

## НАВЧАННЯ НЕЧІТКОГО КЛАСИФІКАТОРА З УРАХУВАННЯМ ЛИШЕ ГОЛОВНИХ КОНКУРЕНТІВ

<sup>1</sup>Вінницький національний технічний університет

*В нечітких класифікаторах зв'язок «входи—вихід» описується лінгвістичними правилами <Якщо—тоді>, антецеденти яких містять нечіткі терми «низький», «середній», «високий» тощо. Для підвищення безпомилковості нечіткий класифікатор навчають по експериментальних даних. Запропоновано нові критерії навчання нечіткого класифікатора, які враховують різницю належностей нечіткого висновку лише до головних конкурентів. За правильної класифікації головним конкурентом прийнятого рішення є клас, що має другий за величиною ступінь належності. У випадку неправильної класифікації помилково прийняте рішення є головним конкурентом правильного класу. Комп'ютерні експерименти з настроювання нечіткого класифікатора для UCI-задачі з розпізнавання італійських вин засвідчили суттєву перевагу нових критеріїв навчання. Нові критерії навчання можуть застосовуватися не лише для настроювання нечітких класифікаторів, але і деяких інших моделей, наприклад, нейронних мереж.*

**Ключові слова:** класифікація, нечітка база знань, навчання, критерії навчання, головні конкуренти.

### Вступ

Задача класифікації полягає в віднесенні об'єкта за деякими ознаками до одного з класів. В нечітких класифікаторах зв'язок «входи—вихід» описується лінгвістичними правилами <Якщо—тоді>, антецеденти яких містять нечіткі терми «низький», «середній», «високий» тощо [1, 2]. Кожне правило описує область факторного простору, всередині якої об'єкти належать одному класу. Границі цих областей нечіткі, тому той самий об'єкт може одночасно належати декільком класам, але з різним ступенем.

Для підвищення безпомилковості нечіткий класифікатор навчають по 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 у різний спосіб. Існують 3 критерії навчання нечіткого класифікатора: на основі частоти помилок [3], на основі відстані між нечіткими результатами класифікації і експериментальними даними [4, 5], та їх комбінації [2, 6, 7, 8]. Навчання нечітких класифікаторів за цими критеріями не завжди достатньо продуктивне — протягом настроювання частота помилок зменшується повільно. В зв'язку з цим виникає зацікавленість в перевірці ефективності інших критеріїв навчання.

*Метою статті є створення нових критеріїв навчання нечіткого класифікатора, використання яких забезпечить кращу результативність. Авторами пропонуються нові критерії навчання нечіткого класифікатора, які враховують різницю належностей нечіткого висновку лише до головних конкурентів. У випадку правильної класифікації головним конкурентом прийнятого рішення є клас з другим за величиною ступенем належності. Цю різницю слід максимізувати, щоб віддалити від класу, з яким найлегше можна переплутати правильне рішення. Відповідно, зменшуються шанси помилкової класифікації сусідніх об'єктів. У випадку неправильної класифікації помилково прийняте рішення є головним конкурентом правильного класу, тому різницю між ступенями належностей до цих класів слід зменшувати під час навчання.*

Статтю організовано таким чином: спочатку наводяться правила виведення за нечітким класифікатором, далі описуються 3 традиційні та 2 нові критерії навчання. Статтю завершують експериментальні дослідження із тестування 5 критеріїв навчання нечіткого класифікатора.

### 1. Нечіткий класифікатор

Введемо такі позначення:  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  — вектор інформативних ознак об'єкта класифіка-

ції (вектор вхідних атрибутів);  $l_1, l_2, \dots, l_m$  — класи рішень;  $y$  — результат класифікації.

Нечіткий класифікатор являє собою відображення  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \rightarrow y \in \{l_1, l_2, \dots, l_m\}$  на основі бази нечітких правил. Ґрунтуючись на [2], базу правил нечіткого класифікатора запишемо так:

$$\text{Якщо } (x_1 = \tilde{a}_{1j} \text{ та } x_2 = \tilde{a}_{2j} \text{ та } \dots \text{ та } x_n = \tilde{a}_{nj} \text{ з вагою } w_j), \text{ тоді } y = d_j; \quad j = \overline{1, k}, \quad (1)$$

де  $k$  — кількість правил;  $d_j \in \{l_1, l_2, \dots, l_m\}$  — категоріальне значення консеквента  $j$ -го правила;  $w_j \in [0, 1]$  — ваговий коефіцієнт, який задає достовірність  $j$ -го правила,  $j = \overline{1, k}$ ;  $\tilde{a}_{ij}$  — нечіткий терм, яким оцінюється ознака  $x_i$  в  $j$ -му правилі,  $i = \overline{1, n}$ ,  $j = \overline{1, k}$ .

Класифікація поточного об'єкта з атрибутами  $\mathbf{X}^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$  здійснюється таким чином. Спочатку розраховується ступінь виконання  $j$ -го правила з бази (1):

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

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

Ступінь належності вхідного вектора  $\mathbf{X}^*$  до класів  $l_1, l_2, \dots, l_m$  розраховується так:

$$\mu_{l_s}(y^*) = \text{agg}_{\forall j: d_j=l_s} (\mu_j(\mathbf{X}^*)), \quad s = \overline{1, m}, \quad (3)$$

де  $\text{agg}$  — агрегування нечітких висновків за окремими правилами бази знань. Агрегування реалізуємо операцією максимуму над ступенями належності, що відповідає схемі логічного виведення з єдиним правилом переможцем (single winner rule) [9].

Нечітким рішенням задачі класифікації буде нечітка множина

$$\tilde{y}^* = \left( \frac{\mu_{l_1}(y^*)}{l_1}, \frac{\mu_{l_2}(y^*)}{l_2}, \dots, \frac{\mu_{l_m}(y^*)}{l_m} \right). \quad (4)$$

Результатом виведення оберемо клас з максимальним ступенем належності

$$y^* = \arg \max_{\{l_1, l_2, \dots, l_m\}} \mu_{l_s}(y^*).$$

Можлива ситуація, коли в (4) входять кілька елементів з однаковими ступенями, значення яких дорівнює  $\max_{s=\overline{1, m}} (\mu_{l_s}(y^*))$ . Для вибору одного з цих конкурентних класів застосуємо схему голосування правил [9]. За нею для кожного із конкурентних класів розрахуємо суму ступенів (2) виконання відповідних правил. Результатом виведення обираємо клас з максимальною сумою.

## 2. Критерії навчання нечіткого класифікатора

Навчальну вибірку з  $M$  пар «входи—вихід» запишемо так:

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

де  $\mathbf{X}_r = (x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{rn})$  — вхідні атрибути  $r$ -го об'єкта;  $y_r \in \{l_1, l_2, \dots, l_m\}$  — клас  $r$ -го об'єкта.

Введемо такі позначення:

$\mathbf{P}$  — вектор параметрів функцій належності термів з бази знань (1);  $\mathbf{W}$  — вектор вагових коефіцієнтів правил бази знань (1);  $F(\mathbf{K}, \mathbf{X}_r) \in \{l_1, l_2, \dots, l_m\}$  — результат класифікації за базою знань з параметрами  $\mathbf{K} = (\mathbf{P}, \mathbf{W})$  для вхідного вектора  $\mathbf{X}_r$  з  $r$ -го рядка вибірки (5).

Навчання нечіткого класифікатора полягає в знаходженні такого вектора  $\mathbf{K}$ , який мінімізує частоту помилок класифікації на тестовій вибірці. При цьому для настроювання параметрів  $\mathbf{K}$  використовується лише навчальна вибірка (5). Навчання розглядається як задача оптимізації із пошуку таких керованих змінних  $\mathbf{K}$ , які мінімізують відстань між результатами логічного виведення та експериментальними даними з вибірки (5). Цю відстань, яку назвемо критерієм навчання, можна визначити різними способами.

**Критерій 1** — частота помилок класифікації [3]:

$$Crit_1 = \frac{1}{M} \sum_{r=1, M} \Delta_r(\mathbf{K}), \quad (6)$$

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 полягають в його простоті та ясній змістовній інтерпретації. Але цільова функція в задачі оптимізації за цим критерієм набуває дискретних значень, що ускладнює застосування швидких градієнтних методів оптимізації, особливо за малих вибірок даних.

**Критерій 2** — квадратична нев'язка між двома нечіткими множинами — бажаними та реальними результатами класифікації [4]. Для її розрахунку значення вихідної змінної  $y$  в навчальній вибірці фазифікують таким чином:

$$\tilde{y} = \left. \begin{array}{l} \tilde{y} = \left( \frac{1}{l_1}, \frac{0}{l_2}, \dots, \frac{0}{l_m} \right), \quad \text{якщо } y = l_1; \\ \tilde{y} = \left( \frac{0}{l_1}, \frac{1}{l_2}, \dots, \frac{0}{l_m} \right), \quad \text{якщо } y = l_2; \\ \vdots \\ \tilde{y} = \left( \frac{0}{l_1}, \frac{0}{l_2}, \dots, \frac{1}{l_m} \right), \quad \text{якщо } y = l_m. \end{array} \right\} \quad (7)$$

Критерій навчання враховує відстань між логічним висновком у формі нечіткої множини (4) та бажаним нечітким значенням вихідної змінної (7)

$$Crit_2 = \sum_{r=1, M} D_r(\mathbf{K}), \quad (8)$$

де  $D_r(\mathbf{K})$  — відстань між бажаною та дійсною вихідними нечіткими множинами при класифікації  $r$ -го об'єкта з навчальної вибірки (5).

Для розрахунку  $D_r(\mathbf{K})$  використовується евклідова метрика:

$$D_r(\mathbf{K}) = \sum_{s=1, m} \left( \mu_{l_s}(y_r) - \mu_{l_s}(\mathbf{K}, \mathbf{X}_r) \right)^2, \quad (9)$$

де  $\mu_{l_s}(y_r)$  — ступінь належності  $r$ -го об'єкта навчальної вибірки до класу  $l_s$  згідно з (7);  $\mu_{l_s}(\mathbf{K}, \mathbf{X}_r)$  — розрахований за формулою (3) ступінь належності висновку за нечіткою моделлю з параметрами  $\mathbf{K}$  до класу  $l_s$  для вхідного вектора  $\mathbf{X}_r$ .

Для прикладу розрахуємо відстань (9) за результатами логічного виведення з рис. 1. У випадку правильної класифікації (рис. 1а) відстань дорівнює:

$$D_a = (0-0,1)^2 + (0-0,2)^2 + (1-0,8)^2 + (0-0,5)^2 = 0,34.$$

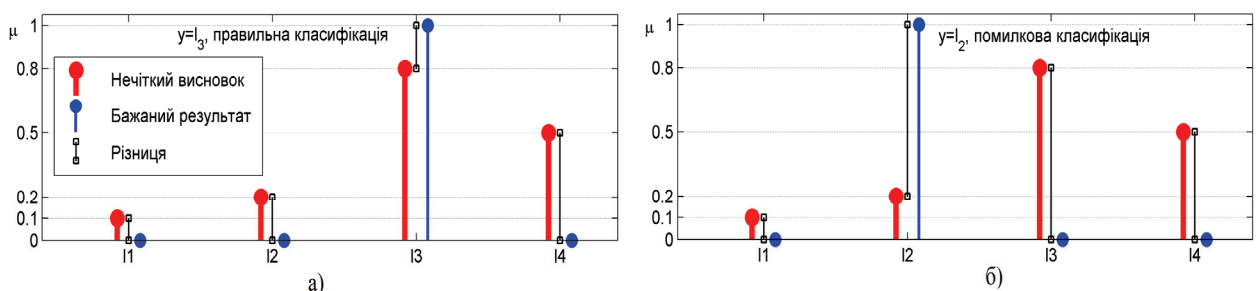


Рис. 1. До формули (9): а — правильна класифікація; б — помилкова класифікація

У випадку помилкової класифікації (рис. 1б) відстань дорівнює

$$D_6 = (0 - 0,1)^2 + (1 - 0,2)^2 + (0 - 0,8)^2 + (0 - 0,5)^2 = 1,54.$$

Перевага критерію  $Crit_2$  полягає в урахуванні міри впевненості в прийнятому рішенні на основі ступенів належності об'єкта різним класам. В критерії  $Crit_1$  ця інформація ігнорується, тобто неважливо наскільки ступінь належності у рішення більший, ніж у інших альтернатив – на 0,0001 або на 1. Другими словами, у випадку  $Crit_1$  вважається, що результат класифікації об'єкта є абсолютно достовірним. Крім того, цільова функція в задачі навчання за критерієм (8) не має довгих плато, тому вона придатна до оптимізації градієнтними методами. Але близькі до границь класів об'єкти вносять майже однаковий вклад в критерій навчання (8) як за правильної, так і за помилкової класифікації, тому навчання може бути нерезультативним.

**Критерій 3** — квадратична нев'язка між нечіткими бажаними та реальними результатами класифікації з додатковим штрафом за помилкове рішення [2, 6—8]. Цей критерій успадковує переваги двох попередніх. Ідея полягає в збільшенні відстані  $D$  для помилково класифікованих об'єктів

$$Crit_3 = \sum_{r=1, M} (\Delta_r(\mathbf{K}) \cdot p + 1) \cdot D_r(\mathbf{K}), \quad (10)$$

де  $p > 0$  — штрафний коефіцієнт.

Під час навчання за критерієм (10) вибір напрямку руху до оптимуму найбільшою мірою залежить від помилково класифікованих об'єктів. Така поведінка схожа на адаптивний метод оптимізації з [10], коли для повторного навчання частіше пред'являють помилково розпізнанні об'єкти.

**Критерій 4** — відстань між головними конкурентами з штрафом за помилкове рішення. Це новий критерій навчання. Ідея цього критерію полягає у врахуванні різниці належностей нечіткого висновку лише до головних конкурентів. За алгоритмом логічного виведення рішенням обирається клас з максимальним ступенем належності. Позначимо цей клас-переможець через  $win$  та присвоїмо йому перший ранг. У випадку правильної класифікації головним конкурентом прийнятого рішення є  $vicewin$  — клас з другим рангом, тобто клас з другим за величиною ступенем належності (рис. 2а). Чим більша різниця між ступенями належності до класів  $win$  та  $vicewin$ , тим більша впевненість у логічному висновку, і тим далі об'єкт знаходиться від границі розділу класів. Позначимо через  $smax$  — операцію знаходження другого за величиною елемента множини. Тоді, для  $r$ -го об'єкта з вибірки (5)  $\mu_{win}(\mathbf{X}_r) = \max_{s=1, m} (\mu_{I_s}(\mathbf{X}_r))$  та  $\mu_{vicewin}(\mathbf{X}_r) = smax_{s=1, m} (\mu_{I_s}(\mathbf{X}_r))$ . Відповідно, різниця між головними конкурентами дорівнює  $\mu_{win}(\mathbf{X}_r) - \mu_{vicewin}(\mathbf{X}_r)$ .

За неправильної класифікації помилково прийняте рішення буде головним конкурентом правильного класу (рис. 2б). Відповідно, бажано зменшити різницю між ступенями належності до помилкового рішення та до правильного класу. Різницю між головними конкурентами в цьому випадку запишемо так:  $\mu_{win}(\mathbf{X}_r) - \mu_{y_r}(\mathbf{X}_r)$ .

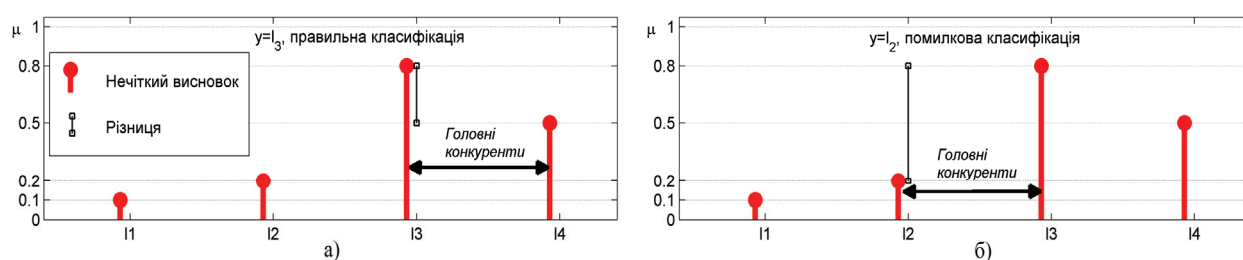


Рис. 2. Головні конкуренти: а) правильна класифікація; б) помилкова класифікація

В критерії навчання враховуватимемо відносні показники, розділивши різницю на ступінь належності класу-переможцю. За правильної класифікації відносна різниця дорівнює

$$D_r^1 = \frac{\mu_{win}(\mathbf{X}_r) - \mu_{vicewin}(\mathbf{X}_r)}{\mu_{win}(\mathbf{X}_r)}, \text{ а за неправильної — } D_r^0 = \frac{\mu_{win}(\mathbf{X}_r) - \mu_{y_r}(\mathbf{X}_r)}{\mu_{win}(\mathbf{X}_r)}.$$

Крім того, аналогічно критерію 3, за помилкової класифікації зважимо різницю штрафним коефіцієнтом. Математично критерій навчання запишемо таким чином:

$$Crit_4 = p \cdot \sum_{r=1, M}^{y_r \neq F(\mathbf{K}, \mathbf{X}_r)} D_r^0(\mathbf{K}) - \sum_{r=1, M}^{y_r = F(\mathbf{K}, \mathbf{X}_r)} D_r^1(\mathbf{K}), \quad (11)$$

де  $p \geq 1$  — штрафний коефіцієнт.

Для прикладу, розрахуємо відстань (11) за результатами логічного виведення з рис. 2. За правильної класифікації (рис. 2а) відстань дорівнює  $D_a^1 = \frac{0,8 - 0,5}{0,8} = 0,375$ . У випадку помилкової класифікації (рис. 2б) за штрафного коефіцієнта  $p = 3$  відстань дорівнює:  $D_b^1 = 3 \cdot \frac{0,8 - 0,2}{0,8} = 2,25$ .

**Критерій 5** — квадратична відстань між головними конкурентами з штрафом за помилкове рішення. Цей критерій є модифікацією попереднього. Відмінність полягає у використанні не абсолютних відстаней, а їх квадратів

$$Crit_5 = p \cdot \sum_{r=1, M}^{y_r \neq F(\mathbf{K}, \mathbf{X}_r)} D_r^0(\mathbf{K})^2 - \sum_{r=1, M}^{y_r = F(\mathbf{K}, \mathbf{X}_r)} D_r^1(\mathbf{K})^2.$$

Піднесення до квадрату в  $Crit_5$  дозволяє, так само, як в методі найменших квадратів, збільшити в критерії навчання вплив великих різниць та знівелювати вплив малих різниць.

#### 4. Комп'ютерні експерименти

Метою експериментів є виявлення критерію, навчання, який забезпечує найкращу безпомилковість. Розглядається тестова задача Wine Dataset з UCI Machine Learning Repository про розпізнавання сорту винограду. Вона полягає у виявленні сорту винограду ( $y$ ), з якого виготовлено вино. База даних містить результати хімічного аналізу за 13-ма показниками 178 зразків італійських вин, виготовлених в одному регіоні. Для кожного зразка вказаний один з трьох сортів винограду, з якого виготовлено вино.

Навчальну вибірку сформуємо з рядків бази даних з граничними значеннями кожного з 13 атрибутів. Додатково в навчальну вибірку включимо всі непарні рядки бази даних. Всі інші дані занесемо в тестову вибірку. В результаті отримаємо навчальну вибірку з 100 рядків і тестову — з 78.

Експерименти проведемо для нечіткого класифікатора з такою базою знань [11]:

Якщо  $x_{13} = \text{низький}$ , тоді  $y = \text{Сорт 1}$ ;

Якщо  $x_1 = \text{низький}$ , тоді  $y = \text{Сорт 2}$ ;

Якщо  $x_7 = \text{низький}$ , тоді  $y = \text{Сорт 3}$ .

Нечіткі терми задамо гаусовою функцією належності

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

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

Параметри функцій належностей початкового нечіткого класифікатора наведено в табл. 1.

Таблиця 1

#### Параметри функцій належності термів нечітких класифікаторів вина

Вхідна змінна	Терм	$b$	$c$
$x_1$	низький	11	1,65
$x_7$	низький	0,34	2
$x_{13}$	низький	2,78	6

Для кожного критерію проведемо 1000 експериментів з навчання нечіткої бази знань на основі квазіньютонівського алгоритму. Після навчання кожний класифікатор перевіримо на тестовій ви-

бірці за частотою помилок (критерій  $Crit_1$ ). Під час навчання налаштуємо вагові коефіцієнти кожного з трьох правил бази знань та коефіцієнти концентрації ( $c$ ) функції належності кожного нечіткого терма. В базі знань усі нечіткі терми є крайніми, тому згідно з [12] координати максимумів функцій належності — параметри  $b$  — під час навчання не будемо змінювати. Таким чином, загальна кількість настроюваних параметрів становить  $3 + 3 = 6$ . Початкові точки для навчання оберемо випадково — для вагових коефіцієнтів правил з діапазону  $[0, 1]$ , а для параметрів функцій належності в межах  $\pm 30\%$  від значень з табл. 1.

В експериментах із навчання за критеріями  $Crit_3$ ,  $Crit_4$  та  $Crit_5$  спочатку визначимо прийнятний рівень штрафного коефіцієнта. Для цього проведемо по 200 експериментів для  $p = 1, 3, 5, 7, 9$ . Результати експериментів (рис. 3) показали, що навчання відбувається краще, якщо  $p = 1$ . Саме за такого значення штрафного коефіцієнта проведемо решту експериментів.

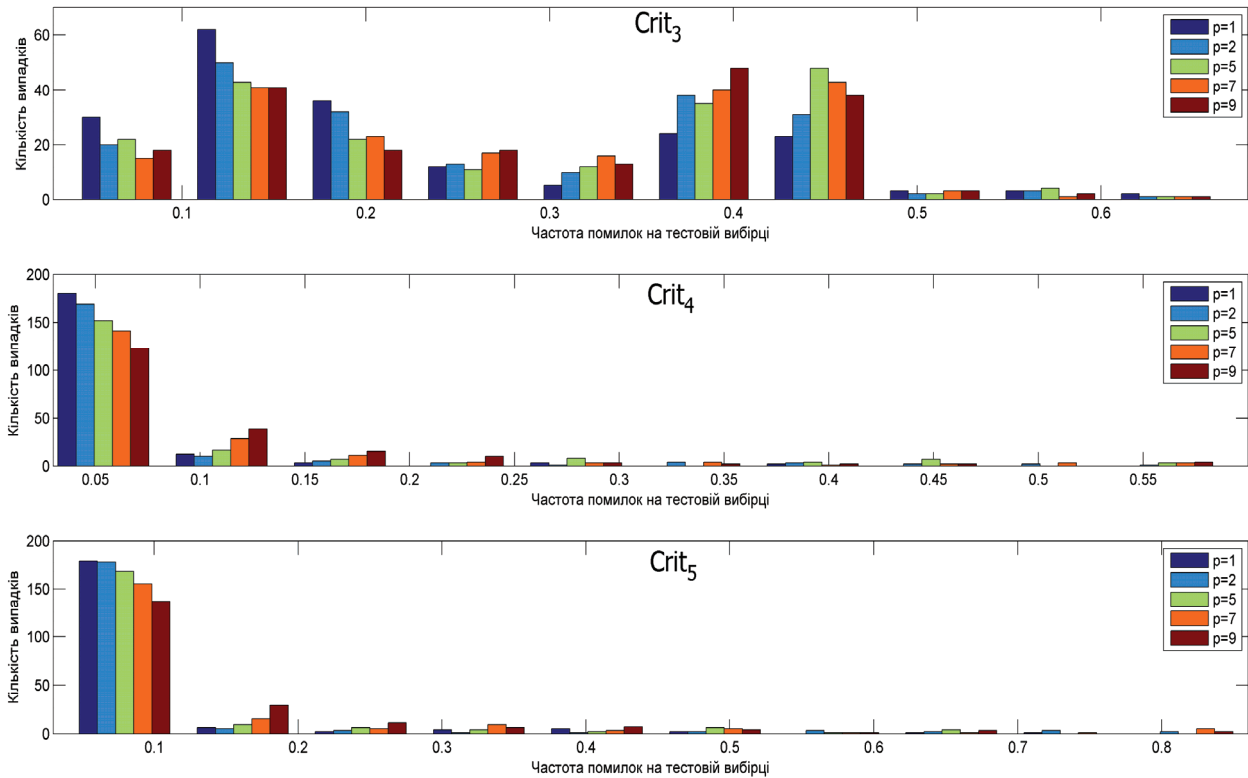


Рис. 3. Вплив штрафного коефіцієнту на якість навчання

Результати експериментів свідчать про сильну кореляцію між значеннями критеріїв  $Crit_1$ ,  $Crit_4$  та  $Crit_5$  на навчальній вибірці та частотою помилок на тестовій вибірці (рис. 4). Щодо якості навчання, то вона суттєво краща за використання нових критеріїв  $Crit_4$  та  $Crit_5$  (табл. 2 та рис. 5).

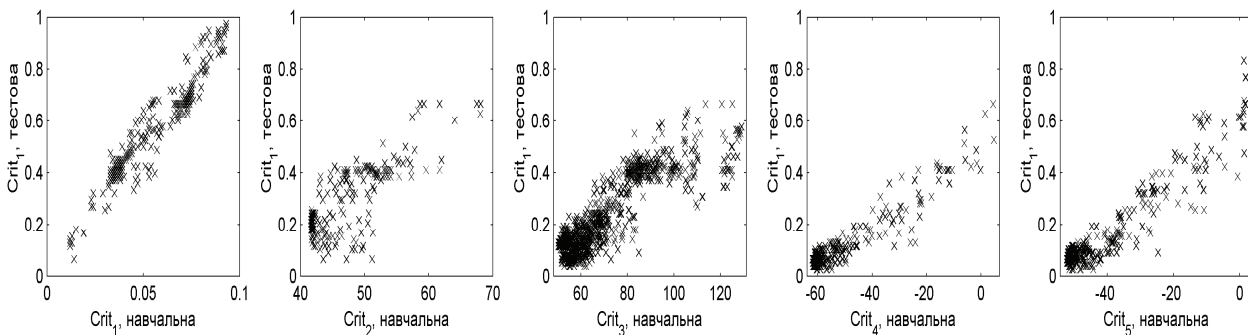


Рис. 4. Розподіл результатів навчання при настроюванні нечіткого класификатора,  $t$ -норму якого реалізовано добутком

## Статистика навчання нечітких класифікаторів

Критерій навчання	Значення критерію $Crit_1$ на тестовій вибірці			
	мінімальне	середнє	медіанне	максимальне
$Crit_1$	0,0641	0,5923	0,6667	0,9744
$Crit_2$	0,0641	0,2334	0,2179	0,6667
$Crit_3$	0,0385	0,2327	0,1667	0,6667
$Crit_4$	0,0256	0,0809	0,0641	0,6667
$Crit_5$	0,0256	0,0956	0,0641	0,8333

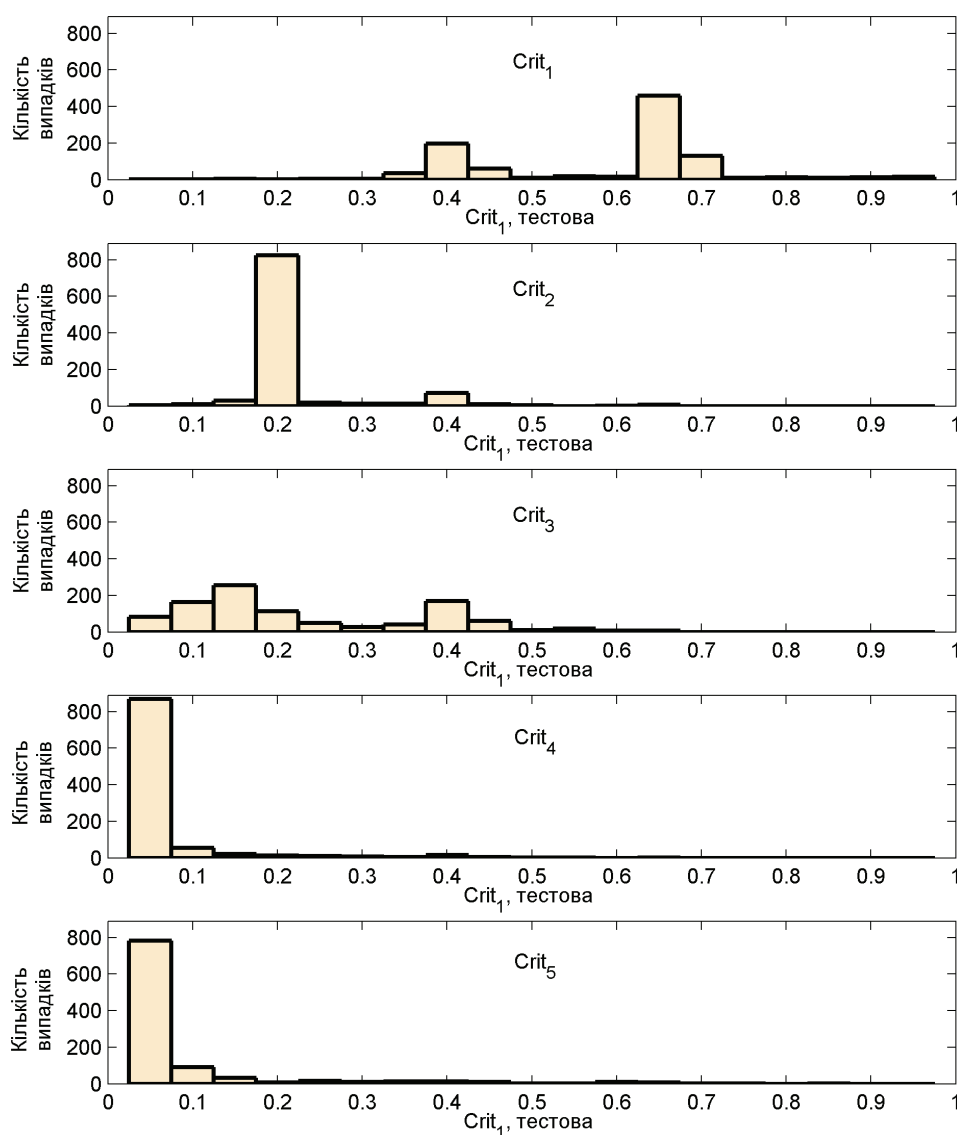


Рис. 5. Розподіл результатів навчання за різними критеріями

## Висновки

Запропоновано нові критерії навчання нечіткого класифікатора, які враховують різниці належностей нечіткого висновку лише до головних конкурентів. За правильної класифікації головним конкурентом прийнятого рішення є клас з другим за величиною ступенем належності. У випадку неправильної класифікації помилково прийняте рішення є головним конкурентом правильного класу.

Проведені комп'ютерні експерименти з настроювання нечіткого класифікатора для UCI-задачі з розпізнавання італійських вин засвідчили суттєву перевагу нових критеріїв навчання. Нові критерії навчання можуть застосовуватися не лише для настроювання нечітких класифікаторів, але і для деяких інших моделей, наприклад, для нейронних мереж.

*Публікація містить результати досліджень, проведених за грантової підтримки Державного фонду фундаментальних досліджень за конкурсним проектом № Ф62/201-2015.*

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Kuncheva L. I. Fuzzy classifier design : Studies in Fuzziness and Soft Computing / L. I. Kuncheva. — Berlin—Heidelberg : Springer-Verlag, 2000. — Vol. 49. — 314 p.
2. Штовба С. Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB. — М. : Горячая линия – Телеком, 2007. — 288 с.
3. Ishibuchi H. Classification and modeling with linguistic information granules: advanced approaches advanced approaches to linguistic data mining / Ishibuchi H., Nakashima T., Nii M. — Berlin – Heidelberg : Springer-Verlag, 2005. — 307 p.
4. Rotshtein A. Design and tuning of fuzzy rule-based system for medical diagnosis. In «Fuzzy and Neuro-Fuzzy Systems in Medicine» / Rotshtein A. ; Eds.: Teodorescu N. H., Kandel A. and Jain L. C.). Boca-Raton : CRC-Press, 1998. — P. 243—289.
5. Rudziński F. A multi-objective genetic optimization of interpretability-oriented fuzzy rule-based classifiers / Rudziński F. // Applied Soft Computing. — 2016. — Vol. 38. — P. 118—133.
6. Shtovba S. Tuning the fuzzy classification models with various learning criteria: the case of credit data classification / Shtovba S., Pankevich O., Dounias G. // Proc. of Inter. Conference on Fuzzy Sets and Soft Computing in Economics and Finance. St. Petersburg (Russia), 2004. — Vol. 1. — St. Petersburg : Russian Fuzzy Systems Association, 2004. — P. 103—110.
7. Штовба С. Д. Порівняння критеріїв навчання нечіткого класифікатора / С. Д. Штовба // Вісник Вінницького політехнічного інституту. — 2007. — № 6. — С. 84—91.
8. Штовба С. Д. Анализ критериев обучения нечеткого классификатора / С. Д. Штовба, О. Д. Панкевич, А. В. Нагорна // Автоматика и вычислительная техника. — 2015. — № 3. — С. 5—16.
9. Ishibuchi H. Voting in fuzzy rule-based systems for pattern classification problems / Ishibuchi H., Nakashima T., Morisawa T. // Fuzzy Sets and Systems. — 1999. — Vol. 103, № 2. — P. 223—238.
10. Растринин Л. А. Адаптация сложных систем. Методы и приложения / Л. А. Растринин. — Рига : Зинатне, 1981. — 375 с.
11. Ishibuchi H. Fuzzy rule selection by multi-objective genetic local search algorithms and rule evaluation measures in data mining / Ishibuchi H., Yamamoto T. // Fuzzy Sets and Systems. — 2004. — Vol. 141, № 1. — P. 59—88.
12. Штовба С. Д. Обеспечение точности и прозрачности нечеткой модели Мамдани при обучении по экспериментальным данным / С. Д. Штовба // Проблемы управления и информатики. — 2007. — № 4. — С. 102—114.

Рекомендована кафедрою комп'ютерних систем управління ВНТУ

Стаття надійшла до редакції 7.12.2015

**Штовба Сергій Дмитрович** — д-р. техн. наук, професор, професор кафедри комп'ютерних систем управління, e-mail: shtovba@ksu.vntu.edu.ua;

**Галуцак Анастасія Володимирівна** — асистент кафедри комп'ютерних систем управління.  
Вінницький національний технічний університет, Вінниця

**S. D. Shtovba<sup>1</sup>**  
**A. V. Galushchak<sup>1</sup>**

## Fuzzy Classifier Training with only Main Competitors

<sup>1</sup>Vinnitsia National Technical University

*The tie "input—output" is described by linguistic «if—then» rules where antecedents contain fuzzy terms "low", "medium", "high" in the fuzzy classifiers. To enhance the correctness it is necessary to train fuzzy classifier on experimental data. There have been proposed new criteria for fuzzy classifier training that take into account the difference of fuzzy output only to the main competitors. When the classification is correct the main competitor of the decision is the class with the second largest degree of membership. In cases of misclassification erroneous decision is the main competitor to the correct class.*



*Computer experiments with the tuning up of a fuzzy classifier for UCI-problem of recognition of Italian wines showed a significant advantage of the new training criteria. New criteria of training can be used not only for tuning fuzzy classifiers but for some other models, such as neural networks.*

**Keywords:** classification, fuzzy knowledge base, training, training criteria, main competitors.

**Shtovba Serhii D.** — Dr. Sc. (Eng.), Professor, Professor of the Chair of Computer Control Systems, e-mail: shtovba@ksu.vntu.edu.ua;

**Galushchak Anastasiia V.** — Assistant of the Chair of Computer Control Systems

**С. Д. Штовба<sup>1</sup>**  
**А. В. Галушчак<sup>1</sup>**

## **Обучение нечеткого классификатора с учетом только главных конкурентов**

<sup>1</sup>Винницкий национальный технический университет

*В нечетких классификаторах связь "входы—выход" описывается лингвистическими правилами <Если—то>, антецеденты которых содержат нечеткие термы "низкий", "средний", "высокий" и т. п. Предложены новые критерии обучения нечеткого классификатора, учитывающие разницу принадлежностей нечеткого вывода только к главным конкурентам. При правильной классификации главным конкурентом принятого решения является класс со второй по величине степенью принадлежности. В случае неправильной классификации ошибочно принятое решение является главным конкурентом правильного класса. Компьютерные эксперименты по настройке нечеткого классификатора для UCI-задачи распознавания итальянских вин показали существенное преимущество новых критериев обучения. Новые критерии обучения могут применяться не только для настройки нечетких классификаторов, но и некоторых других моделей, например, нейронных сетей.*

**Ключевые слова:** классификация, нечеткая база знаний, обучение, критерии обучения, главные конкуренты.

**Штовба Сергей Дмитриевич** — д-р техн. наук, профессор, профессор кафедры компьютерных систем управления, e-mail: shtovba@ksu.vntu.edu.ua;

**Галушчак Анастасия Владимировна** — ассистент кафедры компьютерных систем управления