

## МОДЕЛЮВАННЯ КІЛЬКІСНИХ ПОКАЗНИКІВ НАДІЙНОСТІ ОПЕРАТОРСЬКОЇ ДІЯЛЬНОСТІ НЕЧІТКИМИ БАЗАМИ ЗНАНЬ

С.Д. ШТОВБА

Досліджується використання нечітких баз знань різних форматів для моделювання багатофакторних залежностей кількісних показників надійності операторської діяльності. Введено систему обмежень, завдяки якій прозорість нечітких моделей не порушується при навчанні на експериментальних даних. Наведено приклади побудови нечітких моделей надійності та їх порівняння з регресійними залежностями.

### ВСТУП

При моделюванні надійності людино-машинних систем виникає потреба у прогнозуванні впливу різноманітних факторів на такі показники операторської діяльності, як ймовірність правильного виконання операції, швидкість, точність тощо. Дослідження цих залежностей здійснюється в рамках теорії надійності людино-машинних систем [1, 2, 3], ергономіки [4, 5, 6] та інженерної психології [7, 8]. У зазначених роботах залежності надійності оператора від його кваліфікації, напруженості роботи, рівня втомленості, якості знаряддя праці, комфортності робочого середовища та інших факторів моделюються регресійними рівняннями.

Обмеження регресійних моделей пов'язані зі складнощами імплементації в них експертних знань про залежність показників надійності від факторів. Експертні знання, зазвичай, являють собою лінгвістичні правила типу «якщо кваліфікація оператора *висока*, завантаженість *середня*, тоді безпомилковість *висока*». Такі експертні знання зручно перетворювати у математичні моделі засобами теорії нечітких множин [9]. За цією теорією сукупність експертних правил формально відображається у нечітку базу знань. Формування правил нечіткої бази знань можна ототожнити зі структурною ідентифікацією залежності «входи – вихід». За експериментальними даними здійснюється параметрична ідентифікація бази знань. При цьому знаходяться такі функції належності нечітких множин, які мінімізують розбіжність між бажаною та дійсною поведінкою моделі [10].

Застосування нечіткої бази знань для прогнозування показників надійності оператора запропоновано у роботі [11], де використовується база знань з дискретним виходом, тому модель прогнозує лінгвістичні значення показника надійності. Дана стаття розповсюджує підхід, наведений у роботі [11], на нечіткі бази знань з неперервним виходом, що дозволяє отримати чисельні значення показників надійності оператора.

## ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Позначимо  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  вектор факторів, які впливають на показник надійності  $y \in [\underline{y}, \bar{y}]$ . Будемо вважати, що залежність  $y$  від  $X$  представлена експертними знаннями та вибіркою експериментальних даних.

$$(X_r, y_r), \quad r = \overline{1, M},$$

де  $X_r = (x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{rn})$  — вхідний вектор в  $r$ -й парі навчальної вибірки та  $y_r \in [\underline{y}, \bar{y}]$  — відповідний вихід.

Позначимо  $y = F(K, X)$  модель на основі нечіткої бази знань з параметрами  $K$ , що відповідає відображенню  $X \rightarrow y$ . Відповідно до методу найменших квадратів задача ідентифікації зводиться до пошуку вектора  $K$ , що забезпечує [10]

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{r=1, M} (y_r - F(K, X_r))^2} \rightarrow \min. \quad (1)$$

## ІДЕНТИФІКАЦІЯ ЗА ДОПОМОГОЮ СИНГЛТОННОЇ НЕЧІТКОЇ БАЗИ ЗНАНЬ

Синглотонну базу знань складають правила, антецеденти яких задані нечіткими множинами, а консеквенти — дійсними числами. Узагальнюючи на трикутні норми синглотонну нечітку базу знань з робіт [10, 12, 13], запишемо її у такий спосіб:

$$(x_1 = \tilde{a}_{1j} \Theta_j \ x_2 = \tilde{a}_{2j} \Theta_j \dots \Theta_j \ x_n = \tilde{a}_{nj}) \Rightarrow y = d_j, \quad j = \overline{1, m}, \quad (2)$$

де  $\tilde{a}_{ij}$  — нечіткий терм, яким оцінюється значення фактора  $x_i$  в  $j$ -му правилі ( $i = \overline{1, n}$ ,  $j = \overline{1, m}$ );  $m$  — кількість правил;  $\Theta_j$  — логічна операція (ТА чи АБО), що пов'язує фрагменти антецедента  $j$ -го правила;  $d_j \in \mathfrak{R}$  — консеквенти правил, задані дійсними числами;  $\Rightarrow$  — нечітка імплікація.

Ступені належності поточного вхідного вектора  $X^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$  до числових значень  $d_1, d_2, \dots, d_m$  розраховують так:

$$\mu_{d_j}(X^*) = \mu_j(x_1^*) \chi_j \ \mu_j(x_2^*) \chi_j \dots \chi_j \ \mu_j(x_n^*), \quad j = \overline{1, m}, \quad (3)$$

де  $\mu_j(x_i^*)$  — ступінь належності значення  $x_i^*$  нечіткому терму  $\tilde{a}_{ij}$ ;  $\chi_j$  позначає  $t$ -норму, якщо в  $j$ -му правилі бази знань застосовується логічна операція ТА ( $\Theta_j = \text{ТА}$ ), і  $s$ -норму при  $\Theta_j = \text{АБО}$ . Перелік найбільш уживаних трикутних норм наведено у табл. 1.



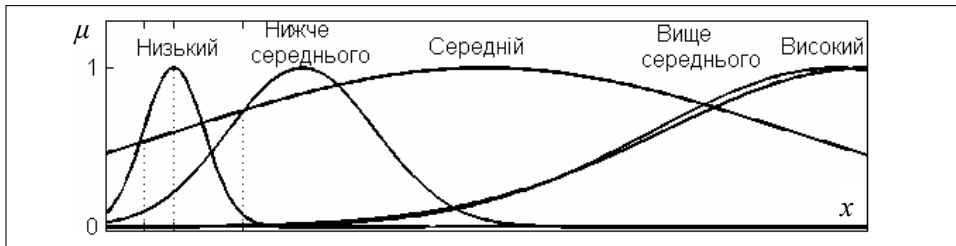


Рис. 1. Втрата змістовної інтерпретації нечітких множин після настроювання

2. Координати максимумів функцій належності будемо настроювати лише для некрайніх нечітких термів «Нижче середнього», «Середній», «Вище середнього» тощо. Координати максимумів функцій належності крайніх термів типу «Низький» та «Високий» встановимо такими, як діапазони зміни відповідних вхідних змінних. Це захистить від ефекту втрати інтерпретабельності крайніх нечітких множин (рис. 1).

3. Значення консеквентів правил узгодимо з діапазоном  $[y, \bar{y}]$  зміни вихідної змінної в навчальній вибірці.

**Приклад 1.** Ймовірність ( $p_1$ ) правильного виявлення зорового сигналу оператором залежить від типу індикації ( $x_1$ ), діаметру сигнальної лампи ( $x_2$ ) та кількості ламп в групі ( $x_3$ ). За експериментальними даними (табл. 2) побудуємо нечітку сингלטонну базу знань та порівняємо результати ідентифікації з регресійними залежностями.

**Таблиця 2.** Експериментальні дані прикладу 1 [15]

Номер	$x_1$	$x_2$ , мм	$x_3$	$p_1$
1	Неперервна	<6	1–2	0,9993
2	—//—//—	<6	3–4	0,9980
3	—//—//—	<6	5–7	0,9957
4	—//—//—	<6	8–10	0,9951
5	—//—//—	6–12	1–2	0,9994
6	—//—//—	6–12	3–4	0,9981
7	—//—//—	6–12	5–7	0,9958
8	—//—//—	6–12	8–10	0,9952
9	—//—//—	12–25	1–2	0,9995
10	—//—//—	12–25	3–4	0,9982
11	—//—//—	12–25	5–7	0,9959
12	—//—//—	12–25	8–10	0,9953
13	Мигаюча	<6	1–2	0,9991
14	—//—//—	<6	3–4	0,9978
15	—//—//—	<6	5–7	0,9945
16	—//—//—	<6	8–10	0,9939
17	—//—//—	6–12	1–2	0,9992
18	—//—//—	6–12	3–4	0,9979
19	—//—//—	6–12	5–7	0,9946
20	—//—//—	6–12	8–10	0,9940
21	—//—//—	12–25	1–2	0,9993
22	—//—//—	12–25	3–4	0,9980
23	—//—//—	12–25	5–7	0,9947
24	—//—//—	12–25	8–10	0,9941

Для побудови моделі будемо використовувати осереднені дані табл. 2. Якісним оцінкам «неперервна» та «мигаюча» поставимо у відповідність числові значення 0 та 10. Дані з порядковими номерами 2, 5, 7, 12, 13, 15, 19 та 21 включимо в тестову вибірку, а решту — в навчальну. За 4-м, 9-м, 16-м та 21-м рядками табл. 2 сформуємо нечітку базу знань (табл. 3). Як функцію належності нечітких термів оберемо гауссову криву

$$\mu(x) = \exp\left(-\frac{(x-b)^2}{2c^2}\right),$$

де  $b$  — координата максимуму;  $c$  — коефіцієнт концентрації.

**Таблиця 3.** Нечітка сингтонна база знань з прикладу 1

ЯКЦО			ТОДІ
$x_1$	$x_2$	$x_3$	$p_1$
Неперервна	Малий	Багато	0,9951
Неперервна	Великий	Мало	0,9995
Мигаюча	Малий	Багато	0,9939
Мигаюча	Великий	Мало	0,9993

Гауссова крива має лише два параметри, тому розмірність задачі оптимізації (1) буде менше, ніж при використанні трикутних або трапецієвидних функцій належності. При настроюванні нечіткої бази знань за запропонованою системою обмежень у задачі оптимізації (1) буде 10 керованих змінних: консеквенти чотирьох правил та шести коефіцієнтів концентрацій функцій належностей нечітких термів. Координати центрів функцій належності не змінюємо, тому що всі терми є крайніми. Значення консеквентів обмежимо діапазоном  $[0, 1]$ . Крім цього, відповідно до можливих значень вихідної змінної у вибірці даних (табл. 2), будемо вимагати, щоб консеквент другого правила був не менше 0,9995, а третього не перевищував 0,9939.

Після настроювання консеквенти стали такими: 0,9954 — у 1-му правилі, 1 — у 2-му, 0,9936 — у 3-му та 0,9997 — у 4-му правилі. Настроєні функції належності (рис. 2) не погіршують прозорості нечіткої моделі. Результати тестування (рис. 3) свідчать, що синтезована за запропонованим підходом нечітка модель є найточнішою як за середньої квадратичною нев'язкою, так і за максимальною абсолютною нев'язкою. Для порівняння використовувалися лінійна  $p_1 = 1,00059 - 0,00005x_1 - 0,0000x_2 - 0,00066x_3$  та квадратична  $p_1 = 1,00079 + 0,00013x_2 - 0,00108x_3 - 0,00001(x_1^2 + x_2^2) + 0,00004x_3^2$  регресійні моделі.

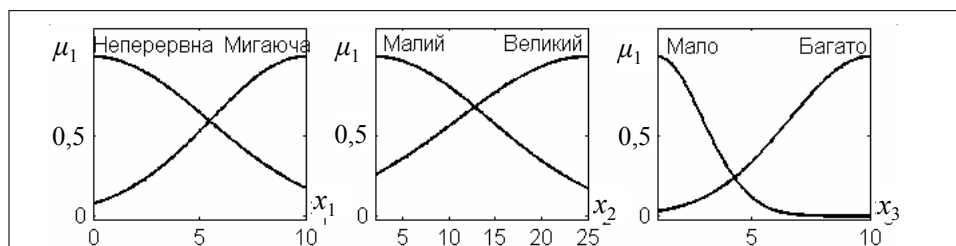


Рис. 2. Функції належності настроєних нечітких моделей з прикладу 1

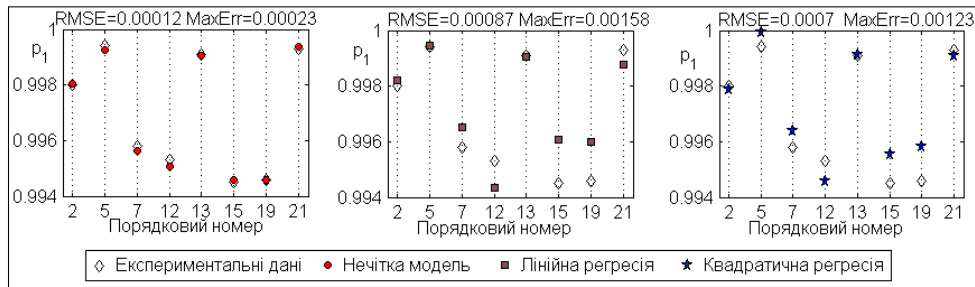


Рис. 3. Перевірка моделей з прикладу 1 на тестовій вибірці (RMSE — середня квадратична нев'язка; MaxErr — максимальна абсолютна нев'язка)

### ІДЕНТИФІКАЦІЯ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЧІТКОЇ БАЗИ ЗНАТЬ ТИПУ СУГЕНО

Базу знань Сугено складають правила, антецеденти яких задані нечіткими множинами, а консеквенти — лінійними функціями від входів. Її можна розглядати як розбиття факторного простору на зони з нечіткими межами, в кожній з яких діє свій закон «входи – вихід». Границі зон розмиті, тому у будь-якій точці факторного простору можуть виконуватися декілька законів «входи – вихід», але з різними ступенями. Базою знань Сугено зручно описувати надійність динамічних систем, які навчаються, старіють, деградує та зазнають в часі інших змін. Кожній фазі розвитку таких систем у базі знань Сугено відповідає одне правило. Узагальнюючи на трикутні норми нечітку базу знань Сугено з роботи [12], запишемо її у такий спосіб:

$$\begin{aligned} & (x_1 = \tilde{a}_{1j} \Theta_j \quad x_2 = \tilde{a}_{2j} \Theta_j \dots \Theta_j \quad x_n = \tilde{a}_{nj}) \Rightarrow \\ & \Rightarrow y = b_{j0} + b_{j1}x_1 + b_{j2}x_2 + \dots + b_{jn}x_n, \quad j = \overline{1, m}, \end{aligned} \quad (6)$$

де  $b_{j0}, b_{j1}, \dots, b_{jn} \in \mathfrak{R}$  — дійсні числа.

Нечіткий логічний висновок здійснюють так само, як і за сингтонною базою знань, за виключенням того, що для поточного входного вектора потрібно розрахувати чисельні значення консеквентів правил. У нечіткому виведенні Сугено найчастіше використовують ймовірнісні норми.

При ідентифікації нечіткою базою знань Сугено керовані змінні (К) задачі оптимізації (1) сформуємо як  $K = P \cup B$ , де  $B = (b_{10}, b_{20}, \dots, b_{m0}, b_{11}, b_{21}, \dots, b_{m1}, \dots, b_{1n}, b_{2n}, \dots, b_{mn})$  — вектор коефіцієнтів лінійних функцій в консеквентах правил нечіткої бази знань (6). Якщо трикутні норми реалізовані диференційованими функціями, то консеквенти правил (B) можна швидко настроїти фільтром Калмана [12]. Якщо крім цього і функції належності є гладкими, то оптимальний вектор (P, B) можна знайти швидким методом зворотного поширення помилки [16]. У роботах з нечіткої ідентифікації [12, 16, 17] координати вектора (P, B) не обмежуються, що призводить до точних, але непрозорих моделей. На відміну від означених робіт для збереження прозорості нечіткої моделі на керовані змінні накладемо обмеження з попереднього розділу. Координати вектора B можна інтерпретувати як коефіцієнти чутливості виходу до зміни факторів впливу в кожній з нечітких зон n-вимірного простору, які описані антецедентами правил. Тому об-

меження на координати вектора  $B$  пропонується формулювати так, щоб консеквенти правил узгоджувалися з відповідними закономірностями параметричної надійності. Наприклад, якщо моделюється залежність інтенсивності відмов від часу роботи, то в зоні припрацювання коефіцієнт чутливості має бути від'ємним, в зоні нормальної експлуатації — біля нуля, а в зоні старіння — додатнім.

**Приклад 2.** Розглянемо залежність ймовірності ( $p_1$ ) правильного введення символу при наборі оператором тексту програми від двох факторів:  $x_1$  — резерву часу при наборі одного символу, який відповідає рівню завантаженості оператора, та  $x_2$  — тривалості роботи. У роботах [1, 2] запропоновано регресійні моделі цих залежностей. Для оператора середньої кваліфікації вона є такою:

$$p_1 = (0,9975 - 0,495e^{-0,35x_1})e^{-0,0009(x_2-2,11)^2}. \quad (7)$$

В (7)  $x_1$  задається у секундах, а в  $x_2$  — у годинах. За (7) побудуємо нечіткі моделі Сугено за запропонованою системою обмежень і за ANFIS-методом та порівняємо їх.

Нами пропонується нечітка модель, що ніби «склеєна» з лінійних законів  $p_1 = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2$  з трьома наборами коефіцієнтів, які залежать від тривалості роботи (табл. 4). Нечіткі терми задамо гауссовими функціями належності. Для збереження прозорості нечіткої моделі введемо такі обмеження:

**Таблиця 4.** Нечіткі бази знань прикладу 2

Назва моделі	ЯКЩО	ТОДІ
	$x_2$	$p_1$
Нечітка модель №1, настроєна за запропонованою системою обмежень	Початок	$0,9452 + 0,0106 x_1 + 0,0052 x_2$
	Середина	$0,953 + 0,0096 x_1 + 0,001 x_2$
	Кінець	$0,9718 + 0,085 x_1 - 0,0062 x_2$
Нечітка модель №2, настроєна ANFIS-алгоритмом	Початок	$0,9462 + 0,0142 x_1 + 0,0142 x_2$
	Середина	$0,9504 + 0,0098 x_1 + 0,0022 x_2$
	Кінець	$0,967 + 0,0082 x_1 - 0,0054 x_2$

- коефіцієнти концентрацій функцій належності обмежимо інтервалом  $[0,5; 3,5]$ ;
- для координати максимуму функції належності нечіткої множини «Середина» виділимо інтервал  $[1,5; 2,5]$ , тому що за даними [1] оператор найменше помиляється в районі двох годин від початку роботи;
  - вільні члени в консеквентах правил обмежимо діапазоном  $[0,9; 1]$ ;
  - коефіцієнти при  $x_1$  мають бути додатними, тому що резерв часу покращує надійність оператора;
  - коефіцієнт при  $x_2$  у першому правилі повинен бути додатним, тому що на етапі припрацювання кількість помилок зменшується з часом;
  - коефіцієнт при  $x_2$  у другому правилі має приймати мале значення, тому що на етапі нормальної роботи кількість помилок від часу майже не залежить. Обмежимо значення цього коефіцієнта інтервалом  $[-0,001; 0,001]$ ;

- коефіцієнт при  $x_3$  у третьому правилі повинен бути від'ємним, тому що на етапі втомлення кількість помилок зростає з часом.

Нечіткі моделі настроїмо за навчальною вибіркою з 20-ти пар «входи – вихід», в якій значення входів генерувалися випадково з діапазонів  $[0, 3]$  для  $x_1$  та  $[0, 8]$  для  $x_2$ , а вихід розраховувався за формулою (8). Тестову вибірку

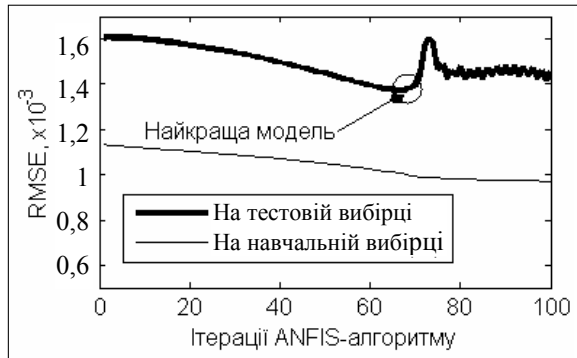


Рис. 4. Динаміка навчання нечіткої моделі № 2 з прикладу 2

склали 1000 випадково згенерованих пар «входи – вихід». ANFIS-навчання проведено за тактикою «ранньої зупинки», щоб уникнути перенавчання моделі (рис. 4). Оптимізовані функції належності зображено на рис. 5, консеквенти правил зведено у табл. 4. Після ANFIS-навчання з'явилися складнощі з інтерпретацією нечіткої множини «Початок», максимум функції належності якої

припадає приблизно на 0,5 години, а не на 0 годин. Усі параметри нечіткої моделі, що настроєна за запропонованою системою обмежень, змістовно інтерпретуються. Щодо точності, то нечіткі моделі за цим критерієм однакові (рис. 6). Порівняння нечіткої моделі №1 з еталонною моделлю (8) зроблено на рис. 7, який свідчить що вони практично збігаються.

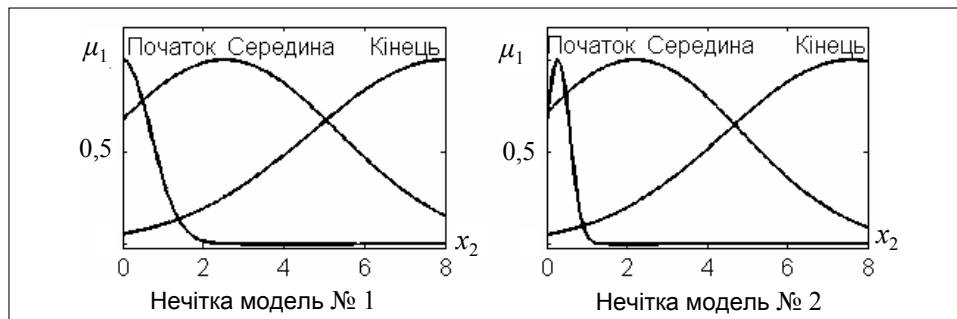


Рис. 5. Функції належності нечітких моделей з прикладу 2

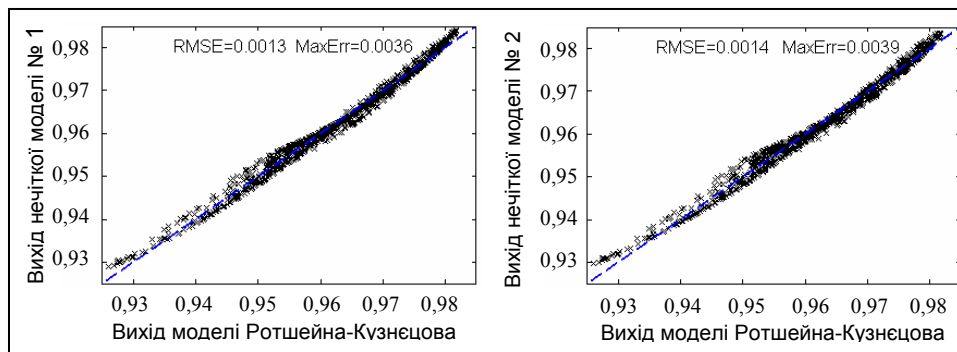


Рис. 6. Перевірка нечітких моделей з прикладу 2 на тестовій вибірці



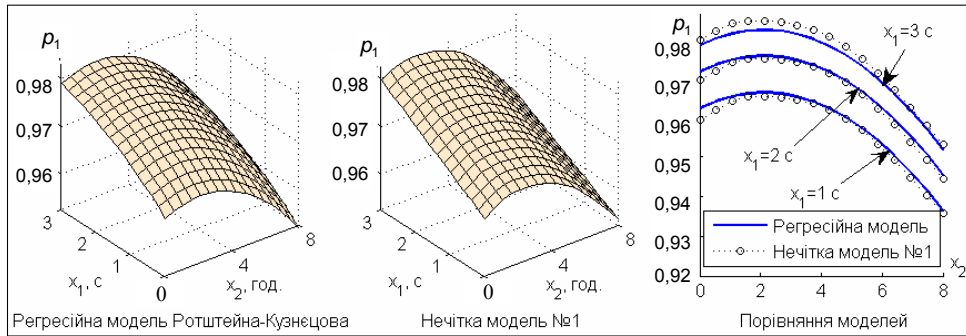


Рис. 7. Порівняння аналітичної та нечіткої моделей з прикладу 2

### ІДЕНТИФІКАЦІЯ НЕЧІТКОЮ БАЗОЮ ЗНАТЬ ТИПУ МАМДАНІ

База знань Мамдані складається з правил, в яких антецеденти та консеквенти задані нечіткими множинами і може трактуватися як розбиття факторного простору на зони з нечіткими межами, в кожній з яких функції відклику приймає нечітке значення. Кількість таких нечітких зон дорівнює числу правил бази знань. Узагальнюючи на трикутні норми нечітку базу знань Мамдані з робіт [9, 13, 17], запишемо її у такий спосіб:

$$(x_1 = \tilde{a}_{1j} \ominus_j x_2 = \tilde{a}_{2j} \ominus_j \dots \ominus_j x_n = \tilde{a}_{nj} \text{ з вагою } w_j) \Rightarrow y = \tilde{d}_j, \quad j = \overline{1, m}, \quad (8)$$

де  $\tilde{d}_j = \int_{y \in [y, \bar{y}]} \mu_{d_j}(y) / y$  — нечітка множина;  $w_j \in [0, 1]$  — ваговий коефіцієнт,

який віддзеркалює рівень впевненості експерта в адекватності  $j$ -го правила.

Ступінь виконання антецедента  $j$ -го правила для поточного вхідного вектора  $X^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$  розраховують як

$$\mu_j(X^*) = w_j (\mu_j(x_1^*) \chi_j \mu_j(x_2^*) \chi_j \dots \chi_j \mu_j(x_n^*)), \quad j = \overline{1, m}.$$

В алгоритмі Мамдані зазвичай використовують норми Заде. Як результат логічного висновку за  $j$ -м правилом бази знань отримуємо таке нечітке значення вихідної змінної  $y$ :

$$\tilde{d}_j^* = \text{imp}(\tilde{d}_j, \mu_j(X^*)), \quad j = \overline{1, m}, \quad (9)$$

де  $\text{imp}$  позначає імплікацію, яка в нечіткому висновку реалізується операцією мінімуму, тобто шляхом «зрізання» функції належності  $\mu_{d_j}(y)$  по рівню  $\mu_j(X^*)$ .

Результат логічного висновку за усіма правилами бази знань знаходять агрегуванням нечітких множин (9):  $\tilde{y}^* = \text{agg}(\tilde{d}_1^*, \tilde{d}_2^*, \dots, \tilde{d}_m^*)$ . Ілюструє цю формулу рис. 8, де агрегуються три нечіткі множини. Чітке значення виходу  $y$ , яке відповідає вхідному вектору  $X^*$ , визначається через дефаззифікацію нечіткої множини  $\tilde{y}^*$ . Зазвичай використовують дефаззифікацію за центром

тяжіння, що забезпечує найшвидше навчання нечіткої моделі [18]. На рис. 8 результат дефаззифікації за методом центра тяжіння позначено трикутником.

При ідентифікації нечіткою базою знань Мамдані керовані змінні ( $K$ ) для задачі оптимізації (1) сформуємо як  $K = P \cup W$ , де  $P$  — вектор параметрів функцій належності термів вхідних змінних;

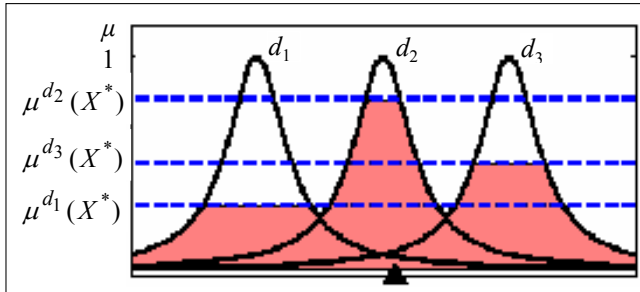


Рис. 8. Імплікація, агрегування та дефаззифікація в алгоритмі Мамдані

$W$  — вектор вагових коефіцієнтів правил нечіткої бази знань (8). На відміну від робіт з настроювання нечітких баз знань Мамдані [17] для збереження прозорості моделі на керовані змінні накладемо обмеження,

наведені вище. Щодо вектора  $W$ , то пропонується змінювати лише ваги тих правил, в яких експерт не повністю впевнений. Якщо до рівня інтерпретабельності бази знань пред'являються високі вимоги, то ваги правил не будемо настроювати, залишивши їх рівними 1.

При використанні в логічному виведенні Мамдані дефаззифікації за центром тяжіння нами виявлено ефект звуження інтервалу вихідних значень. Для забезпечення прозорості нечітких моделей потрібно, щоб функції належностей крайніх термів досягали максимуму на границях інтервалу можливих значень вихідної змінної. Позначимо крайні терми як «Низький» та «Високий». Для отримання на виході нечіткої моделі найменшого значення необхідно, щоб ступінь виконання консеквенту «Низький» дорівнював 1, а ступені виконання решти консеквентів — 0. Тоді результат логічного виведення знаходиться шляхом дефаззифікації нечіткої множини «Низький». Аналогічно найбільшим можливим значенням на виході нечіткої моделі буде результат дефаззифікації нечіткої множини «Високий». Чим більше «розмазані» нечіткі множини «Низький» та «Високий», тим далі результати дефаззифікації від координат максимумів функцій належності і, відповідно, від потрібних границь можливих значень (рис. 9,а). Для усунення цього ефекту пропонується розширити носій нечітких множин (рис. 9,б). У цьому випадку при дефаззифікації враховуються частини нечіткої множини по обидва боки від координати максимуму. Звідси результатом дефаззифі-

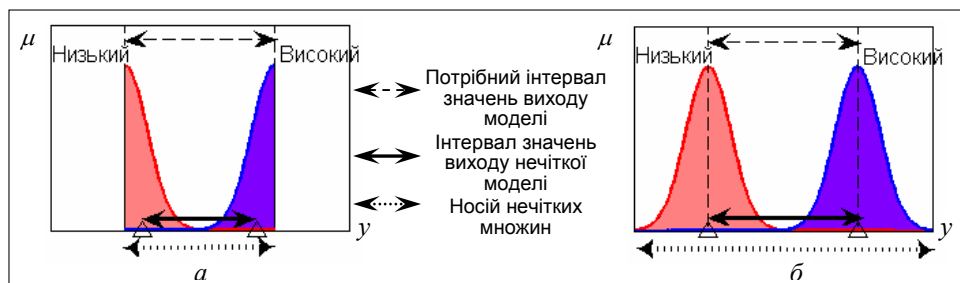


Рис. 9. Звуження інтервалу вихідних значень при дефаззифікації за центром тяжіння: а — проблема звуження інтервалу; б — спосіб вирішення

фікації нечітких множин «Низький» та «Високий» стануть координати максимумів функцій належності, які збігаються з границями можливих значень виходу моделі.

**Приклад 3.** Розглянемо залежність часу ( $t$ ) моторної реакції оператора високої підготовленості на зоровий сигнал від двох факторів:  $x_1$  — колір сигналу та  $x_2$  — загазованість повітря, яка визначається концентрацією  $\text{CO}_2$ . За експериментальними даними з табл. 5 побудуємо нечітку базу знань типу Мамдані та порівняємо результати настроювання за запропонованою і типовою системами обмежень.

**Таблиця 5.** Експериментальні дані прикладу 3 [15]

Номер	$x_1$	$x_2$ , %	$t$
1	Червоний	3	0,268
2	—//—//—	5	0,268
3	—//—//—	7	0,4
4	—//—//—	9	0,53
5	Синій	3	0,3
6	—//—//—	5	0,3
7	—//—//—	7	0,44
8	—//—//—	9	0,6
9	Зелений	3	0,347
10	—//—//—	5	0,347
11	—//—//—	7	0,52
12	—//—//—	9	0,7

Дані з порядковими номерами 1, 3, 4, 6, 7, 9, 10 та 12 включимо у навчальну вибірку. Тестувати моделі будемо на всій вибірці даних, тому що її обсяг малий. Кольорам «Червоний», «Синій» та «Зелений» поставимо у відповідність числові значення 1, 2 та 3.

Залежність між даними з табл. 5 задамо базою знань з двох правил:

Якщо  $x_1 = \text{Добрий}$  та  $x_2 = \text{Свіжий}$ , то  $t = \text{Малий}$ ,

Якщо  $x_1 = \text{Поганий}$  та  $x_2 = \text{Спертий}$ , то  $t = \text{Великий}$ .

Через малий обсяг навчальної вибірки будемо настроювати лише функції належності, які задамо гауссовими кривими. При настроюванні за типовою схемою в задачі оптимізації (1) буде 12 керованих змінних — параметрів функцій належності нечітких термів вхідних та вихідної змінних. При настроюванні за запропонованою системою обмежень буде шість керованих змінних. Координати центрів функцій належності не настроюємо, тому що всі терми є крайніми. Щоб не звузити інтервал вихідних значень через дефазифікацію за центром тяжіння, розширимо носій нечітких множин «Малий» та «Великий». У нечітких моделях як  $t$ -норма використовується множення, тому що операція мінімуму при невеликому обсязі бази знань призводить до «ступінчатих» поверхонь «входи–вихід». Графіки функцій належності після оптимізації зображено на рис. 10. Результати тестування нечітких моделей зведено у табл. 6. Для порівняння в цю таблицю включені

результати тестування за лінійною та квадратичною регресійними моделями. Видно, що нечіткі моделі точніші за регресійні. При настроюванні нечіткої моделі за запропонованою системою обмежень кількість керованих змінних зменшено вдвічі, але це призвело до покращення точності ідентифікації.

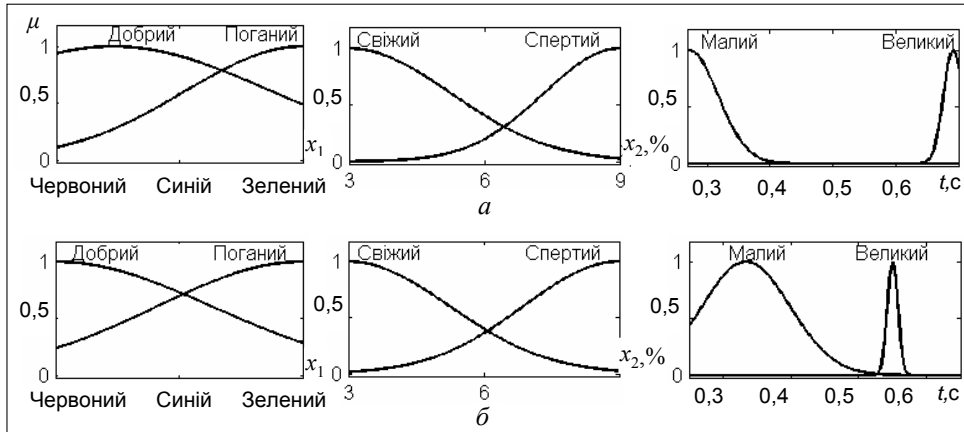


Рис. 10. Функції належності нечітких моделей, настроєних за типовою (а) і запропонованою (б) схемами з прикладу 3

Таблиця 6. Результати тестування моделей з прикладу 3

Модель	RMSE	MaxErr
Нечітка модель, настроєна за типовою схемою	0,028	0,045
Нечітка модель, настроєна за запропонованою схемою	0,023	0,033
$t = -0,005 + 0,051x_1 + 0,53x_2$	0,045	0,073
$t = 0,346 + 0,036x_1 - 0,078x_2 + 0,004x_1^2 + 0,011x_2^2$	0,024	0,043

## ВИСНОВКИ

Запропоновано використання нечітких баз знань з неперервним виходом для моделювання залежності кількісних показників надійності операторської діяльності від факторів впливу. Введено систему обмежень, завдяки якій прозорість нечітких моделей не порушується при навчанні на експериментальних даних. Комп'ютерні експерименти свідчать, що запропоновані нечіткі моделі точніші за лінійні та квадратичні регресійні рівняння. Крім того, в нечіткій моделі легко вставити експертні знання про залежність «фактори впливу – показник надійності», що дозволяє при ідентифікації зменшити необхідний обсяг навчальної вибірки.

## ЛІТЕРАТУРА

1. Ротштейн А.П., Кузнецов П.Д. Проектирование бездефектных человеко-машинных технологий. — Киев: Техніка, 1992. — 180 с.
2. Кузнецов П.Д., Ротштейн А.П. Аналитико-экспериментальные оценки безошибочности и быстродействия оператора дисплея // УСиМ. — 1984. — №6. — С. 35–39.

3. Дружинин Г.В. Надежность автоматизированных производственных систем. — М.: Энергоатомиздат, 1986. — 480 с.
4. Зараковский Г.М., Павлов В.В. Закономерности функционирования эргономических систем. — М.: Радио и связь, 1987. — 232 с.
5. Введение в эргономику / Г.М. Зараковский, Б.А. Королев, В.И. Медведев, П.Я. Шлаен. Под ред. В.П. Зинченко. — М.: Сов. радио, 1974. — 352 с.
6. Мунипов В.М., Зинченко В.П. Эргономика. — М.: Логос, 2001. — 356 с.
7. Венда В.Ф. Инженерная психология и синтез систем отображения информации. — М.: Машиностроение, 1975. — 400 с.
8. Бодров В.А., Орлов В.Я. Психология и надежность: человек в системах управления техникой. — М.: Ин-т психологии РАН, 1998. — 285 с.
9. Zimmerman H.-J. Fuzzy Sets Theory and Its Applications. 3rd ed. — Boston: Kluwer Academic Publisher, 1996. — 435 p.
10. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети. — Винница: УНІВЕРСУМ–Вінниця, 1999. — 320 с.
11. Rotshtein A. Fuzzy Reliability Analysis of Man–Machine Systems // Reliability and Safety Analysis under Fuzziness. Studies in Fuzziness. — Physica–Verlag, A Springer–Verlag Company, 1994. — 4. — P. 245–270.
12. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control // IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics. — 1985. — 15, № 1. — P. 116–132.
13. Babuska R. Fuzzy Modeling for Control. — Boston: Kluwer Academic Publishers. — 1998. — 175 p.
14. Ротштейн О.П., Штовба С.Д. Проектування нечітких баз знань: лабораторний практикум та курсове проектування: Навч. посіб. — Вінниця: Вінницький держ. техн. ун-т, 1999. — 65 с.
15. Проектная оценка качества выполнения функций АСУ ГПС с учетом действий операторов АРМ: Методические рекомендации / НИИАП. — М.: ВНИИТЭМР. — 1989. — 120 с.
16. Jang J.-S. R. ANFIS: Adaptive–Network–Based Fuzzy Inference System // IEEE Trans. Systems & Cybernetics. — 1993. — 23. — P. 665 – 685.
17. Yager R., Filev D. Essentials of Fuzzy Modeling and Control. — USA: John Wiley & Sons. — 1994. — 387 p.
18. Ротштейн А.П., Штовба С.Д. Влияние методов дефаззификации на скорость настройки нечеткой модели // Кибернетика и системный анализ. — 2002. — № 5. — С. 169–176.

Надійшла 12.06.2006