

# ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА КОМП'ЮТЕРНА ТЕХНІКА

УДК 621.391

С. Д. Штовба, к. т. н., доц.

## ПОРІВНЯННЯ КРИТЕРІЇВ НАВЧАННЯ НЕЧІТКОГО КЛАСИФІКАТОРА

*Запропоновано новий критерій навчання нечіткого класифікатора, який поєднує переваги двох відомих — відсотка безпомилковості та відстані між нечіткими множинами. Проведені експерименти свідчать, що безпомилковість нечітких класифікаторів після навчання за новим критерієм краща.*

### Вступ

Задача класифікації полягає у віднесенні об'єкта, який задано вектором інформативних ознак, до одного з наперед визначених класів. До класифікації зводяться різноманітні задачі прийняття рішень в інженерному проектуванні, військовій справі, менеджменті, політиці, медицині тощо.

Сьогодні все популярнішими стають класифікатори на основі нечіткої бази знань, зокрема у Вінницькому національному технічному університеті за останнє десятиріччя проведено серію досліджень зі створення нечітких діагностичних систем в різних областях [1—9]. В нечітких класифікаторах зв'язок «входи—вихід» описується експертними лінгвістичними правилами типу <Якщо—тоді>, які для кожного класу рішення визначають нечіткі області факторного простору. Нечіткі правила є своєрідними інформаційними згустками теоретичних знань експерта та його практичного досвіду з прийняття рішень. Логічне виведення за нечіткими правилами є прозорим — його розуміють менеджери, лікарі, економісти та інші замовники математичних моделей прийняття рішень. Прозорість нечітких моделей є однією з важливих переваг, яка дозволяє їм успішно конкурувати з класифікаторами на основі байєсівських правил, відстані до найближчого сусіда, SVM-машин, нейронних мереж та інших індуктивних методів обробки даних.

Для підвищення безпомилковості нечіткий класифікатор навчають на експериментальних даних. Для цього ітераційно змінюють його параметри, щоб мінімізувати відстань між експериментальними даними та результатами нечіткого виведення. Цю відстань, яку назвемо критерієм навчання, можна визначити різними способами. Метою статті є виявлення критеріїв навчання, які забезпечують найкращу безпомилковість нечіткого класифікатора.

### 1. Нечіткий класифікатор

Позначимо через  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  — вектор інформативних ознак об'єкта класифікації, а через  $t_1, t_2, \dots, t_C$  — класи рішень. Тоді класифікації відповідатиме відображення  $\mathbf{X} \rightarrow y \in \{t_1, t_2, \dots, t_C\}$ . Грунтуючись на [4, 5, 8, 10] нечітку базу знань цього відображення запишемо так:

$$\text{ЯКЩО } (x_1 = \tilde{a}_{1j} \text{ та } x_2 = \tilde{a}_{2j} \text{ та } \dots \text{ та } x_n = \tilde{a}_{nj} \text{ з вагою } \omega_j), \text{ ТО } y = d_j, \quad j = \overline{1, m}, \quad (1)$$

де  $m$  — кількість правил;  $d_j \in \{t_1, t_2, \dots, t_C\}$  — значення консеквента  $j$ -го правила;  $\omega_j \in [0, 1]$  — ваговий коефіцієнт, який задає достовірність  $j$ -го правила,  $j = \overline{1, m}$ ;  $\tilde{a}_{ij}$  — нечіткий терм, яким оцінюється ознака  $x_i$  в  $j$ -му правилі  $i = \overline{1, n}$ ,  $j = \overline{1, m}$ .

Ступінь виконання  $j$ -го правила для поточного вхідного вектора  $\mathbf{X}^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$  розраховується так [5]:

$$\mu_j(\mathbf{X}^*) = w_j \left( \mu_j(x_1^*) \wedge \mu_j(x_2^*) \wedge \dots \wedge \mu_j(x_n^*) \right), \quad j = \overline{1, m}, \quad (2)$$

де  $\mu_j(x_i^*)$  — ступінь належності значення  $x_i^*$  нечіткому терму  $\tilde{a}_{ij}$ ;  $\wedge$  —  $t$ -норма, яку реалізуємо операцією мінімуму.

Ступінь належності поточного вхідного вектора  $X^*$  до класів  $t_1, t_2, \dots, t_C$  розраховується так:

$$\mu_{t_s}(y^*) = \underset{\forall j: d_j=t_s}{agg} \left( \mu_j(X^*) \right), \quad s = \overline{1, C}, \quad (3)$$

де *agg* — агрегування нечітких висновків за окремими правилами бази знань, яке реалізуємо операцією максимуму над ступенями належності.

Нечітким рішенням задачі класифікації буде нечітка множина

$$\tilde{y}^* = \left( \mu_{t_1}(y^*)/t_1, \mu_{t_2}(y^*)/t_2, \dots, \mu_{t_C}(y^*)/t_C \right). \quad (4)$$

За (4) результатом логічного виведення обираємо клас з максимальним ступенем належності:

$$y^* = \arg \max_{\{t_1, t_2, \dots, t_C\}} \mu_{t_s}(y^*).$$

## 2. Критерії навчання нечіткого класифікатора

Вважатимемо, що існує навчальна вибірка з  $M$  пар «входи—вихід»

$$(\mathbf{X}_r, y_r), \quad r = \overline{1, M}, \quad (5)$$

де  $y_r \in \{t_1, t_2, \dots, t_C\}$ .

Введемо такі позначення:

$\mathbf{P}$  — вектор параметрів функцій належності термів з бази знань (1);

$\mathbf{W}$  — вектор вагових коефіцієнтів правил бази знань (1);

$F(\mathbf{K}, \mathbf{X}_r) \in \{t_1, t_2, \dots, t_C\}$  — результат класифікації за базою знань з параметрами

$\mathbf{K} = (\mathbf{P}, \mathbf{W})$  при вхідному значенні  $\mathbf{X}_r$  з  $r$ -го рядка вибірки (5).

Навчання нечіткого класифікатора полягає в знаходженні вектора  $\mathbf{K}$ , який мінімізує відстань між результатами логічного виведення та експериментальними значеннями з вибірки (5). Нижче розглядаються 3 способи завдання цієї відстані в формі критеріїв навчання нечіткого класифікатора.

**Критерій I.** За відстань між бажаною та дійсною поведінкою моделі можна обрати відсоток помилок класифікації. Тоді задача настроювання нечіткого класифікатора ставиться так:

$$\frac{100\%}{M} \sum_{r=1, M} \Delta_r(\mathbf{K}) \rightarrow \min, \quad (6)$$

$$\text{де } \Delta_r(\mathbf{K}) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } y_r \neq F(\mathbf{K}, \mathbf{X}_r); \\ 0, & \text{якщо } y_r = F(\mathbf{K}, \mathbf{X}_r). \end{cases}$$

Переваги критерію (6) полягають в його простоті та зрозумілій змістовній інтерпретації. Відсоток помилок застосовується як критерій навчання різноманітних систем розпізнавання образів [11]. Цільова функція задачі оптимізації (6) приймає дискретні значення, а це ускладнює застосування швидких градієнтних методів пошуку екстремуму, особливо за малих вибірок даних.

**Критерій II.** В роботах [3—8] для розрахунку відстані між експериментальними даними та результатами нечіткого моделювання значення вихідної змінної в навчальній вибірці фаззифікують таким чином:

$$\left. \begin{aligned} \tilde{y} &= (1/t_1, 0/t_2, \dots, 0/t_C), \text{ якщо } y = t_1; \\ \tilde{y} &= (0/t_1, 1/t_2, \dots, 0/t_C), \text{ якщо } y = t_2; \\ &\vdots \\ \tilde{y} &= (0/t_1, 0/t_2, \dots, 1/t_C), \text{ якщо } y = t_C. \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

Як критерій навчання використовується відстань між результатами логічного виведення у вигляді нечіткої множини (4) та бажаними нечіткими значеннями вихідної змінної (7). Відповідно, навчання нечіткого класифікатора полягає в знаходженні такого вектора  $\mathbf{K}$ , щоб

$$\sqrt{\frac{1}{M} \sum_{r=1, \overline{M}} D_r(\mathbf{K})} \rightarrow \min, \quad (8)$$

де  $D_r(\mathbf{K}) = \sum_{j=1, \overline{C}} (\mu_{t_j}(y_r) - \mu_{t_j}(\mathbf{K}, \mathbf{X}_r))^2$  — відстань між бажаною та дійсною вихідними нечіткими множинами при класифікації  $r$ -го об'єкту з навчальної вибірки (5);  $\mu_{t_j}(y_r)$  — ступінь належності значення змінної  $y$  з  $r$ -го рядка навчальної вибірки до класу  $t_j$  згідно з (7);  $\mu_{t_j}(\mathbf{K}, \mathbf{X}_r)$  — розрахований за формулою (3) ступінь належності виходу нечіткої моделі з параметрами  $\mathbf{K}$  до класу  $t_j$  за вхідного вектора  $\mathbf{X}_r$ .

Цільова функція в задачі (8) не має довгих плато, тому її можна оптимізувати градієнтними методами. Але в деяких випадках оптимальна за умови (8) нечітка база знань не забезпечує близький до мінімального відсоток помилок класифікації. (6). Це пояснюється тим, що близькі до границь розподілу класів об'єкти вносять майже однаковий вклад в критерій навчання (8) як за правильної, так і за помилкової класифікації.

**Критерій III.** Нижче пропонується новий критерій навчання, що успадковує переваги двох попередніх. Ідея полягає в збільшенні відстані ( $D$ ) для помилково класифікованих об'єктів. В результаті задача навчання нечіткого класифікатора стає такою:

$$\sqrt{\frac{1}{M} \sum_{r=1, \overline{M}} (\Delta_r(\mathbf{K}) \text{penalty} + 1) D_r(\mathbf{K})} \rightarrow \min, \quad (9)$$

де  $\text{penalty} > 0$  — штрафний коефіцієнт.

Під час навчання нечіткої моделі за запропонованим критерієм вибір напрямку крокування до оптимуму найбільшою мірою залежить від помилково класифікованих об'єктів. Така поведінка схожа на адаптивний метод оптимізації [12], коли на повторне навчання помилково розпізнані об'єкти потрапляють частіше. Результати експериментів [12] свідчать, що за цим методом навчання відбувається швидко.

Якщо  $\text{penalty} \rightarrow 0$ , то задачі (8) та (9) стають еквівалентними. Якщо  $\text{penalty} \rightarrow \infty$ , то рельєфи цільових функцій задач (6) та (9) будуть схожими.

### 3. Швидке навчання ваг правил нечіткого класифікатора

Параметри нечіткого класифікатора — функції належності і вагові коефіцієнти правил, можна налаштувати як спільно, так і окремо. При налаштуванні тільки ваг правил обсяг обчислень можна скороти в десятки разів тому, що в формулі (2) ступені належності  $\mu_j(x_1^*)$ ,  $\mu_j(x_2^*)$ , ...,  $\mu_j(x_n^*)$  не залежать від  $\mathbf{W}$ . Для прискорення оптимізації один раз розрахуємо і запам'ятаємо ступені виконання правил з одиничними ваговими коефіцієнтами ( $w_j = 1, j = \overline{1, m}$ ) для кожного об'єкта навчальної вибірки

$$g_j(\mathbf{X}_r) = \mu_j(x_{r1}) \wedge \mu_j(x_{r2}) \wedge \dots \wedge \mu_j(x_{rm}), \quad j = \overline{1, m}, \quad r = \overline{1, M}.$$

Далі, під час оптимізації для нових вагових коефіцієнтів ступені належності об'єкта  $\mathbf{X}_r$  класам  $t_s$  перерахуємо за швидкою формулою

$$\mu_{t_s}(\mathbf{X}_r) = \text{agg}_{\forall j: d_j=t_s} (w_j g_j(\mathbf{X}_r)), \quad s = \overline{1, C}.$$

#### 4. Комп'ютерні експерименти на синтетичних даних

Розглядається задача класифікації об'єктів за двома ознаками  $x_1, x_2 \in [0, 10]$  у відповідності з таким правилом [10]:

$$y = \begin{cases} t_1, & \text{якщо } x_2 < \frac{14,6}{2,25 + (x_1 - 6,5)^2}; \\ t_2, & \text{якщо } \frac{14,6}{2,25 + (x_1 - 6,5)^2} \leq x_2 \leq 2,2\sqrt{x_1} + 3; \\ t_3, & \text{якщо } x_2 > 2,2\sqrt{x_1} + 3. \end{cases} \quad (10)$$

Роздільні криві та вибірки даних показано на рис. 1. В вибірках вхідні значення обиралися випадково, а вихідні розраховувалися за (10). На основі цих вибірок розробимо нечіткий класифікатор.

За рис. 1 експерт згенерував 6 нечітких правил класифікації, які зведені в табл. 1. Нечіткі терми задано гаусовою функцією належності

$$\mu(x) = \exp\left(-\frac{(x-b)^2}{2c^2}\right), \quad (11)$$

де  $b$  — координата максимуму та  $c > 0$  — коефіцієнт концентрації.

В початковому класифікаторі коефіцієнти концентрацій усіх функцій належності дорівнюють 2. Координати максимумів обрано так, щоб розбити інтервал  $[0, 10]$  на 3 (для  $x_1$ ) та на 4 (для  $x_2$ ) рівні частини.

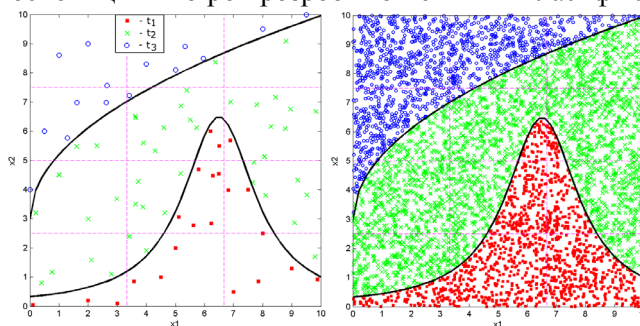


Рис. 1. Навчальна (ліворуч) і тестова (праворуч) вибірки

Таблиця 1

Нечітка база знань

№	$x_1$	$x_2$	$y$
1	Середній	Низький	$t_1$
2	Середній	Нижче середнього	$t_1$
3	Низький	Нижче середнього	$t_2$
4	Високий	Вище середнього	$t_2$
5	Низький	Вище середнього	$t_3$
6	Середній	Високий	$t_3$

Спочатку настроїмо ваги правил. Правило № 3 заперечень не викликає (див. рис. 1), тому залишимо його ваговий коефіцієнт рівним 1. Решту 5 вагових коефіцієнтів настроїмо за кожним з трьох критеріїв. В табл. 2 наведено вагові коефіцієнти, які було отримано в результаті 500 експериментів з навчання нечіткого класифікатора. Навчання здійснено в середовищі MATLAB з використанням авторського пакету FALEFC [10].

Найкращі ваги правил нечіткого класифікатора

Ваги правил	Після оптимізації ваг правил			Після оптимізації ваг правил та функцій належності		
	класифікатор I	класифікатор II	класифікатор III	класифікатор I	класифікатор II	класифікатор III
$w_1$	0,049	0,08	0,171	0,767	0,751	0,779
$w_2$	0,038	0,478	0,026	0,513	0,395	0,539
$w_3$	1	1	1	1	1	1
$w_4$	0,05	0,804	0,038	0,57	1	0,783
$w_5$	0,68	0,685	0,834	0,816	0,49	0,697
$w_6$	0,025	0,591	0,027	0,02	0,016	1

З новими ваговими коефіцієнтами кількість помилок на тестовій вибірці стала такою: 13,5 % — для класифікатора I; 22,26 % — для класифікатора II; 13,4 % — для класифікатора III. Це свідчить, що за критеріями I та III отримано нечіткі класифікатори з однаковою безпомилковістю. Якість навчання за критерієм II значно гірша. Статистика навчання (рис. 2) свідчить, що найширший розкид результатів оптимізації спостерігається при настроюванні за критерієм I. Кількість помилок найкращого та найгіршого класифікаторів, синтезованих за цим критерієм, різняться майже в 3 рази. В середньому кращу безпомилковість забезпечує навчання за запропонованим критерієм III (див. рис. 2).

В експериментах штрафний коефіцієнт (penalty) для критерію III обирався випадково з діапазо-



Рис. 2. Розкид результатів навчання при оптимізації ваг правил

ну (0, 10]. Результати експериментів (рис. 3) показують, що в середньому кращі результати досягаються, коли  $penalty \in [5, 10]$ .

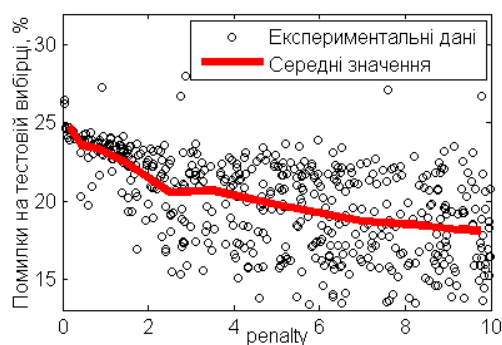


Рис. 3. Вплив штрафного коефіцієнта у критерії III на якість навчання

Настроюванням ваг правил кількість помилок зменшено до 13,4 %. Для покращення якості класифікації настроїмо не лише ваги правил, але і функції належності. Для цього оберемо такі 15 параметрів нечіткого класифікатора:

- 5 вагових коефіцієнтів правил бази знань;
- 3 координати максимумів функцій належності термів «Середній» «Нижче середнього» та «Вище середнього»;
- 7 коефіцієнтів концентрації функцій належності нечітких термів.

Згідно з роботами [13, 14] для збереження прозорості нечіткої моделі координати максимумів функцій належності налаштовуватимемо лише у некрайніх термів. Ядра нечітких множин крайніх термів «Низький» та «Високий» прирівняємо до 0 та 10 відповідно. Крім того, введемо обмеження на параметри функцій належностей сусідніх нечітких множин, щоб забезпечити лінійну упорядкованість терм-множин.

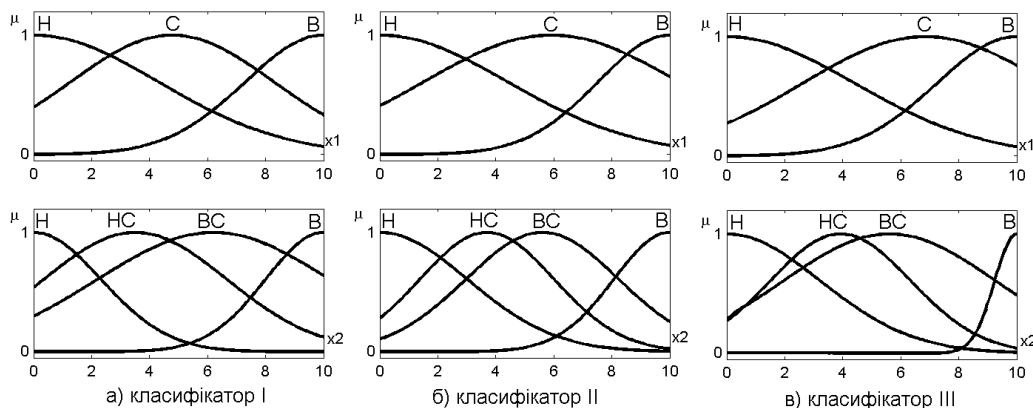


Рис. 4. Оптимальні функції належності (Н — Низький, HC — Нижче середнього, С — Середній, BC — Вище середнього, В — Високий)

Оптимальні функції належності показано на рис. 4. Ваги правил після настроювання зведені в табл. 2. Результати тестування (рис. 5) показують, що безпомилковість нечітких класифікаторів, настроєних за критеріями I та III, вища, але пам'ятатимемо, що в оптимізації за критерієм I спостерігається найширший розкид результатів. Крім цього, підбір відповідних параметрів градієнтних алгоритмів оптимізації за цим критерієм займає багато часу.

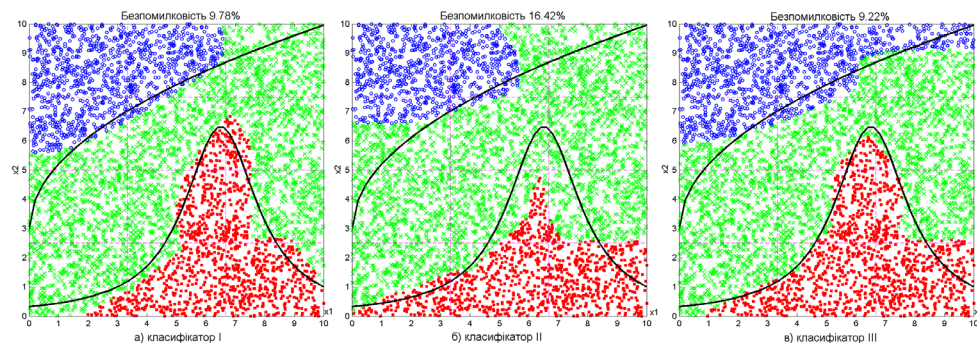


Рис. 5. Класифікація на тестовій вибірці

### 5. Комп'ютерні експерименти на реальних даних

Розглядається задача класифікації італійських вин за 13-ма ознаками [15]. Вона полягає у встановленні сорту винограду, з якого виготовлено вино. База даних Wine Database містить результати хімічного аналізу 178 зразків вин, виготовлених з трьох сортів винограду.

Спроекуємо нечіткий класифікатор вин за трьома ознаками:  $x_7$  — flavanoids;  $x_{10}$  — color intensity та  $x_{13}$  — proline. За розподілом даних (рис. 6) експерт сформував нечітку базу знань (табл. 3). Нечіткі терми задамо гаусовою функцією належності (11).

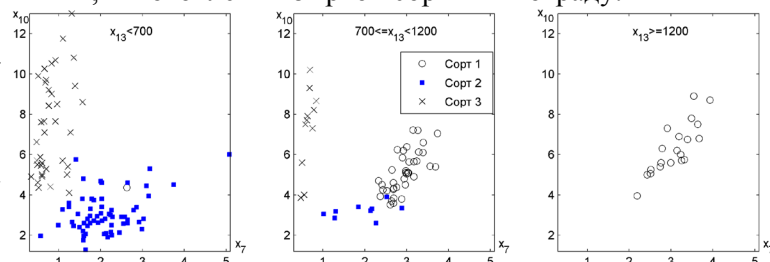


Рис. 6. Розподіл даних в Wine Database

Таблиця 3

Нечітка база знань класифікатора вин

№	$x_7$	$x_{10}$	$x_{13}$	$y$
1	—	—	Високий	Сорт 1
2	Високий	Високий	Середній	Сорт 1
3	—	Низький	Низький	Сорт 2
4	Низький	Низький	Середній	Сорт 2
5	Низький	Високий	—	Сорт 3

Навчальну вибірку сформуємо з непарних зразків вин, а тестову вибірку — з парних. Результати 500 експериментів (табл. 4) свідчать, що найкращі класифікатори отримано у навчанні за критерієм III. В експериментах значення штрафного коефіцієнта для цього критерію обиралось випадково з діапазону [5, 10]. Як і в попередньому прикладі, найширший розкид результатів спостерігається в оптимізації за критерієм I, а найвужчий — за критерієм II. Параметри найкращих класифікаторів, які знайдені в результаті оптимізації за кожним з трьох критеріїв, зведені в табл. 5 та 6.

Таблиця 4

## Результати тестування нечіткого класифікатора вин

Безпомилковість		Мінімальна	Середня	Максимальна	СКВ
Після оптимізації ваг правил	Класифікатор I	7,87	32,74	59,55	14,31
	Класифікатор II	16,86	18,53	44,94	2,95
	Класифікатор III	6,74	13,92	40,45	6,18
Після оптимізації функцій належності і ваг правил	Класифікатор I	7,87	33,8	68,54	12,05
	Класифікатор II	6,74	8,85	12,36	1,62
	Класифікатор III	4,49	9,05	14,61	1,92

Таблиця 5

## Ваги правил нечіткого класифікатора вин після настроювання

Ваги правил	Після оптимізації ваг правил			Після оптимізації ваг правил та функцій належності		
	класифікатор I	класифікатор II	класифікатор III	класифікатор I	класифікатор II	класифікатор III
$\omega_1$	0,53	1	0,64	1	1	1
$\omega_2$	1	1	1	0,54	1	0,94
$\omega_3$	0,32	0,94	0,32	0,22	1	0,73
$\omega_4$	0,25	0,26	0,17	0,01	0,84	0,57
$\omega_5$	1	1	1	1	1	1

Таблиця 6

## Параметри функцій належності нечіткого класифікатора вин

Змінна	Терм	Початковий		Класифікатор I		Класифікатор II		Класифікатор III	
		$b$	$c$	$b$	$c$	$b$	$c$	$b$	$c$
$x_7$	Низький	0,34	2,01	0,34	0,93	0,34	0,8	0,34	0,81
	Високий	5,08	2,01	5,08	2,27	5,08	1,95	5,08	1,9
$x_{10}$	Низький	1,28	6,21	1,28	6,48	1,28	2,22	1,28	2,69
	Високий	15,9	6,21	15,9	6,25	15,9	9	15,9	8,97
$x_{13}$	Низький	278	298	278	431	278	450	278	403
	Середній	979	298	758	262	1006	201	1078	262
	Високий	1680	298	1680	395	1680	450	1680	448

## Висновки

Встановлено, що настроюючи лише ваги правил, тривалість навчання нечіткого класифікатора можна скоротити в десятки разів за рахунок використання проміжних результатів логічного виведення. При цьому меншає і розмірність задачі оптимізації, тому необхідний обсяг навчальної вибірки можна скоротити. Це дозволяє рекомендувати запропоновану схему оптимізації ваг правил для онлайн адаптації нечітких баз знань — тобто для швидкого підстроювання частини параметрів моделі в умовах дефіциту часу.

Запропоновано новий критерій навчання нечіткого класифікатора, який поєднує переваги двох відомих — відсотка безпомилковості та відстані між нечіткими множинами. Проведені експерименти свідчать, що безпомилковість нечітких класифікаторів після навчання за новим критерієм значно вища. При цьому запропонований критерій забезпечує найкращі результати навчання як з настроюванням лише ваг правил, так і з їх оптимізацією спільно з функціями належності. Це дозволяє рекомендувати запропонований критерій для навчання нечітких класифікаторів в різноманітних областях.

## СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Ротштейн А. П. Медицинская диагностика на нечеткой логике. — Винница: Континент–ПРИМ, 1996. — 132 с.
2. Мокин Б. И., Грабко В. В., Динь Тхань Вьет Математические модели и информационно-измерительные системы для технической диагностики трансформаторных вводов. — Винница: УНІВЕРСУМ–Вінниця, 1997. — 130 с.
3. Rotshtein A., Katelnikov D. Design and Tuning of Fuzzy If — Then Rules for Automatic Classification // Proc. of Annual Meeting of North American Fuzzy Information Processing Society «NAFIPS—98». Tampa (USA) — 1998. — P. 50—55.
4. Rotshtein A. Design and Tuning of Fuzzy Rule-Based System for Medical Diagnosis. In «Fuzzy and Neuro-Fuzzy Systems in Medicine» (Eds.: Teodorescu N.H., Kandel A., and Jain L.C.). Boca-Raton: CRC-Press, 1998. — P. 243—289.
5. Ротштейн А. П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети. — Винница: УНІВЕРСУМ–Вінниця, 1999. — 320 с.
6. Rotshtein A., Shtovba S., Mostov I. Fuzzy Rule Based Innovation Project Estimation // Proc. of Inter. Fuzzy Systems Association and the North American Fuzzy Information Processing Society Joint Conference (IFSA/NAFIPS), Vancouver (Canada), 2001. — P. 122—126.
7. Shtovba S., Rotshtein A., Pankevich O. Fuzzy Rule Based System for Diagnosis of Stone Construction Cracks of Buildings. In «Advances in Computational Intelligence and Learning, Methods and Applications» (Eds.: Zimmermann H-J., Tselentis G., van Someren M., Dounias G.). Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2002. — P. 401—412.
8. Панкевич О. Д., Штовба С. Д. Діагностування тріщин будівельних конструкцій за допомогою нечітких баз знань. Монографія. — Вінниця: УНІВЕРСУМ–Вінниця, 2005. — 108 с.
9. Поджаренко В. О., Кучерук В. Ю., Войтович О. П. Система діагностування безконтактних електромеханічних перетворювачів на основі нейронечітких методів. Вінниця: УНІВЕРСУМ–Вінниця, 2007. — 156 с.
10. Штовба С. Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB. — М.: Горячая линия–Телеком, 2007. — 288 с.
11. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен. — М.: Мир, 1976. — 511 с.
12. Растринин Л. А. Адаптация сложных систем. Методы и приложения. — Рига: Зинатне, 1981. — 375 с.
13. Штовба С. Д. Запобігання втрати прозорості нечітких моделей під час навчання за експериментальними даними // Вісник Вінницького політехнічного інституту. — 2006. — № 6. — С. 39—45.
14. Штовба С. Д. Обеспечение точности и прозрачности нечеткой модели Мамдани при обучении по экспериментальным данным // Проблемы управления и информатики. — 2007. — № 4. — С. 102—114.
15. Asuncion A., Newman D. J. UCI Machine Learning Repository. Irvine (USA): University of California, School of Information and Computer Science, 2007. Режим доступу: <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/MLRepository.html>

Рекомендована кафедрою комп'ютерних систем управління

Надійшла до редакції 18.10.07  
Рекомендована до друку 2.11.07

**Штовба Сергій Дмитрович** — професор кафедри комп'ютерних систем управління,  
Вінницький національний технічний університет