bar{x}_p \in R^I, \bar{d}_p \in \{0,1\}^I\}$, $p \in \overline{1, P}$, де $\bar{x}_p$ – p -й нормований навчальний вхідний вектор, $\bar{d}_p$ – p -й навчальний вихідний вектор, I – кількість вхідних змінних, P – потужність навчальної множини. Номер ітерації $n=1$.

3. Обчислення вихідного сигналу (прямий хід):
за моделлю (1)

$$y_{pz} = \mu_{\tilde{C}}(\bar{x}_p, z) = \max_r \left\{ w_r^z \left(\prod_{i=1}^I \sum_{j=1}^{J_i} w_{ij}^r \mu_{\tilde{A}_{ij}}(x_{pi}) \right) \right\},$$

$$p \in \overline{1, P}, z \in \overline{1, Z}, r \in \overline{1, K}$$

або за моделлю (2)

$$y_{pz} = \mu_{\tilde{C}}(\bar{x}_p, z) =$$

$$= \max_r \left\{ w_r^z \max \left\{ 0, \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^{J_i} w_{ij}^r \mu_{\tilde{A}_{ij}}(x_{pi}) - (I-1) \right\} \right\},$$

$$p \in \overline{1, P}, z \in \overline{1, Z}, r \in \overline{1, K}.$$

4. Обчислення енергії помилки на основі критерію (3)

$$E = \frac{1}{2P} \sum_{p=1}^P \sum_{z=1}^Z (y_{pz} - d_{pz})^2.$$

5. Налаштування ваги правил і параметрів функції належності (зворотний хід)

$$w_r^z = \begin{cases} w_r^z - \eta \frac{\partial E}{\partial w_r^z}, & (r, z) \in H, z \in \overline{1, Z}, \\ 0, & (r, z) \notin H \end{cases}$$

$$r \in \overline{1, K},$$

$$H = \{(2,1), (4,1), (6,1), (7,2), (8,3), (1,4), (3,4), (5,4)\}$$

$$m_{i1} = m_{i1} - \eta \frac{\partial E}{\partial m_{i1}}, i \in \overline{1, I},$$

$$\sigma_{i1} = \sigma_{i1} - \eta \frac{\partial E}{\partial \sigma_{i1}}, i \in \overline{1, I};$$

за моделлю (1)

$$\frac{\partial E}{\partial w_r^z} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \mu_{\tilde{A}_r}(\bar{x}_p) \delta_{pz},$$

$$\frac{\partial E}{\partial m_{i1}} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \frac{\partial \mu_{\tilde{A}_{ij}}}{\partial m_{i1}} \sum_{r=1}^K w_{ir}^r \text{Id}'(s_{pr}^{(2)}) \sum_{z=1}^Z (w_r^z \delta_{pz}),$$

$$\frac{\partial E}{\partial \sigma_{i1}} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \frac{\partial \mu_{\tilde{A}_{ij}}}{\partial \sigma_{i1}} \sum_{r=1}^K w_{ir}^r \text{Id}'(s_{pr}^{(2)}) \sum_{z=1}^Z (w_r^z \delta_{pz})$$

або за моделлю (2)

$$\frac{\partial E}{\partial w_r^z} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \mu_{\tilde{A}_r}(\bar{x}_p) \delta_{pz},$$

$$\frac{\partial E}{\partial m_{i1}} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \frac{\partial \mu_{\tilde{A}_{ij}}}{\partial m_{i1}} \sum_{r=1}^K w_{ir}^r \text{ReLU}'(s_{pr}^{(2)}) \sum_{z=1}^Z (w_r^z \delta_{pz}),$$

$$\frac{\partial E}{\partial \sigma_{i1}} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \frac{\partial \mu_{\tilde{A}_{ij}}}{\partial \sigma_{i1}} \sum_{r=1}^K w_{ir}^r \text{ReLU}'(s_{pr}^{(2)}) \sum_{z=1}^Z (w_r^z \delta_{pz}),$$

де η – параметр, що визначає швидкість навчання, $0 < \eta < 1$ (при великому η навчання відбувається швидше, але збільшується небезпека отримати неправильне рішення),

$$\text{Id}'(s_{pr}^{(2)}) = 1,$$

$$\text{ReLU}'(s_{pr}^{(2)}) = \begin{cases} 1, & s_{pr}^{(2)} > 0 \\ 0, & s_{pr}^{(2)} < 0 \end{cases},$$

$$\text{maxout}'(\bar{s}_{pz}^{(3)}) = \begin{cases} 1, & r = \arg \max_k \{s_{pzk}^{(3)}\} \\ 0, & r \neq \arg \max_k \{s_{pzk}^{(3)}\} \end{cases}, k \in \overline{1, K},$$

$$\frac{\partial \mu_{\tilde{A}_{i1}}}{\partial m_{i1}} = \mu_{\tilde{A}_{i1}}(x_{pi})(1 - \mu_{\tilde{A}_{i1}}(x_{pi})) \frac{1}{\sigma_{i1}},$$

$$\frac{\partial \mu_{\tilde{A}_{i1}}}{\partial \sigma_{i1}} = \mu_{\tilde{A}_{i1}}(x_{pi})(1 - \mu_{\tilde{A}_{i1}}(x_{pi})) \left(\frac{x_{pi} - m_{i1}}{(\sigma_{i1})^2} \right),$$

$$\delta_{pz} = \text{maxout}'(\bar{s}_{pz}^{(3)})(y_{pz} - d_{pz}).$$

6. Перевірка умови завершення. Якщо $E > \varepsilon$, то збільшити номер ітерації n , перехід до 3. Значення ε обчислюється експериментально.

5. Алгоритм ідентифікації параметрів математичних моделей штучної нейронної мережі динамічного управління буфером запасів на основі методу зворотного поширення в пакетному режимі. Алгоритм ідентифікації параметрів математичних моделей штучної нейронної мережі ди-

намічного управління буфером запасів на основі методу зворотного поширення в пакетному режимі, призначений для реалізації на GPU за допомогою технології CUDA, представлений на рисунку 2. Ця блок-схема функціонує таким чином.

1. Номер ітерації $n=1$, ініціалізація за допомогою рівномірного розподілу на інтервалі $(0,1)$ математичних очікувань m_{ij} , середньоквадратичних відхилень σ_{ij} , $i \in \overline{1, I}$, $j \in \overline{1, J}$.

2. Задання навчальної множини

$$\{(\bar{x}_p, \bar{d}_p) | \bar{x}_p \in R^I, \bar{d}_p \in \{0,1\}^I\}, p \in \overline{1, P},$$

де $\bar{x}_p$ – p -й нормований навчальний вхідний вектор,

$\bar{d}_p$ – p -й навчальний вихідний вектор,

I – кількість вхідних змінних,

P – потужність навчальної множини.

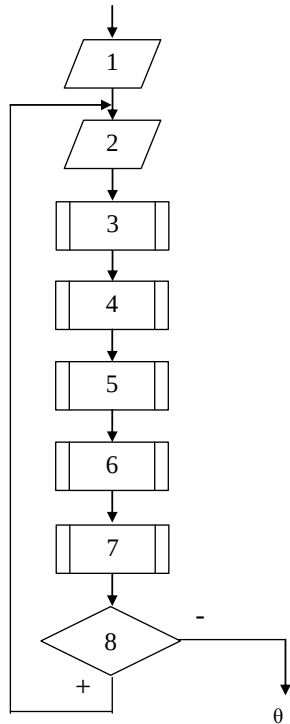


Рисунок 2. Блок-схема алгоритму ідентифікації параметрів математичних моделей штучної нейро-нечіткої мережі динамічного управління буфером запасів на основі методу зворотного поширення в пакетному режимі

3. Обчислення вихідного сигналу за моделлю (1) або (2), використовуючи ZP ниток, які згруповані в Z блоків. Кожна нитка обчислює y_{pz} .

4. Обчислення енергії помилки на основі критерію (3), використовуючи ZP ниток,

які згруповані у Z блоків. У кожному блоці, враховуючи паралельну редукцію, обчислюється часткова сума з P елементів виду $\frac{(y_{pz} - d_{pz})^2}{2P}$. Часткові суми, отримані у кожному блоці, складаються.

5. Налаштування ваги правил, використовуючи KP ниток, які згруповані в K блоків. У кожному блоці на основі паралельної редукції обчислюється сума із P елементів виду $\frac{\mu_{\tilde{A}^r}(\bar{x}_p)\delta_{pz}}{P}$.

6. Налаштування параметрів m_{il} функції належності, використовуючи IP ниток, які згруповані в I блоків. У кожному блоці на основі паралельної редукції обчислюється сума із P елементів виду $\frac{\partial \mu_{\tilde{A}_{ij}}}{\partial m_{il}} \sum_{r=1}^K w_{il}^r \text{Id}'(s_{pr}^{(2)}) \sum_{z=1}^Z (w_r^z \delta_{pz})$ для моделі (1)

або $\frac{\partial \mu_{\tilde{A}_{ij}}}{\partial m_{il}} \sum_{r=1}^K w_{il}^r \text{ReLU}'(s_{pr}^{(2)}) \sum_{z=1}^Z (w_r^z \delta_{pz})$ для моделі (2).

7. Налаштування параметрів σ_{il} функції належності, використовуючи IP ниток, які згруповані в I блоків. У кожному блоці на основі паралельної редукції обчислюється сума із P елементів виду $\frac{\partial \mu_{\tilde{A}_{ij}}}{\partial \sigma_{il}} \sum_{r=1}^K w_{il}^r \text{Id}'(s_{pr}^{(2)}) \sum_{z=1}^Z (w_r^z \delta_{pz})$ для моделі (1)

або $\frac{\partial \mu_{\tilde{A}_{ij}}}{\partial \sigma_{il}} \sum_{r=1}^K w_{il}^r \text{ReLU}'(s_{pr}^{(2)}) \sum_{z=1}^Z (w_r^z \delta_{pz})$ для моделі (2).

8. Перевірка умови завершення. Якщо $E > \varepsilon$, то $n=n+1$, перехід до 3.

Результати дослідження. Чисельне дослідження запропонованих математичних моделей штучної нейро-нечіткої мережі та звичайного багатошарового перцептрона проводилося в пакеті Matlab з використанням Deep Learning Toolbox (для ідентифікації параметрів моделі багатошарового перцептрона на основі зворотного поширення), Fuzzy Logic Toolbox (для ідентифікації параметрів запропонованої моделі штучної нейро-нечіткої мережі (1) та (2) на основі зворотного поширення).

У таблиці 1 наведено обчислювальні складності, середньоквадратичні помилки (Mean Square Error, MSE), ймовірності прийняття неправильних рішень з динамічного управління буфером запасів, отримані на основі набору даних логістичної компанії «Ecol Ukraine» за допомогою штучної нейронної мережі типу багат шаровий перцептрон (MLP) та нейронна мережа з радіально-

базисними функціями (RBFNN) зі зворотним поширенням (BP), та запропонованих моделей (1) та (2) зі зворотним поширенням (BP). При цьому MLP мав два приховані шари (кожен складався з шести нейронів, як і вхідний шар), RBFNN мала один прихований шар з 12 нейронів, P – потужність навчальної множини, N – кількість виконаних ітерацій.

Таблиця 1. Обчислювальна складність, середньоквадратична помилка, ймовірність прийняття неправильних рішень щодо динамічного управління буфером запасів

Модель та метод ідентифікації параметрів	MSE	Ймовірність прийняття неправильного рішення	Обчислювальна складність
MLP з BP з логістичною функцією активації без використання CUDA	0.50	0.20	$T=PN$
RBFNN з BP в пакетному режимі з функцією активації Гауса без використання CUDA	0.40	0.15	$T=PN$
Авторська модель (1) з BP в пакетному режимі з логістичною функцією належності з використанням CUDA	0.10	0.07	$T=N$
Авторська модель (2) з BP в пакетному режимі з логістичною функцією належності з використанням CUDA	0.20	0.10	$T=N$

Обговорення результатів. На основі проведених експериментів було встановлено, що:

1. Для збільшення буфера запасів на 1/3 необхідно, щоб виконувалася хоча б одна з двох умов:

– глибина перебування у червоній зоні буфера запасів становила щонайменше половину цієї зони, тобто кількість запасів не більша за половину цієї зони (параметри функції належності $m_{11} \approx x_1^{\min} + \frac{x_1^{\max} - x_1^{\min}}{6}$, $\sigma_{11} \approx -0.05$, де $x_1^{\min}$ – мінімальна кількість запасів товару (межа між чорною та червоною зонами буфера запасів), $x_1^{\max}$ – максимальна кількість запасів товару (межа між зеленою та синьою зонами буфера запасів));

– тривалість знаходження у червоній зоні буфера запасів становила щонайменше чотири дні (параметри функції належності $m_{21} \approx 4$, $\sigma_{21} \approx 0.05$).

2. Для зменшення буфера запасів на 1/3 необхідно, щоб тривалість знаходження в зеленій зоні буфера запасів становила не менше чотирьох днів (параметри функції належності $m_{31} \approx 4$, $\sigma_{31} \approx 0.05$).

Відповідно до даних таблиці 1 найкращі результати дає модель (1) з ідентифікацією параметрів на основі зворотного поширення (BP).

На основі проведених експериментів можна зробити наступні висновки.

MLP та RBFNN мають у прихованому шарі функції активації лише одного типу (логістичну та Гауса відповідно), що знижує точність класифікації.

Кількість нейронів у прихованому шарі MLP та RBFNN не автоматизована і визначається емпіричним шляхом, що знижує точність класифікації та швидкість ідентифікації параметрів моделі.

Запропоновані моделі дозволяють усунути ці недоліки.

Висновки:

1. Для вирішення проблеми підвищення ефективності динамічного управління буфером запасів було досліджено відповідні методи штучного інтелекту. Ці дослідження показали, що на сьогоднішній день найефективнішим є використання штучних нейронних мереж у поєднанні з системою нечіткого виведення.

2. Новизна дослідження полягає в удосконаленні методу динамічного управління буфером запасів, який, на відміну від існуючих, використовує нечітку логіку та штучні нейронні мережі, що забезпечує представлення знань про управління буфером запасів у вигляді правил з лінгвістичними конструкціями, які є легкодоступними для розуміння людиною; зменшує обчислювальну складність,

середньоквадратичну помилку та ймовірність прийняття неправильного рішення за рахунок автоматичного вибору структури моделі, зменшення ймовірності попадання в локальний екстремум та використання технології паралельної обробки інформації для зворотного поширення в пакетному режимі.

3. Практичне значення роботи полягає в тому, що запропонований метод нейро-нечіткого динамічного управління буфером запасів за рахунок використання нечіткої логіки та штучних нейронних мереж забезпечує ймовірність неправильного прийняття рішень з динамічного управління буфером запасів 0.07, а середньоквадратичну помилку – 0.10.

4. Подальшими перспективами дослідження є використання запропонованого методу нейро-нечіткого динамічного управління буфером запасів для різних інтелектуальних систем управління динамічними об'єктами природною мовою.

Список використаних джерел / References

- [1] U. P. Nagarkatte and N. Oley, *Theory of Constraints and Thinking Processes for Creative Thinkers: Creative Problem Solving*. Boca Raton, FL: CRC Press, 2018.
- [2] B. Sproull, *Theory of Constraints, Lean, and Six Sigma Improvement Methodology: Making the Case for Integration*. London: CRC Press, 2019.
- [3] J. F. Cox, and J. G. Schleher, *Theory of Constraints Handbook*. New York, NY: McGraw-Hill, 2010.
- [4] E. M. Goldratt, "My saga to improve production", *Selected Readings Constraints Management*. Falls Church, VA: APICS, 1996, pp. 43-48.
- [5] E. M. Goldratt, *Production: The TOC Way*. MA: North River Press, 2003.
- [6] S. N. Sivanandam, S. Sumathi, and S. N. Deepa, *Introduction to Neural Networks using Matlab 6.0*. New Delhi: The McGraw-Hill Comp., Inc., 2006.
- [7] S. Haykin, *Neural Networks and Learning Machines*. Upper Saddle River, New Jersey: Pearson Education, Inc., 2009.
- [8] K.-L. Du, and K. M. S. Swamy, *Neural Networks and Statistical Learning*. London: Springer-Verlag, 2014.
- [9] E. Fedorov, O. Nechyporenko, and T. Utkina, "Forecast method for natural language constructions based on a modified gated recursive block", *CEUR Workshop Proceedings*, vol. 2604, pp. 199-214, 2020.
- [10] Z. Zhang, Z. Tang, and C. Vairappan, "A novel learning method for Elman neural network using local search", *Neural Information Processing – Letters and Reviews*, vol. 11, no. 8, pp. 181-188, 2007.
- [11] R. Dey, and F. M. Salem, "Gate-variants of gated recurrent unit (GRU) neural networks", *Circuits, Systems, and Neural Networks (CSANN) LAB, Department of Electrical and Computer Engineering Michigan State University, East Lansing, USA, Tech. Report. MI 48824-1226, arXiv: 1701.05923*, 2017.
- [12] K. Cho, B. van Merriënboer, C. Gulcehre, F. Bougares, H. Schwenk, and Y. Bengio, "Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation", in *Proc. Conf. on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, 2014, pp. 1724-1734.
- [13] H. Jaeger, W. Maass, and J. C. Principe, "Special issue on echo state networks and liquid state machines", *Neural Networks*, vol. 20, no. 3, pp. 287-289, 2007.
- [14] A. H. S. Hamdany, R. R. O. Al-Nima, and L. H. Albak, "Translating cuneiform symbols using artificial neural network", *TELKOMNIKA Telecommunication, Computing, Electronics and Control*, vol. 19, no. 2, pp. 438-443, 2021.
- [15] A. Rotshtein, S. Shtovba, and I. Mostav, "Fuzzy rule based innovation projects estimation", in *Proc. Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS Int. Conf.*, 2001, pp. 122-126.
- [16] G. P. Reddy, Y. Deepika, K. S. Prasad, and Dr. G. K. Kumar, "Fuzzy logics associated with neural networks in the real time for better world", in *Proc. Int. Conf. on Advancements in Aeromechanical Materials for Manufacturing (ICAAMM)*, 2017, pp. 8507-8516.
- [17] V. T. Yen, Y. N. Wang, and P. V. Cuong, "Recurrent fuzzy wavelet neural networks based on robust adaptive sliding mode control for industrial robot manipulators", *Neural Computing and Applications*, vol. 31, no. 11, pp. 6925-6958, 2019.
- [18] H. Das, B. Naik, and H. S. Behera, "Medical disease analysis using neuro-fuzzy with feature extraction model for classification", *Informatics in Medicine Unlocked*, vol. 18, no. 100288, pp. 1-12, 2020.

E. E. Fedorov, Dr. Tech. Sc., Professor,
e-mail: fedorovee75@ukr.net

O. V. Nechyporenko, Ph. D., Associate Professor
e-mail: o.nechyporenko@chdtu.edu.ua
Cherkasy State Technological University
Shevchenko blvd, 460, Cherkasy, 18006, Ukraine

METHOD OF DYNAMIC MANAGEMENT OF INVENTORY BUFFER BASED ON SOFT CALCULATIONS

Currently, more and more companies seek to improve and optimize their business processes based on the implementation of the technology of the theory of constraints, which provides dynamic management of the inventory buffer and is used to manage supply chains. As a result, the relevance of the development of methods of intellectualization of the technology of the theory of constraints is increasing significantly. To date, there are no computer systems for dynamic management by the inventory buffer, which are based on soft calculations.

The aim of the work is to improve the efficiency of dynamic management of the inventory buffer by means of an artificial neuro-fuzzy network, which is trained on the basis of the back-propagation method.

In order to solve the problem of increasing the efficiency of the dynamic management of the inventory buffer, appropriate methods of artificial intelligence were investigated. Research data has shown that the most effective method today is the use of artificial neural networks in combination with a fuzzy inference system.

The paper proposes a method of dynamic management of the inventory buffer based on soft calculations. The novelty of the research is that for dynamic management of the inventory buffer a method based on fuzzy logic and an artificial neural network, and also two models of artificial neuro-fuzzy network of the dynamic management of the inventory buffer have been created, three criteria for evaluating the effectiveness of the proposed models have been selected, the parameters of the proposed models based on the method of back propagation in batch mode, oriented on the technology of information parallel processing, have been identified.

As a result of numerical study, it is established that the proposed method of neuro-fuzzy dynamic management of the inventory buffer provides a probability of incorrectly made decisions regarding the dynamic management of the inventory buffer of 0.07, and a root mean square error of 0.10.

The proposed models and procedures for their parametric identification allow to increase the speed, accuracy and reliability of decision-making. The proposed method of dynamic management of the inventory buffer based on soft calculations can be used in various intelligent systems.

Keywords: theory of constraints, artificial neural network, fuzzy inference systems, CUDA technology.