

Г. Б. РАКИТЯНСЬКА, канд. техн. наук, доц., ВНТУ, Вінниця

НЕЙРО-МЕРЕЖЕВИЙ ПІДХІД ДО НАСТРОЙКИ НЕЧІТКИХ БАЗ ЗНАНЬ НА ОСНОВІ ТРЕНДОВИХ І СПОЛУЧЕНИХ ПРАВИЛ

Пропонується підхід до настройки експертних нечітких баз знань на основі розв'язання рівнянь нечітких відношень, що дозволяє уникнути злиття або селекції правил. Суть підходу полягає у побудові та навчанні *min-max* нейро-нечіткої мережі, ізоморфної лінгвістичним розв'язкам рівнянь нечітких відношень, яка дозволяє поетапно налаштовувати структуру і параметри трендових і сполучених правил.

Ключові слова: настройка нечітких баз знань, розв'язання рівнянь нечітких відношень, *min-max* нейронна мережа.

Вступ. Налаштування класифікаційних нечітких баз знань потребує визначення кількості правил для кожного класу виходу та форм функцій належності нечітких термів у кожному правилі [1]. Використання експертних правил не може гарантувати, що структура нечіткої моделі є оптимальною і подальша настройка параметрів моделі забезпечить збіг теоретичних результатів з експериментальними даними. Нейро-мережовий підхід до настройки структури нечітких правил базується на генеруванні інтервальних правил або гіпербоксів [2]. Генерування правил у нейронних мережах на основі радіальних базисних функцій (RBF) [3], поєднане з навчанням машин опорних векторів (SVM), дозволяє визначити геометрію гіпербоксів [4]. Режим навчання у таких *min-max* нейронних мережах полягає у розширенні/стисненні гіпербоксів [2, 4]. Небажаним ефектом розширення гіпербоксів є їх перекриття, коли один образ повністю належить до двох або більше класів. Зменшення зон перекриття потребує більшої кількості гіпербоксів. Налаштування структури мережі полягає у відборі гіпербоксів шляхом їх об'єднання/розбиття, тобто злиття або селекції правил.

На сьогодні проблема оптимізації структури правил не має єдиного методичного стандарту вирішення. У цій статті пропонується підхід до настройки класифікаційних нечітких правил ЯКЦО-ТО на основі формалізації причинно-наслідкових зв'язків у термінах рівнянь нечітких відношень [5 – 7]. Причини і наслідки з'єднуються трендовими правилами [8], а міри значимостей причин і наслідків – сполученими правилами, які є якісними розв'язками рівнянь нечітких відношень для заданих класів виходу. У роботах [8 – 10] показано, що кількість правил у класі дорівнює кількості розв'язків, а форма функцій належності нечітких термів визначається мірами значимості причин. В таких правилах використовуються сполучені нечіткі терми [11], де міри значимостей причин (*підвищення, падіння*) описуються нечіткими квантифікаторами (*значне, суттєве*). При цьому експерти часто використовують сполучені терми для побудови інтервальних правил виду:

ЯКЦО *стрімке зростання* попиту (до 200 – 250 кг/добу)

І *суттєве зменшення* запасу (до 100 – 150 кг/добу)

ТО ціна *значно зростає* (до 25 – 30 грн/кг).

В цьому випадку настройка нечітких правил ототожнюється із налаштуванням експертних розв'язків системи рівнянь нечітких відношень, що дозволяє уникнути злиття або селекції правил. Суть настройки сполучених нечітких правил полягає у виборі форм функцій належності сполучених термів у лінгвістичних розв'язках системи рівнянь для кожного класу виходу.

В роботах [9, 10] нечіткі логічні рівняння розв'язувались за допомогою генетичного алгоритму, використання якого є трудомістким і неефективним при надходженні нових експериментальних даних. Задача дослідження полягає у побудові та навчанні *min-max* нейро-нечіткої мережі, ізоморфної лінгвістичним розв'язкам рівнянь нечітких відношень, яка дозволяє поетапно налаштовувати структуру і параметри трендових і сполучених правил. Для налаштування інтервальних правил узагальнений адаптивний підхід до розв'язання нечітких логічних рівнянь [12].

Мета роботи. Метою роботи є розробка нейро-мережевого підходу до настройки сполучених нечітких баз знань на основі послідовного визначення структури і параметрів нечітких відношень і правил, що дозволяє понизити складність задачі настройки класифікаційних нечітких баз знань.

Апроксимація сполученими нечіткими правилами. Розглядається об'єкт $i = \overline{1, n}$ виду $y = f(\mathbf{X})$ з n входами $\mathbf{X} = (x_1, \dots, x_n)$ і виходом y , для якого взаємозв'язок «входи - вихід» може бути представлений у вигляді системи класифікаційних нечітких правил [1]:

$$\bigcup_{p=1, z_j} [\bigcap_{i=1, n} (x_i = a_i^{jp})] \rightarrow y = d_j, \quad j = \overline{1, m}, \quad (1)$$

де a_i^{jp} – нечіткий терм, який оцінює змінну x_i в правилі з номером jp ; d_j – нечіткий терм, який оцінює змінну y ; z_j – кількість правил, що відповідають терму d_j .

Нечітка база знань (1) може бути перетворена до множини лінгвістичних розв'язків системи рівнянь нечітких відношень шляхом переходу до сполученої системи нечітких термів. Нехай: $\{c_{i1}, \dots, c_{ik_i}\}$ – множина нечітких термів причин для оцінки параметра x_i ; $\{E_1, \dots, E_M\}$ – множина нечітких термів наслідків для оцінки параметра y . Перепозначимо $\{C_1, \dots, C_N\} = \{c_{11}, \dots, c_{1k_1}, \dots, c_{n1}, \dots, c_{nk_n}\}$, де $N = k_1 + \dots + k_n$.

Взаємозв'язок «причини – наслідки» будемо задавати системою трендових нечітких правил:

$$\bigcup_{L=1, K} [\bigcap_{i=1, n} (x_i = T_{iL})] \rightarrow y = E_J, \quad J = \overline{1, M}, \quad (2)$$

де $T_{iL} \in \{c_{i1}, \dots, c_{ik_i}\}$ – нечіткий терм причини, який описує змінну x_i у правилі L , $L = \overline{1, K}$; K – число комбінацій вхідних термів у (2).

Взаємозв'язок «правила – наслідки» будемо задавати матрицею нечітких відношень $\mathbf{R} \subseteq H_L \times E_J = [r_{LJ}, L = \overline{1, K}, J = \overline{1, M}]$, де H_L – комбінація вхідних термів у правилі L , $L = \overline{1, K}$; r_{LJ} – вага правила. Взаємозв'язок «причини – правила» будемо задавати матрицею відношень $\mathbf{V} \subseteq C_I \times H_L = [v_{IL}, I = \overline{1, N}, L = \overline{1, K}]$, де v_{IL} – вага терму, $v_{iL} = 1(0)$ якщо терм c_i присутній (відсутній) у комбінації причин H_L .

За наявності матриць \mathbf{R} і \mathbf{V} нечіткій базі знань (2) відповідає ієрархічна система рівнянь нечітких відношень з *max-min* і двоїстим *min-max* правилами композиції [7], яка зв'язує функції належності нечітких термів причин і наслідків:

$$\mu^{E_j} = \max_{L=1, \overline{K}} (\min(\mu^{H_L}, r_{Lj})), \quad j = \overline{1, M}, \quad (3)$$

$$\mu^{H_L} = \min_{I=1, \overline{N}} (\max(\mu^{C_I}, \bar{v}_{LI})), \quad L = \overline{1, K}, \quad (4)$$

або

$$\mu^{E_j} = \max_{L=1, \overline{K}} [\min(\min_{i=1, n} (\mu^{T_{iL}}(x_i)), r_{Lj})]. \quad (5)$$

Тут $\mu^C = (\mu^{C_1}, \dots, \mu^{C_N})$ – вектор мір значимостей причин; $\mu^E = (\mu^{E_1}, \dots, \mu^{E_M})$ – вектор мір значимостей наслідків; $\mu^H = (\mu^{H_1}, \dots, \mu^{H_K})$ – вектор мір значимостей комбінацій причин; $\mu^{T_{iL}}(x_i)$ – функція належності змінної x_i до терму T_{iL} у комбінації причин H_L .

Для кожного класу d_j множина розв'язків системи рівнянь (5) може бути представлена у вигляді системи сполучених правил, яка еквівалентна системі (1):

$$\bigcup_{p=1, z_j} \bigcap_{i=1, n} \{\mu^{A_i^{jp}}(x_i) = \alpha_i^{jp}\} \rightarrow y = d_j, \quad j = \overline{1, m}, \quad (6)$$

де A_i^{jp} – нечіткий терм причини, який оцінює змінну x_i в правилі з номером jp ; α_i^{jp} – нечіткий квантифікатор, який описує міру значимості $\mu^{A_i^{jp}}$ в правилі з номером $p = \overline{1, z_j}$.

Шляхом переходу від термів α_i^{jp} , що описують міри значимостей $\mu^{A_i^{jp}}$, до термів a_i^{jp} , що описують змінні x_i , система правил (6) переписується у вигляді:

$$\bigcup_{p=1, z_j} \bigcap_{i=1, n} (x_i = (A_i^{jp}, \alpha_i^{jp})) \rightarrow y = d_j, \quad j = \overline{1, m}, \quad (7)$$

де $a_i^{jp} = (A_i^{jp}, \alpha_i^{jp})$ – сполучений терм, що описує змінну x_i , $i = \overline{1, n}$, в правилі з номером jp .

Нечіткій базі знань (7) відповідають нечіткі логічні рівняння, які зв'язують функції належності сполучених термів у розв'язках системи (5) [1]:

$$\mu^{d_j}(y) = \max_{p=1, z_j} [w_{jp} \min_{i=1, n} \{\mu^{a_i^{jp}}(x_i)\}], \quad j = \overline{1, m}, \quad (8)$$

де $\mu^{d_j}(y)$ – функція належності змінної y до класу d_j ; $\mu^{a_i^{jp}}(x_i)$ – функція належності змінної x_i до сполученого терму $a_i^{jp} = (A_i^{jp}, \alpha_i^{jp})$; w_{jp} – вага правила з номером jp .

У нечітких логічних рівняннях використовується така функція належності нечіткого терму T [1]:

$$\mu^T(u) = 1 / (1 + ((u - \beta) / \sigma)^2), \quad (9)$$

де β – координата максимуму функції; σ – параметр концентрації.

Операція дефазифікації виконується за формулою [1]:

$$y = \frac{\sum_{j=1}^m \underline{y}_j^r \mu^{d_j}(y)}{\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)}, \quad (10)$$

де \underline{y}_j^r – границі класів d_j .

Побудова сполученої нечіткої бази знань на основі оберненого виведення. Налаштування нечітких правил (7) ототожнюється із налаштуванням експертних розв'язків (6) системи нечітких логічних рівнянь (5) для відомої матриці відношень R та якісних значень виходу $y = d_j$, $j = \overline{1, m}$. Елементами розв'язку (6)

системи рівнянь (5) є значення вхідних змінних x_i , $i = \overline{1, n}$, для яких $\mu^{A_i^{jp}}(x_i) = \alpha_i^{jp}$, $p = \overline{1, z_j}$. Будемо інтерпретувати ці значення вхідних змінних як координати максимуму функцій належності нечітких термів a_i^{jp} , що описують змінну x_i в рядку jp , $p = \overline{1, z_j}$, бази знань (7), де значенню виходу $y = d_j$, $j = \overline{1, m}$, відповідає z_j лінгвістичних розв'язків системи (5).

Вибір термів A_i^{jp} для класу d_j здійснюється шляхом розв'язання системи рівнянь (3) з *max-min* композицією. Нехай $\mu_j^H = (\mu_j^{H_1}, \dots, \mu_j^{H_K})$ – вектор мір значимостей комбінацій причин для класу $y = d_j$, $j = \overline{1, m}$. Для кожного класу $y = d_j$ необхідно знайти вектор $\mu_j^H = (\mu_j^{H_1}, \dots, \mu_j^{H_K})$, $\mu_j^{H_L} \in [0, 1]$, $L = \overline{1, K}$, який забезпечує мінімальну відстань між спостережуваними і модельними мірами значимості наслідків:

$$F_1 = \sum_{j=1}^M \left[\mu^{E_j}(d_j) - \max_{L=1, K} (\min(\mu_j^{H_L}, r_{Lj})) \right]^2 = \min_{\mu_j^H} . \quad (11)$$

Міри значимості комбінацій причин у класі d_j визначаються єдиним максимальним розв'язком $\bar{\mu}_j^H = (\bar{\mu}_j^{H_1}, \dots, \bar{\mu}_j^{H_K})$ системи рівнянь (3) [5, 6].

Визначення β -параметрів правил здійснюється шляхом розв'язання системи рівнянь (4) з *min-max* композицією. Нехай $\mathbf{v}_j = (\beta_1^j, \dots, \beta_N^j) = (\beta_{11}^j, \dots, \beta_{1k_1}^j, \dots, \beta_{n1}^j, \dots, \beta_{nk_n}^j)$ – вектор координат максимуму функцій належності нечітких термів для класу $y = d_j$, $j = \overline{1, m}$. Для кожного класу $y = d_j$ необхідно знайти вектор $\mathbf{v}_j = (\beta_1^j, \dots, \beta_N^j)$, $\beta_{il}^j \in [\underline{x}_i, \bar{x}_i]$, $i = \overline{1, n}$, який забезпечує мінімальну відстань між спостережуваними і модельними мірами значимості комбінацій причин:

$$F_2 = \sum_{j=1}^K \left[\mu_j^{H_L}(d_j) - \min_{l=1, N} (\max(\mu^{C_l}(\beta_l^j), \bar{v}_{ll})) \right]^2 = \min_{\mathbf{v}_j} . \quad (12)$$

Для кожного класу d_j , $j = \overline{1, m}$, єдиному максимальному розв'язку $\bar{\mu}_j^H$ системи (3) відповідає множина розв'язків $S_j(\mathbf{R}, d_j)$ системи (4), яка визначається єдиним мінімальним розв'язком $\underline{\mathbf{v}}_j$ і множиною максимальних розв'язків $\bar{S}_j(\bar{\mu}_j^H) = \{\bar{\mathbf{v}}_{jh}, h = \overline{1, z_j^*}\}$:

$$S_j(\mathbf{R}, d_j) = \bigcup_{\bar{\mathbf{v}}_{jh} \in \bar{S}_j} [\underline{\mathbf{v}}_j, \bar{\mathbf{v}}_{jh}] . \quad (13)$$

Тут $\underline{\mathbf{v}}_j = (\underline{\beta}_1^j, \dots, \underline{\beta}_N^j)$ і $\bar{\mathbf{v}}_{jh} = (\bar{\beta}_1^{jh}, \dots, \bar{\beta}_N^{jh})$ – вектори нижніх і верхніх границь координат максимуму β_i^{jp} .

Формування інтервалів (13) здійснюється шляхом розв'язання задач оптимізації (11), (12) з послідовним уточненням області пошуку [7, 8].

Настройка сполученої нечіткої бази знань. Співвідношення (3) – (5) і (8) – (10) визначають загальний вид нечіткої моделі об'єкта в системі правил і відношень таким чином:

$$\mu^E(\mathbf{B}_E, \Omega_E) = f_R(\mathbf{X}, \mathbf{R}, \mathbf{B}_C, \Omega_C) , \quad (14)$$

$$y = f_r(\mathbf{X}, f_{\mathbf{BZ}\Omega\mathbf{W}}(\mathbf{B}_a, \Omega_a, d, d)) , \quad (15)$$

де $\mathbf{V}_C = (\beta^{C_1}, \dots, \beta^{C_N})$, $\mathbf{\Omega}_C = (\sigma^{C_1}, \dots, \sigma^{C_N})$ і $\mathbf{V}_E = (\beta^{E_1}, \dots, \beta^{E_M})$, $\mathbf{\Omega}_E = (\sigma^{E_1}, \dots, \sigma^{E_M})$ – вектори β - і σ - параметрів функцій належності нечітких термів C_i і E_j у базі знань (2); $\mathbf{w} = (w_1, \dots, w_Z)$ – вектор ваг правил; Z – число правил у базі знань (7); $\mathbf{V}_a = (\beta^{a_1}, \dots, \beta^{a_q})$, $\mathbf{\Omega}_a = (\sigma^{a_1}, \dots, \sigma^{a_q})$ і $\mathbf{V}_d = (\beta^{d_1}, \dots, \beta^{d_m})$, $\mathbf{\Omega}_d = (\sigma^{d_1}, \dots, \sigma^{d_m})$ – вектори β - і σ - параметрів функцій належності нечітких термів a_k і d_j у базі знань (7); q – число вхідних термів у базі знань (7); F_R і F_r – оператори зв'язку «входи – вихід», що відповідають формулам (3) – (5), (9) і формулам (8) – (10), відповідно.

Нехай навчальна вибірка задана у вигляді L пар експериментальних даних $\langle \hat{\mathbf{X}}_s, \hat{\mathbf{y}}_s \rangle$, $s = \overline{1, L}$, де $\hat{\mathbf{X}}_s = (\hat{x}_1^s, \dots, \hat{x}_n^s)$ і $\hat{\mathbf{y}}_s$ – вектор значень вхідних і значення вихідної змінної в експерименті з номером s .

Настройка нечіткої моделі (14) полягає в підборі такої матриці нечітких відношень \mathbf{R} і таких векторів параметрів функцій належності входів і виходу $\mathbf{V}_C, \mathbf{\Omega}_C, \mathbf{V}_E, \mathbf{\Omega}_E$, які забезпечують мінімальну відстань між модельним і експериментальним нечіткими векторами наслідків:

$$\sum_{s=1}^L [f_R(\hat{\mathbf{X}}_s, \mathbf{R}, \mathbf{\Omega}_C, \mathbf{V}_C, \mathbf{\Omega}_E, \mathbf{V}_E)]^2 = \min_{\mathbf{R}, \mathbf{\Omega}_C, \mathbf{V}_C, \mathbf{\Omega}_E, \mathbf{V}_E} . \quad (16)$$

Настройка структури нечіткої моделі (15) полягає в підборі таких векторів координат максимуму функцій належності входів і виходу $\mathbf{V}_a, \mathbf{V}_d$, які забезпечують мінімальну відстань між модельним і експериментальним нечіткими векторами наслідків:

$$\sum_{s=1}^L [f_R(\hat{\mathbf{X}}_s, \mathbf{R}, \mathbf{\Omega}_C, \mathbf{V}_C, \mathbf{V}_a, \mathbf{V}_d, \mathbf{\Omega}_E, \mathbf{V}_E)]^2 = \min_{\mathbf{V}_a, \mathbf{V}_d} . \quad (17)$$

Настройка параметрів нечіткої моделі (15) полягає в підборі такого вектору ваг правил \mathbf{w} та векторів параметрів концентрації функцій належності входів і виходу $\mathbf{\Omega}_a, \mathbf{\Omega}_d$, які забезпечують мінімальну відстань між модельним і експериментальним виходами об'єкта:

$$\sum_{s=1}^L [f_r(\hat{\mathbf{X}}_s, \mathbf{R}, \mathbf{\Omega}_C, \mathbf{V}_C, \mathbf{\Omega}_E, \mathbf{V}_E, \mathbf{w}, \mathbf{\Omega}_a, \mathbf{\Omega}_d) - \hat{\mathbf{y}}_s]^2 = \min_{\mathbf{w}, \mathbf{\Omega}_a, \mathbf{\Omega}_d} . \quad (18)$$

Для розв'язання задач оптимізації (16) – (18) пропонується нейро-мережевий підхід.

Нейро-нечітка мережа, ізоморфна сполученій нечіткій базі знань (7), представлена на рис. 1. Нейро-нечітка модель отримана шляхом імплантації нечітких відношень і лінгвістичних розв'язків системи нечітких логічних рівнянь в нейронну мережу таким чином, що вагами дуг, які підлягають навчанню є параметри функцій належності нечітких термів причин і наслідків та нечіткі відношення, а також параметри функцій належності сполучених нечітких термів та ваги правил.

Мережа на рис. 1 навчається у три етапи. На першому етапі визначається структура і параметри трендових правил. На другому етапі налаштовується структура сполучених правил шляхом розв'язання системи рівнянь нечітких відношень (5). На третьому етапі налаштовуються параметри правил - розв'язків.

Нейро-нечітка мережа для настройки структури і параметрів трендових правил має чотири шари: *шар 1* – входи об'єкта; *шар 2* – операція фазифікації для

нечітких термів причин; *шар 3* – операція *min* для комбінацій причин; *шар 4* – операція *max* для класів виходу. Кількість вузлів визначається так: *шар 1* – по кількості входів об’єкта $x_i, i = \overline{1, n}$; *шар 2* – по кількості нечітких причин, $k_1 + \dots + k_n$; *шар 3* – по кількості комбінацій причин $H_L, L = \overline{1, K}$; *шар 4* – по кількості класів виходу $E_j, j = \overline{1, M}$.

Для настройки структури і параметрів трендових правил використовуються рекурентні співвідношення:

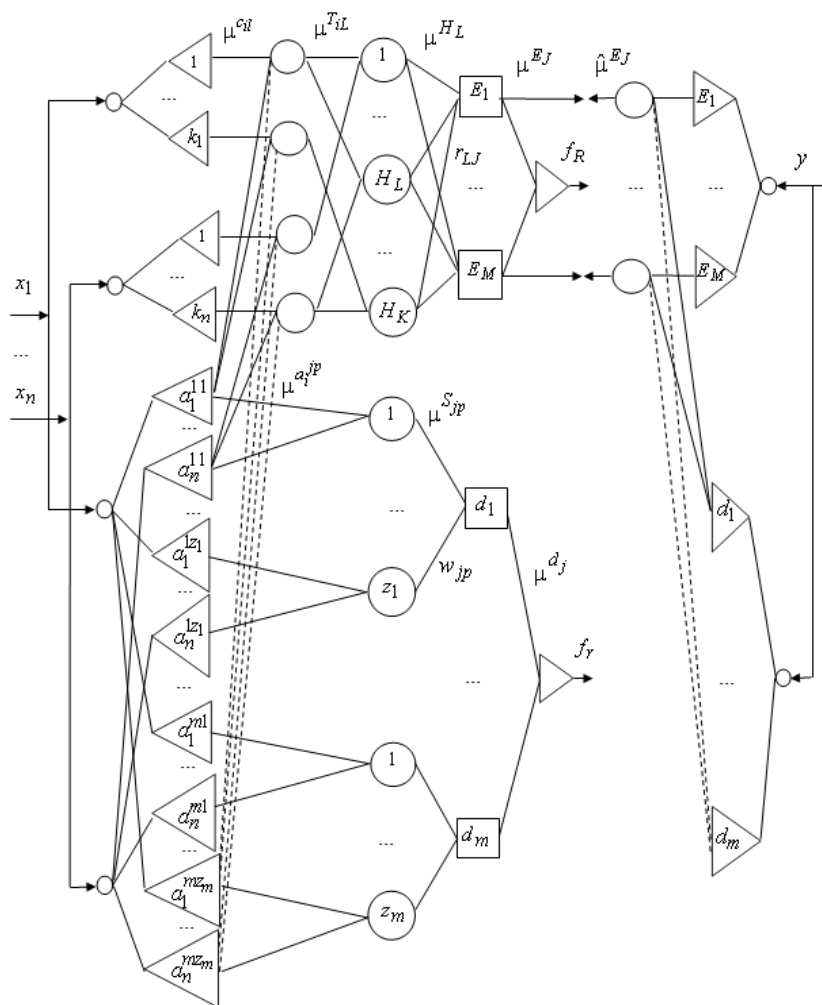


Рис. 1 – Нейро-мережева модель сполученої нечіткої бази знань

$$\begin{aligned}
 r_{Lj}(t+1) &= r_{Lj}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_t^R}{\partial r_{Lj}(t)}; \\
 \beta_{iL}(t+1) &= \beta_{iL}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_t^R}{\partial \beta_{iL}(t)}; \quad \sigma_{iL}(t+1) = \sigma_{iL}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_t^R}{\partial \sigma_{iL}(t)}; \\
 \beta^{E_j}(t+1) &= \beta^{E_j}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_t^R}{\partial \beta^{E_j}(t)}; \quad \sigma^{E_j}(t+1) = \sigma^{E_j}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_t^R}{\partial \sigma^{E_j}(t)},
 \end{aligned} \tag{19}$$

які мінімізують критерій

$$\varepsilon_t^R = \frac{1}{2} (\hat{\mu}^E(t) - \mu^E(t))^2,$$

де $\hat{\mu}^E(t) (\mu^E(t))$ – експериментальний (теоретичний) вектор мір значимостей наслідків на t -му кроці навчання; $r_{Lj}(t)$ – нечіткі відношення на t -му кроці навчання; $\beta_{iL}(t), \sigma_{iL}(t), \beta^{E_j}(t), \sigma^{E_j}(t)$ – параметри функцій належності нечітких термів причин і наслідків на t -му кроці навчання.

Нейро-нечітка мережа для настройки структури сполучених правил має п’ять шарів: *шар 1* – входи об’єкта; *шар 2* – операція фазифікації для нечітких термів причин у відношеннях і сполучених нечітких термів у правилах; *шар 3* – операція *min* для підстановки сполучених термів у систему рівнянь нечітких відношень; *шар 4* – операція *min* для комбінацій причин; *шар 5* – операція *max* для класів виходу.

Кількість вузлів визначається так: *шар 1* – по кількості входів об’єкта x_i , $i = \overline{1, n}$; *шар 2* – по кількості нечітких термів причин, $k_1 + \dots + k_n$, і кількості сполучених термів, $n(z_1 + \dots + z_m)$; *шар 3* – по кількості нечітких термів причин, $k_1 + \dots + k_n$; *шар 4* – по кількості комбінацій причин H_L , $L = \overline{1, K}$; *шар 5* – по кількості класів виходу E_j , $J = \overline{1, M}$.

Для настройки структури сполучених правил використовуються рекурентні співвідношення:

$$\beta_i^{jp}(t+1) = \beta_i^{jp}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_i^s}{\partial \beta_i^{jp}(t)}, \quad \beta^{dj}(t+1) = \beta^{dj}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_i^s}{\partial \beta^{dj}(t)}, \quad (20)$$

які мінімізують критерій

$$\varepsilon_i^s = \frac{1}{2} (\hat{\mu}_j^E(t) - \mu_j^E(t))^2,$$

де $\hat{\mu}_j^E(t)$ ($\mu_j^E(t)$) – експериментальний (теоретичний) вектор мір значимостей наслідків на t -му кроці навчання для класу виходу d_j ; $\beta_i^{jp}(t)$, $\beta^{dj}(t)$ – координати максимуму функцій належності нечітких термів входів і виходу на t -му кроці навчання.

Нейро-нечітка мережа для настройки параметрів сполучених правил має п’ять шарів: *шар 1* – входи об’єкта; *шар 2* – фазифікація для сполучених нечітких термів у лінгвістичних розв’язках; *шар 3* – операція *min* для лінгвістичних правил-розв’язків; *шар 4* – операція *max* для класів розв’язків; *шар 5* – операція дефазифікації.

Кількість вузлів визначається так: *шар 1* – по кількості входів об’єкта x_i , $i = \overline{1, n}$; *шар 2* – по кількості термів у лінгвістичних розв’язках, $n(z_1 + \dots + z_m)$; *шар 3* – по кількості розв’язків у кожному класі виходу, $z_1 + \dots + z_m$; *шар 4* – по кількості класів виходу d_j , $j = \overline{1, m}$.

Для настройки параметрів сполучених правил використовуються рекурентні співвідношення:

$$w_{jp}(t+1) = w_{jp}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_i^r}{\partial w_{jp}(t)}; \quad \sigma_i^{jp}(t+1) = \sigma_i^{jp}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_i^r}{\partial \sigma_i^{jp}(t)}; \quad \sigma^{dj}(t+1) = \sigma^{dj}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_i^r}{\partial \sigma^{dj}(t)}, \quad (21)$$

які мінімізують критерій

$$\varepsilon_i^r = \frac{1}{2} (\hat{y}_i^r - y_i^r)^2,$$

де \hat{y}_i^r (y_i^r) – експериментальний (теоретичний) вихід об’єкта для нечітких правил на t -му кроці навчання; $w_{jp}(t)$ – ваги нечітких правил на t -му кроці навчання; $\sigma_i^{jp}(t)$, $\sigma^{dj}(t)$ – параметри концентрації функцій належності нечітких термів входів і виходу на t -му кроці навчання.

Частинні похідні, що входять у співвідношення (19) – (21), обчислюються на основі роботи [12].

Результати комп’ютерного експерименту. Розглянемо об’єкт «два входи – один вихід», який має еталонну аналітичну модель:

$$y = ((2z - 0.9)(7z - 1)(17z - 19)(15z - 2)) / 10,$$

де $z = ((x_1 - 3.0)^2 + (x_2 - 2.5)^2) / 40$. Модель-еталон зображена на рис. 2.

Трендові експертні правила представлені в табл. 1. Нечіткими причинами є: c_{11} зниження до 0, c_{12} наближення до 3.0, c_{13} підвищення до 6.0 для x_1 ; c_{21} зниження до 0, c_{22} наближення до 3.0 для x_2 . Нечіткими наслідками є: E_1 зниження до -0.7, E_2 наближення до 1.0, E_3 підвищення до 3.5. Результати настройки нечітких відношень представлені в табл. 2.

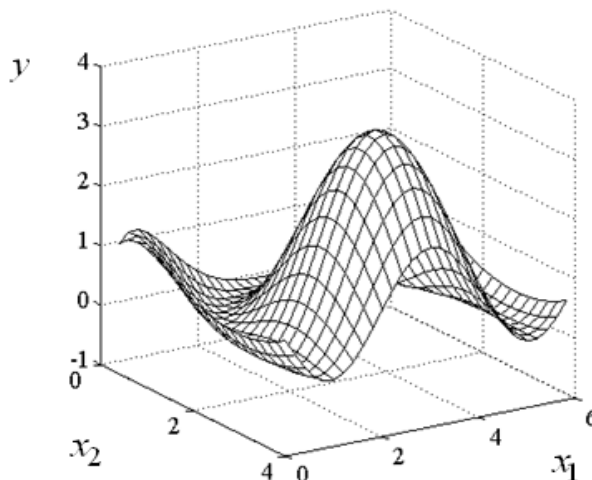


Рис. 2 – Модель-еталон

Таблиця 1 – Трендові нечіткі правила

№	ЯКЩО		ТО y		
	x_1	x_2	E_1	E_2	E_3
H_1	c_{11}	c_{21}	0.44	0.89	0.11
H_2	c_{11}	c_{22}	0.98	0.33	0.11
H_3	c_{12}	c_{21}	0.44	0.21	0.11
H_4	c_{12}	c_{22}	0.44	0.21	0.89
H_5	c_{13}	c_{21}	0.44	0.89	0.11
H_6	c_{13}	c_{22}	0.98	0.33	0.11

Таблиця 2 – Параметри функцій належності нечітких причин і наслідків

Параметр	x_1			x_2		y		
	c_{11}	c_{12}	c_{13}	c_{21}	c_{22}	E_1	E_2	E_3
β -	0.00	3.00	6.00	0.00	3.00	0.05	1.14	3.40
σ -	0.73	0.95	0.72	0.72	0.93	0.34	0.27	0.64

Система нечітких логічних рівнянь після настройки має вигляд:

$$\begin{aligned}
 \mu^{E_1} &= (\mu^{H_1} \wedge 0.45) \vee (\mu^{H_2} \wedge 0.96) \vee (\mu^{H_3} \wedge 0.45) \vee (\mu^{H_4} \wedge 0.45) \vee (\mu^{H_5} \wedge 0.48) \vee (\mu^{H_6} \wedge 0.96); \\
 \mu^{E_2} &= (\mu^{H_1} \wedge 0.89) \vee (\mu^{H_2} \wedge 0.30) \vee (\mu^{H_3} \wedge 0.25) \vee (\mu^{H_4} \wedge 0.25) \vee (\mu^{H_5} \wedge 0.89) \vee (\mu^{H_6} \wedge 0.30); \\
 \mu^{E_3} &= (\mu^{H_1} \wedge 0.10) \vee (\mu^{H_2} \wedge 0.11) \vee (\mu^{H_3} \wedge 0.10) \vee (\mu^{H_4} \wedge 0.89) \vee (\mu^{H_5} \wedge 0.10) \vee (\mu^{H_6} \wedge 0.11),
 \end{aligned} \tag{22}$$

де

$$\begin{aligned}
 \mu^{H_1} &= \mu^{c_{11}} \wedge \mu^{c_{21}}; \\
 \mu^{H_2} &= \mu^{c_{11}} \wedge \mu^{c_{22}}; \\
 \mu^{H_3} &= \mu^{c_{12}} \wedge \mu^{c_{21}}; \\
 \mu^{H_4} &= \mu^{c_{12}} \wedge \mu^{c_{22}}; \\
 \mu^{H_5} &= \mu^{c_{13}} \wedge \mu^{c_{21}}; \\
 \mu^{H_6} &= \mu^{c_{13}} \wedge \mu^{c_{22}}.
 \end{aligned} \tag{23}$$

Задача полягала у налаштуванні експертних правил, які описують об'єкт для $m = 5$.

Класами вихідної змінної є: d_1 *низький (H)*, d_2 *нижче середнього (нС)*, d_3 *середній (С)*, d_4 *вище середнього (вС)*, d_5 *високий (В)*. Для класів $d_1 \div d_5$ експертним шляхом були отримані нульові розв'язки для β -параметрів правил, які представлені в табл. 3. Лінгвістична інтерпретація нульових значень β -параметрів представлена в табл. 4. Для оцінки вхідних змінних x_1 і x_2 можуть використовуватись такі нечіткі терми: *Низький (H)*, *вище Низького (вH)*, *нижче Середнього (нС)*, *Середній (С)*, *вище Середнього (вС)*, *нижче Високого (нВ)*, *Високий (В)*.

Таблиця 3 – Параметри сполучених експертних правил

ЯКЩО				ТО
A_1^{jp}	x_1	A_2^{jp}	x_2	y
c_{11}	[0, 0.36]	c_{22}	[2.54, 3.46]	d_1
c_{13}	[5.64, 6.0]	c_{22}	[2.54, 3.46]	
c_{12}	[2.53, 3.47]	c_{21}	[0, 0.36]	
c_{11}	[0.36, 0.60]	c_{22}	[2.24, 3.76]	d_2
c_{13}	[5.41, 5.64]	c_{22}	[2.24, 3.76]	
c_{12}	[2.24, 3.77]	c_{21}	[0.36, 0.60]	
c_{11}	[0, 0.36]	c_{21}	[0, 0.36]	d_3
c_{13}	[5.64, 6.0]	c_{21}	[0, 0.36]	
c_{12}	[1.84, 4.16]	c_{22}	[1.85, 4.15]	
c_{12}	[2.24, 3.77]	c_{22}	[2.24, 3.76]	d_4
c_{12}	[2.53, 3.47]	c_{22}	[2.54, 3.46]	d_5

Таблиця 4 – Лінгвістична інтерпретація інтервальних правил до настройки

ЯКЩО		ТО
x_1	x_2	y
<i>H</i> або <i>B</i>	<i>вС</i>	d_1
<i>С</i>	<i>H</i>	
<i>H</i> або <i>B</i> <i>нС</i> або <i>вС</i>	<i>С</i> або <i>B</i> <i>H</i>	d_2
<i>H</i> або <i>B</i> <i>нС</i> або <i>вС</i>	<i>H</i> <i>С</i> або <i>B</i>	d_3
<i>нС</i> або <i>вС</i>	<i>вС</i>	d_4
<i>С</i>	<i>вС</i>	d_5

Будемо використовувати систему нечітких логічних рівнянь (22), (23) як генератор альтернативних правил.

Параметри функцій належності нечітких термів $d_1 \div d_5$ до (після) настройки представлені в табл. 5. Для кожного класу $d_1 \div d_5$ міри значимостей $\mu^E(d_j)$ визначались за допомогою функцій належності нечітких термів $E_1 \div E_3$ і $d_1 \div d_5$, представлених на рис. 3:

$$\mu^E(d_1) = (\mu^{E_1} = 0.42; \mu^{E_2} = 0.30; \mu^{E_3} = 0.07);$$

$$\mu^E(d_2) = (\mu^{E_1} = 0.35; \mu^{E_2} = 0.45; \mu^{E_3} = 0.08);$$

$$\mu^E(d_3) = (\mu^{E_1} = 0.39; \mu^{E_2} = 0.82; \mu^{E_3} = 0.30);$$

$$\mu^E(d_4) = (\mu^{E_1} = 0.12; \mu^{E_2} = 0.30; \mu^{E_3} = 0.60);$$

$$\mu^E(d_5) = (\mu^{E_1} = 0.13; \mu^{E_2} = 0.25; \mu^{E_3} = 0.86).$$

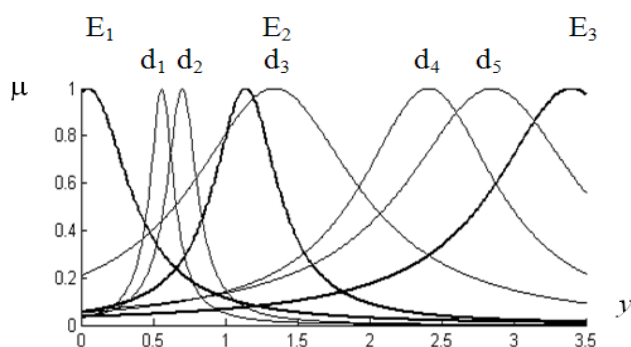


Рис. 3 – Функції належності нечітких термів змінної y

Таблиця 5 – Параметри функцій належності термів змінної y до (після) настройки

Параметр	d_1	d_2	d_3	d_4	d_5
β -	0.25 (0.56)	0.50 (0.70)	1.30 (1.34)	2.60 (2.41)	3.00 (2.85)
σ -	0.25 (0.10)	0.25 (0.125)	0.60 (0.69)	0.60 (0.57)	0.60 (0.73)

Експертні (нульові) правила дозволили налаштувати границі розв'язків для β -параметрів, які представлені в табл. 6. Лінгвістична інтерпретація інтервалів β -параметрів представлена в табл. 7. Набір правил в табл. 6 відповідає множині розв'язків системи рівнянь (23):

$$\begin{aligned}
 S(\mathbf{R}, d_1) &= \{ \mu^{c_{11}} = 0.42; \mu^{c_{22}} \in [0.42, 1.0] \} \cup \{ \mu^{c_{11}} \in [0.42, 1.0]; \mu^{c_{22}} = 0.42 \} \cup \\
 &\cup \{ \mu^{c_{13}} = 0.42; \mu^{c_{22}} \in [0.42, 1.0] \} \cup \{ \mu^{c_{13}} \in [0.42, 1.0]; \mu^{c_{22}} = 0.42 \} \cup \\
 &\cup \{ \mu^{c_{12}} = 0.11; \mu^{c_{21}} = 0.30 \}; \\
 S(\mathbf{R}, d_2) &= \{ \mu^{c_{11}} = 0.40; \mu^{c_{21}} \in [0.40, 1.0] \} \cup \{ \mu^{c_{11}} \in [0.40, 1.0]; \mu^{c_{21}} = 0.40 \} \cup \\
 &\cup \{ \mu^{c_{13}} = 0.40; \mu^{c_{21}} \in [0.40, 1.0] \} \cup \{ \mu^{c_{13}} \in [0.40, 1.0]; \mu^{c_{21}} = 0.40 \} \cup \\
 &\cup \{ \mu^{c_{12}} = 0.11; \mu^{c_{22}} = 0.11 \}; \\
 S(\mathbf{R}, d_3) &= \{ \mu^{c_{11}} = 0.82; \mu^{c_{21}} \in [0.82, 1.0] \} \cup \{ \mu^{c_{11}} \in [0.82, 1.0]; \mu^{c_{21}} = 0.82 \} \cup \\
 &\cup \{ \mu^{c_{13}} = 0.82; \mu^{c_{21}} \in [0.82, 1.0] \} \cup \{ \mu^{c_{13}} \in [0.82, 1.0]; \mu^{c_{21}} = 0.82 \} \cup \\
 &\cup \{ \mu^{c_{12}} = 0.30; \mu^{c_{22}} = 0.30 \}, \\
 S(\mathbf{R}, d_4) &= \{ \mu^{c_{12}} = 0.60; \mu^{c_{22}} \in [0.60, 1.0] \} \cup \{ \mu^{c_{12}} \in [0.60, 1.0]; \mu^{c_{22}} = 0.60 \}, \\
 S(\mathbf{R}, d_5) &= \{ \mu^{c_{12}} = 0.86; \mu^{c_{22}} \in [0.86, 1.0] \} \cup \{ \mu^{c_{12}} \in [0.86, 1.0]; \mu^{c_{22}} = 0.86 \}, \tag{24}
 \end{aligned}$$

де терми причин у правилах A_i^{jp} визначаються максимальними розв'язками $\bar{\mu}^H$ системи рівнянь (22):

$$\begin{aligned}
 \bar{\mu}^H(d_1) &= (\bar{\mu}^{H_2} = \bar{\mu}^{H_6} = 0.42, \bar{\mu}^{H_1} = \bar{\mu}^{H_5} = 0.30, \bar{\mu}^{H_3} = \bar{\mu}^{H_4} = 0.11), \\
 \bar{\mu}^H(d_2) &= (\bar{\mu}^{H_1} = \bar{\mu}^{H_5} = 0.40, \bar{\mu}^{H_2} = \bar{\mu}^{H_3} = \bar{\mu}^{H_4} = \bar{\mu}^{H_6} = 0.11), \\
 \bar{\mu}^H(d_3) &= (\bar{\mu}^{H_1} = \bar{\mu}^{H_5} = 0.82, \bar{\mu}^{H_2} = \bar{\mu}^{H_3} = \bar{\mu}^{H_4} = \bar{\mu}^{H_6} = 0.30), \\
 \bar{\mu}^H(d_4) &= (\bar{\mu}^{H_4} = 0.60, \bar{\mu}^{H_3} = 0.45, \bar{\mu}^{H_1} = \bar{\mu}^{H_2} = \bar{\mu}^{H_5} = \bar{\mu}^{H_6} = 0.30), \\
 \bar{\mu}^H(d_5) &= (\bar{\mu}^{H_4} = 0.86, \bar{\mu}^{H_3} = 0.45, \bar{\mu}^{H_1} = \bar{\mu}^{H_2} = \bar{\mu}^{H_5} = \bar{\mu}^{H_6} = 0.25).
 \end{aligned}$$

Таблиця 6 – Параметри сполучених правил після настройки

ЯКЩО				ТО
A_1^{jp}	x_1	A_2^{jp}	x_2	y
c_{11}	0.86	c_{22}	[1.90, 4.10]	d_1
c_{13}	5.15	c_{22}	[1.90, 4.10]	
c_{12}	[0.30, 5.70]	c_{21}	1.10	
c_{11}	[0, 0.90]	c_{21}	[0, 0.89]	d_2
c_{13}	[5.11, 6.0]	c_{21}	[0, 0.89]	
c_{12}	[0.30, 5.70]	c_{22}	[0.34, 4.15]	
c_{11}	[0, 0.34]	c_{21}	[0, 0.33]	d_3
c_{13}	[5.67, 6.0]	c_{21}	[0, 0.33]	
c_{12}	[1.55, 4.45]	c_{22}	[1.57, 4.03]	
c_{12}	[2.23, 3.77]	c_{22}	[2.24, 3.76]	d_4
c_{12}	[2.62, 3.38]	c_{22}	[2.63, 3.37]	d_5

Інтервали значень β -параметрів для кожного інтервалу y у розв'язках (24) були визначені за допомогою функцій належності нечітких термів c_{it} .

Таблиця 7 – Лінгвістична інтерпретація інтервальних правил після настройки

ЯКЩО		Вага правила	ТО
x_1	x_2		y
<i>вН</i> або <i>нВ</i>	<i>С – В</i>	0.91	d_1
<i>вН – нВ</i>	<i>нС</i>	0.88	
<i>Н</i> або <i>В</i>	<i>нС</i>	0.95	d_2
<i>вН – нВ</i>	<i>нС – В</i>	0.86	
<i>Н</i> або <i>В</i>	<i>Н</i>	0.98	d_3
<i>нС</i> або <i>вС</i>	<i>С</i> або <i>В</i>	0.93	
<i>нС</i> або <i>вС</i>	<i>вС</i>	0.96	d_4
<i>С</i>	<i>вС</i>	1.00	d_5

Структура сполучених правил до і після настройки представлена на рис. 4. Результати настройки параметрів експертного і налаштованого наборів сполучених правил представлені в табл. 7 – 9 і на рис. 5.

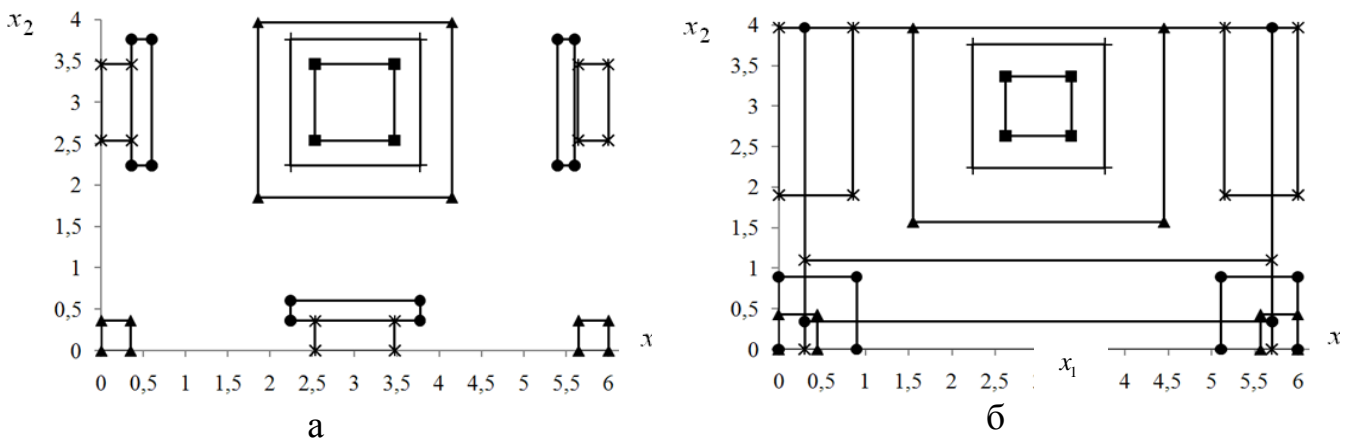


Рис. 4 – Структура сполучених правил: *а* – до настройки; *б* – після настройки (границі класів позначено: * – d_1 ; • – d_2 ; Δ – d_3 ; + – d_4 ; \square – d_5)

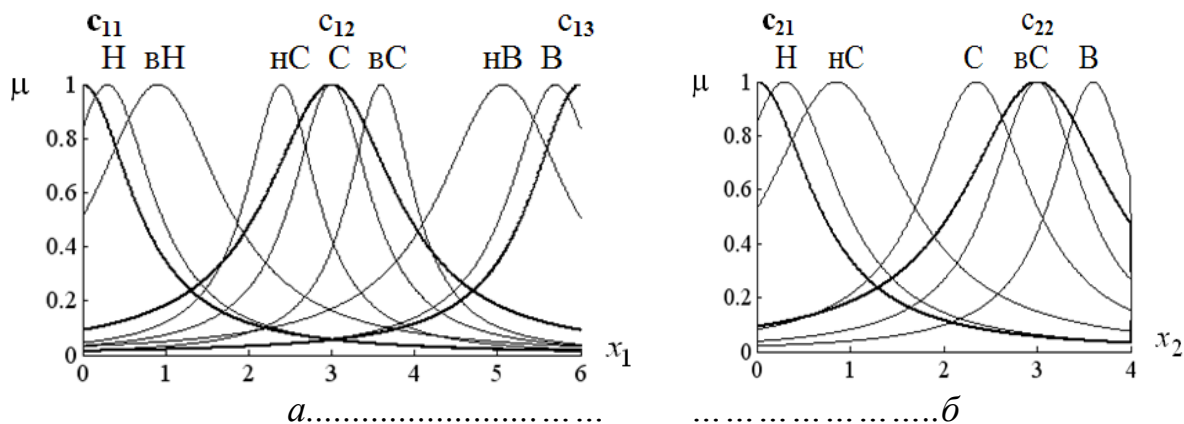


Рис. 5 – Функції належності нечітких термів змінних: *a* – x_1 ; *б* – x_2

Таблиця 8 – Параметри функцій належності термів змінної x_1 до (після) настройки

Параметр	<i>H</i>	<i>вН</i>	<i>нС</i>	<i>С</i>	<i>вС</i>	<i>нВ</i>	<i>В</i>
β -	0.27 (0.30)	- (0.91)	2.40 (2.41)	3.00 (3.00)	3.60 (3.60)	- (5.07)	5.73 (5.71)
σ -	0.83 (0.67)	- (0.93)	0.42 (0.52)	0.60 (0.57)	0.41 (0.48)	- (0.94)	0.84 (0.68)

Таблиця 9 – Параметри функцій належності термів змінної x_2 до (після) настройки

Параметр	<i>H</i>	<i>нС</i>	<i>С</i>	<i>вС</i>	<i>В</i>
β -	0.28 (0.31)	- (0.85)	2.40 (2.35)	3.00 (3.00)	3.60 (3.60)
σ -	0.76 (0.69)	- (0.90)	0.53 (0.72)	0.60 (0.59)	0.41 (0.53)

Експертні і налаштовані сполучені правила забезпечують апроксимацію об'єкта, яка показана на рис. 6. Експертні правила після параметричної настройки забезпечують точність виведення на рівні $RMSE = 0.5993$. Налаштовані правила - розв'язки забезпечують точність виведення на рівні $RMSE = 0.3202$.

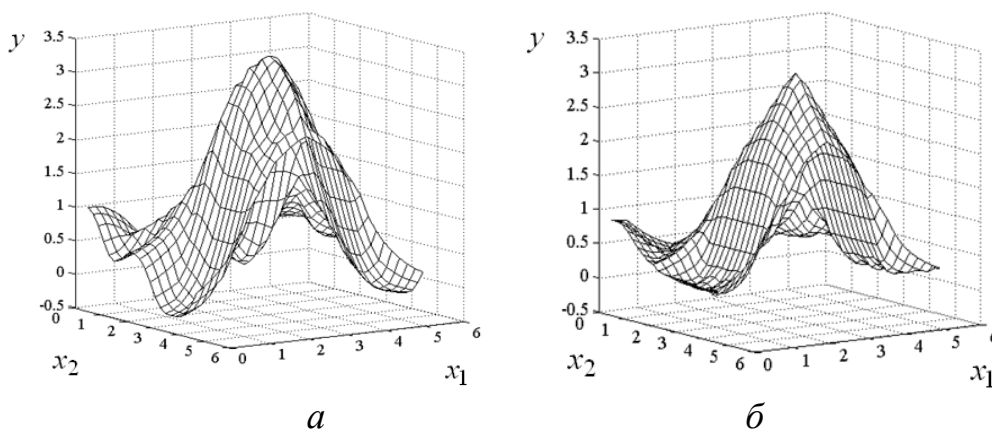


Рис. 6 – Результати лінгвістичної апроксимації сполученими правилами: *a* – до настройки; *б* – після настройки

Обговорення результатів оцінки складності алгоритму настройки нечітких правил. Порівняно із роботою [1], запропонований підхід дозволяє замінити розв'язання задачі оптимізації з $Z(2n+1)$ змінними для двопараметричних функцій належності і ваг правил на розв'язання послідовності Z задач оптимізації з $2n$ змінними для верхніх і нижніх границь інтервалів. Порівняно із [9, 10] поетапне налаштування мір значимостей причин та їх комбінацій дозволило скоротити кількість змінних з $2N$ до $2n$ при налаштуванні форм функцій належності сполучених термів у експертних розв'язках рівнянь нечітких відношень. Налаштування експертних трендових правил потребує розв'язання задачі оптимізації з $MN+2M+2N$ змінними.

Висновки. Запропоновано нейро-мережевий підхід, який дозволяє генерувати правила ЯКЦО-ТО шляхом розв'язання рівнянь нечітких відношень для заданих класів виходу, що є альтернативою злиття і селекції правил у налаштуванні структури гіпербоксів. При цьому кількість правил у класі дорівнює кількості розв'язків, а геометрія термів у правилі визначається інтервалами значень вхідних змінних. Поетапне розв'язання задач оптимізації здійснюється за допомогою рекурентних співвідношень, які відповідають навчанню *min-max* нейро-нечіткої мережі, ізоморфної лінгвістичним розв'язкам системи рівнянь нечітких відношень. Шляхом поетапного визначення структури і параметрів нечітких відношень і правил отримано спосіб пониження складності задачі настройки класифікаційних нечітких баз знань.

Список літератури: 1. *Ротштейн, А. П.* Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети [Текст] / *А. П. Ротштейн.* – Винница: УНІВЕРСУМ, 1999. – 320 с. 2. *Gabrys, B.* General fuzzy min-max neural network for clustering and classification [Text] / *B. Gabrys, A. Bargiela* // IEEE Transactions on Neural Networks. – 2000. – Vol. 11 (3). – P. 769 – 783. 3. *Fu, X. J.* Linguistic rule extraction from a simplified RBF neural network [Text] / *X. J. Fu, L. P. Wang* // Computational Statistics. – 2001. – Vol. 16(3). – P. 361 – 372. 4. *Zhang, D.* A new approach to division of attribute space for SVR based classification rule extraction [Text] / *D. Zhang, A. Duan, Y. Fan, Z. Wang* // Advances in Neural Networks. – 2008. – Vol. 5263. – P. 691 – 700. 5. *Di Nola, A.* Fuzzy relation equations and their applications to knowledge engineering [Text] / *A. Di Nola, S. Sessa, W. Pedrycz, E. Sanchez.* – Dordrecht: Kluwer Academic Press, 1989. – 278 p. 6. *Peeva, K.* Fuzzy relational calculus. Theory, applications and software [Text] / *K. Peeva, Y. Kyosev* – New York: World Scientific, 2004. – 304 p. 7. *Rotshtein, A.* Fuzzy evidence in identification, forecasting and diagnosis [Text] / *A. Rotshtein, H. Rakytyanska.* – Heidelberg: Springer, 2012. – 314 p. 8. *Ракитянська, Г. Б.* Побудова класифікаційної нечіткої бази знань на основі трендових правил і оберненого виведення [Текст] / *Г. Б. Ракитянська* // Східно – Європейський журнал передових технологій. Процеси управління. – 2015. – Т. 1 № 3(73). – С. 25 – 32. 9. *Rotshtein, A.* Expert rules refinement by solving fuzzy relational equations [Text] / *A. Rotshtein, H. Rakytyanska* // In Proc. of the VIth IEEE Conference on Human System Interaction. Sopot, Poland, 2013. – P. 257–264. 10. *Rotshtein, A.* Optimal design of rule-based systems by solving fuzzy relational equations [Text] / *A. Rotshtein, H. Rakytyanska* // Issues and Challenges in Artificial Intelligence. Studies in Computational Intelligence. – Heidelberg: Springer – 2014. – Vol. 559. – P. 167 – 178. 11. *Zadeh, L.* A computational approach to fuzzy quantifiers in natural language [Text] / *L. Zadeh* // Computers and Mathematics with Applications. – 1983. – Vol. 9. – P. 149–184. 12. *Ротштейн, А. П.* Адаптивная система диагностики на основе нечетких отношений [Текст] / *А. П. Ротштейн, А. Б. Ракитянская* // Кибернетика и системный анализ. – 2009. – № 4. – С.135 – 150.

Bibliography (transliterated): 1. Rotshtein, A. (1999). Intellectual technologies of identification: fuzzy sets, genetic algorithms, neural networks. Vinnitsa: UNIVERSUM, 320. 2. Gabrys, B., Bargiela, A. (2000). General fuzzy min-max neural network for clustering and classification. IEEE Transactions on Neural Networks, V. 11, 3, 769 – 783. 3. Fu, X. J., Wang, L. P. (2001). Linguistic rule extraction from a simplified RBF neural network. Computational Statistics. V. 16, 3, 361 – 372. 4. Zhang, D., Duan, A., Fan, Y., Wang, Z. (2008). A new approach to division of attribute space for SVR based classification rule extraction. Advances in Neural Networks. V. 5263, 691 – 700. 5. Di Nola, A., Sessa, S., Pedrycz, W., Sanchez, E. (1989). Fuzzy relation equations and their applications to knowledge engineering. Dordrecht: Kluwer Academic Press, 278. 6. Peeva, K., Kyosev, Y. (2004). Fuzzy relational calculus. Theory, applications and software. New York: World Scientific, 304. 7. Rotshtein, A., Rakytyanska, H. (2012). Fuzzy evidence in identification, forecasting and diagnosis. Heidelberg: Springer, 314. 8. Rakytyanska, H. (2015). Fuzzy classification knowledge base construction based on trend rules and inverse inference. East - European J. of Enterprise Technologies. Control Processes. V. 1, 3(73), 25 – 32. 9. Rotshtein, A., Rakytyanska, H. (2013). Expert rules refinement by solving fuzzy relational equations. In Proc. of the VIth IEEE Conference on Human System Interaction. Sopot, Poland, 257–264. 10. Rotshtein, A., Rakytyanska, H. (2014). Optimal design of rule-based systems by solving fuzzy relational equations. Issues and Challenges in Artificial Intelligence. Studies in Computational Intelligence. Heidelberg: Springer. V. 559, 167 – 178. 11. Zadeh, L. (1983). A computational approach to fuzzy quantifiers in natural language. Computers and Mathematics with Applications. V. 9, 149–184. 12. Rotshtein, A., Rakytyanska, H. (2009). Adaptive diagnostic system based on fuzzy relations. Cybernetics and Systems Analysis. 45(4), 623 – 637.

Надійшла (received) 19.02.2015

УДК 004.087.5:004.841.3(045)

М. П. КРАВЧУК, канд. техн. наук, доц., НАУ, Київ;

В. В. ШУЛЕВКА, аспірант, НАУ, Київ

АНАЛІЗ ХАРАКТЕРИСТИК ЕЛЕКТРИЧНОГО ПРИВОДУ ГАЗОПЕРЕКАЧУЮЧОГО АГРЕГАТУ, ЯК ОБ'ЄКТА КЕРУВАННЯ

В зв'язку з безперервним ростом вартості енергоресурсів, збільшенням собівартості транспорту газу, не відновленням його природних ресурсів, найважливішими напрямками робіт в області трубопровідного транспорту газів слід вважати розробки, направлені на зниження та економію енерговитрат, використання з максимальною ефективністю та надійністю газоперекачуючі агрегати (ГПА).

Ключові слова: ГПА, газотранспортна система (ГТС), система автоматичного управління (САУ), об'єкт управління.

Вступ. В процесі становлення та розвитку нафтогазової промисловості в Україні сформувалась унікальна газотранспортна система, яка відіграє одну із основних ролей в надійному і безперебійному газопостачанні як українських так і європейських споживачів газу, що являється фундаментом для стійкого росту економіки як України так і Європейського Союзу.

Парк газоперекачуючих агрегатів компанії Укртрансгаз складає 692 одиниці, в тому числі с газотурбінним приводом - 438 и електроприводом – 158. У значній мірі ефективність газотранспортних систем залежать від ефективної роботи ГПА.

В порівнянні з іншими типами приводів основні переваги електропривідних ГПА полягають в наступному: висока надійність, яка, значною мірою залежить від

© М. П. КРАВЧУК, В. В. ШУЛЕВКА, 2015