

УДК 658.012

С. Д. Штовба, д. т. н., проф.; О. В. Штовба, к. е. н.; О. Д. Панкевич, к. т. н., доц.

КРИТЕРІЇ ТОЧНОСТІ ТА КОМПАКТНОСТІ ДЛЯ ОЦІНЮВАННЯ ЯКОСТІ НЕЧІТКИХ БАЗ ЗНАНЬ У ЗАДАЧАХ ІДЕНТИФІКАЦІЇ

Якість нечіткої бази знань розглянуто як властивість моделі досліджуваної залежності задовольнити вимоги замовника за багатьма критеріями, серед яких найпопулярнішими є точність і компактність. Досліджено нечіткі бази знань, що моделюють три типи залежностей із виходом у формі чіткого числа, нечіткого числа або класу рішення. Для кожного типу залежності систематизовано критерії точності відповідних нечітких баз знань. Для оцінювання компактності нечіткої бази знань описано 9 відомих частинних критеріїв та запропоновано 5 нових.

Ключові слова: нечітка база знань, критерії якості, точність, компактність, нечітка ідентифікація.

Вступ

Передумовою успішної розробки теорії формалізованого проектування нечітких баз знань є визначення терміну «якість нечітких баз знань». Найпростіше якість ототожнити з точністю, тобто з відхиленням результатів нечіткого виведення від експериментальних даних. Такий підхід, що домінує в сучасній теорії нечіткої ідентифікації, призвів до низки негативних результатів. З 1990-х років у нечіткій науковій спільноті стартувала «гонитва» за точністю, у результаті якої розроблено низку методів проектування високоточних нечітких баз знань. Але отримані за цими методами нечіткі бази знань втратили важливу конкурентну перевагу – здатність описувати досліджувану залежність лише кількома природномовними висловлюваннями, які зрозумілі замовникам – фахівцям із прикладних галузей без спеціальної математичної кваліфікації. Такі високоточні нечіткі бази знань замовники сприймають як набір незрозумілих чисел, яким вони не звикли довіряти під час прийняття важливих рішень. Отже, під час розв'язання прикладних задач нечіткої ідентифікації, окрім точності, слід враховувати й інші критерії якості нечітких баз знань.

Питання про необхідність забезпечення балансу між точністю та кількістю правил нечіткої бази знань уперше піднято в [1]. У цій статті нечіткі бази знань використовують для задач класифікації. Пізніше з'явилися роботи про баланс між точністю та компактністю нечітких баз знань інших типів, а також про баланс між іншою парою критеріїв – точністю та інтерпретабельністю. За останні два роки надруковано кілька ключових статей [2 – 9] з багатокритеріальної теорії нечіткої ідентифікації

У статтях [2, 3] завдяки комп'ютерним експериментам виявлено, що для задачі вибору правил залежність точності нечіткої бази знань від її компактності є квадратичною. Для задач параметричної ідентифікації з настроювання функцій належності термів нечіткої бази знань спостерігалась експоненційна залежність точності від компактності [4, 5]. У статті [6] розроблено метод розв'язання однієї із задач структурної нечіткої ідентифікації, а саме: вибору правил нечіткої бази знань з урахуванням точності та компактності. Новизною методу є використання замість типових порогових рівнів точності та компактності [1] лінійного обмеження, яке задає механізм компенсації між цими суперечливими критеріями. За нового обмеження вдається суттєво звузити область допустимих розв'язків, стягнувши її до околу парето-фронту.

У статті [7] запропоновано підхід до ідентифікації на основі сингтонних нечітких баз знань з урахуванням, окрім вимог точності, ще і прозорості, тобто узгодженості внутрішньої структури моделі із її зовнішньою поведінкою. У цій статті під узгодженістю розуміють можливість передбачення поведінки моделі в ключових точках факторного простору без

здійснення нечіткого логічного виведення. Такими ключовими точками є ядра нечітких антецедентів правил. Для забезпечення прозорості введено обмеження на те, щоб у кожній ключовій точці відповідне правило бази знань виконувалося з одиничним ступенем належності, а інші правила взагалі не діяли.

У статті [8] запропоновано підхід до ідентифікації з урахуванням таких трьох складників інтерпретабельності нечіткої бази знань: 1) нечітке розбиття змінних має відповідати умовам семантичної цілісності; 2) база знань має бути компактною та достатньою; 3) у кожному правилі мають фігурувати лише інформативні ознаки, тобто правила можуть бути неповними (короткими).

У статті [9] запропоновано підхід до ідентифікації залежностей у задачах класифікації з урахуванням безпомилковості та інтерпретабельності нечіткої бази знань. Інтерпретабельність запропоновано оцінювати через збіжність явної та прихованої семантики нечіткої бази знань.

У статті [10] наведено огляд підходів до визначення терміну “інтерпретабельність нечіткої бази знань” і запропоновано їхню таксономію. Таксономія здійснюється за складністю та семантичністю моделей на 2 рівнях: на рівні правил бази знань та на рівні нечіткого розбиття лінгвістичних змінних. Зазначено, що термін “інтерпретабельність нечіткої бази знань” та її метрики ще не є загальноприйнятними, тому потребують подальшої формалізації та узагальнення. Огляд [10] написано за 75 роботами.

Отже, виникла потреба у формалізованому визначенні якості нечіткої бази знань як властивості моделі задовольнити потреби замовника за багатьма критеріями, такими як: точність, компактність, прозорість, інтерпретабельність тощо. Наступним кроком стане розробка алгоритмів розрахунку означених частинних критеріїв якості для довільної нечіткої бази знань. І нарешті, слід розробити методи забезпечення бажаної якості за багатьма критеріями на основі системного підходу до нечіткого моделювання. **Метою** статті є розробка критеріїв точності та компактності нечітких баз знань, які використовують для моделювання залежностей із неперервним, дискретним та нечітким виходом.

1. Класифікація задач нечіткої ідентифікації

Розглянемо об'єкт ідентифікації типу MISO, що має n входів $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ та один вихід y . Пропонуємо задачі ідентифікації класифікувати за типом вихідної змінної y (рис. 1).

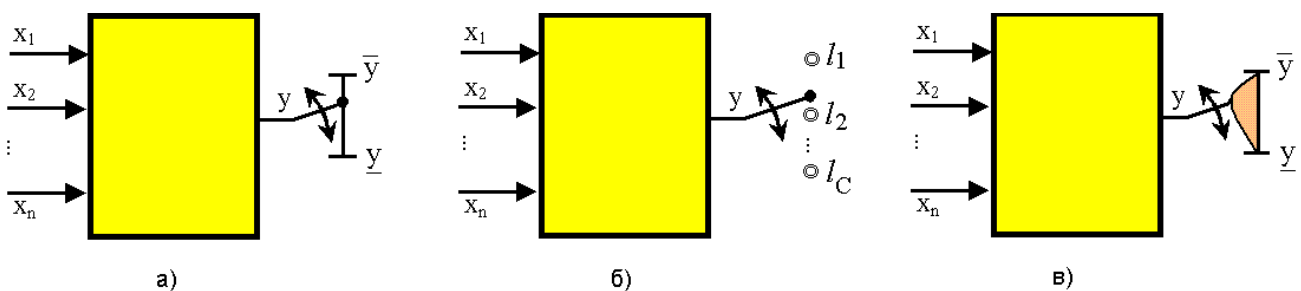


Рис. 1. Класифікація задач нечіткої ідентифікації:
а) неперервний вихід; б) дискретний вихід; в) нечіткий вихід

За неперервного виходу (рис. 1а) значенням вихідної змінної y буде звичайне дійсне число з діапазону $[y, \bar{y}]$. Ідентифікацію таких залежностей найчастіше здійснюють за допомогою нечітких баз знань Сугено та Мамдані [11 – 13].

За дискретного виходу (рис. 1б) значенням вихідної змінної y є елемент скінченної множини $\{l_1, l_2, \dots, l_c\}$, який змістовно інтерпретується як клас рішень. Ідентифікацію таких

залежностей доцільно проводити за допомогою нечітких класифікаційних баз знань [1, 11, 14].

За нечіткого виходу (рис. 1в) значенням вихідної змінної y буде нечітке число. Відповідно, відображення $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \rightarrow \tilde{y}$ можна розглядати як нечітку функцію. Для ідентифікації таких залежностей використовують три підходи.

У першому підході [15, 16] використовують нечітку базу знань, консеквенти правил якої задано нечіткими множинами. Спільною ключовою рисою логічного виведення за такими базами знань є продукування на виході нечіткої множини

$$\tilde{y} = \int_{y \in [\underline{y}, \bar{y}]} \mu_{\tilde{y}}(y) / y, \quad (1)$$

де $\mu_{\tilde{y}}(y)$ – степінь належності числа $y \in [\underline{y}, \bar{y}]$ вихідній нечіткій множини \tilde{y} .

Результат отримаємо у формі нечіткої множини (1) після логічного виведення за базою знань Мамдані [12], за реляційною базою знань Педрича [17] та за нечіткою базою знань із нечіткими регресійними рівняннями [18]. Виведення за цими нечіткими базами знань здійснюємо без дефаззифікації. Після цього інколи потрібні додаткові процедури із нормалізації та виправлення невивуклості вихідної нечіткої множини \tilde{y} (рис. 2). Перетворювання невивуклих нечітких множин у нечіткі числа здійснюють апроксимацією параметричними функціями належності. При цьому для розрахунку нев'язки між двома нечіткими множинами $\tilde{A} = \int_{y \in [\underline{y}, \bar{y}]} \mu_{\tilde{A}}(y) / y$ та $\tilde{B} = \int_{y \in [\underline{y}, \bar{y}]} \mu_{\tilde{B}}(y) / y$ застосовують формулу:

$$RMSE(\tilde{A}, \tilde{B}) = \sqrt{\frac{\int_{\underline{y}}^{\bar{y}} (\mu_{\tilde{A}}(y) - \mu_{\tilde{B}}(y))^2 dy}{\bar{y} - \underline{y}}}. \quad (2)$$



Рис. 2. Невивуклі нечіткі множини, отримані за алгоритмом Мамдані

За другим підходом використовують нечітку базу знань із чіткими консеквентами, наприклад, сингтонну нечітку базу знань або базу знань Сугено. Останню процедуру логічного виведення – дефаззифікацію – не проводимо. Відповідно, на виході отримуємо нечітку множину на дискретному носії, яку перетворимо в нечітке число \tilde{y} , апроксимуючи неперервною параметричною функцією належності. Параметри цієї функції належності підбираємо таким чином, щоб мінімізувати середньоквадратичну нев'язку $RMSE$ між степенями належностей двох нечітких множин. При цьому, результати дефаззифікації дискретної та неперервної нечітких множин мають збігатися. На рис. 3 наведено приклади такої апроксимації за допомогою типових та спеціальних функцій належності зі статті [16].

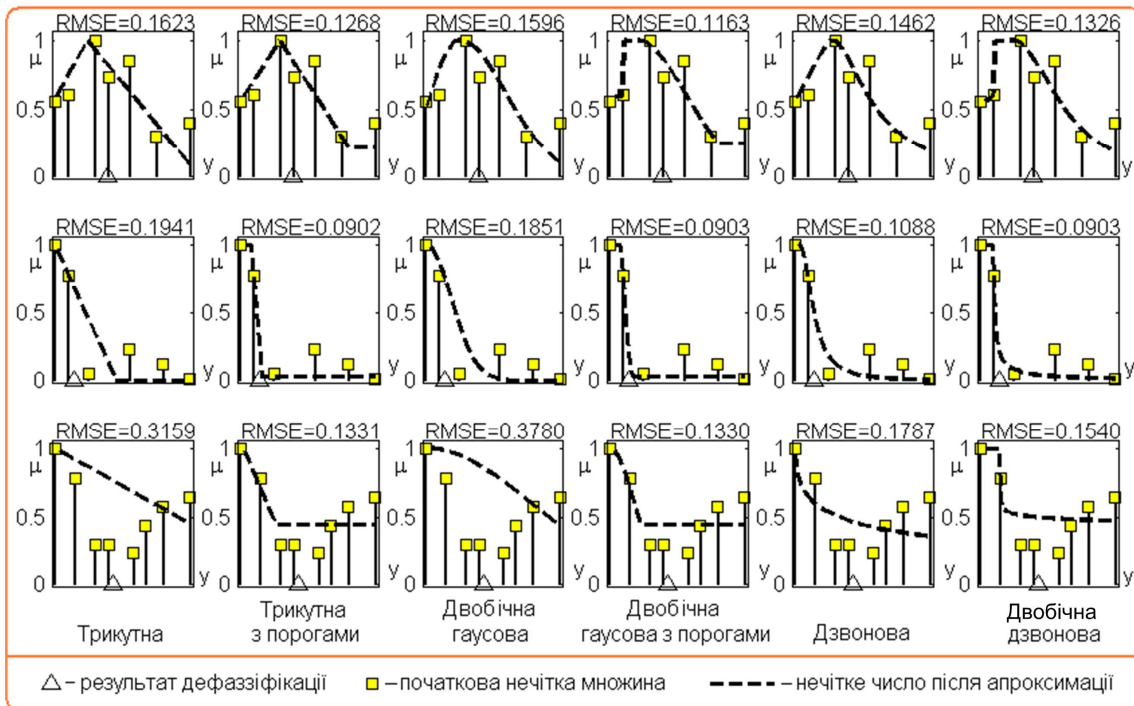


Рис. 3. Апроксимація невиконаних дискретних нечітких множин параметричними функціями належності

У третьому підході [15, 16] передбачено, що для кожної точки факторного простору відповідне нечітке число \tilde{y} задається параметричною функцією належності одного й того самого типу. Для опису залежності параметрів цієї функції належності від (x_1, x_2, \dots, x_n) використовують нечітку базу знань типу МІМО, яка має декілька вхідних та декілька вихідних змінних. Вхідні змінні тотожні входам (x_1, x_2, \dots, x_n) досліджуваної залежності. Кожна вихідна змінна бази знань задає один із параметрів функції належності нечіткого числа \tilde{y} . Для опису таких залежностей підходять різноманітні нечіткі бази знань, у результаті логічного виведення за якими отримуємо чіткі числа. Наприклад, нечітка база знань Мамдані складатиметься із правил типу:

Якщо x_1 ="Низький" та x_2 ="Високий", тоді y_1 ="Середній" та y_2 ="Малий",

де y_1 та y_2 – параметри функції належності вихідного нечіткого числа \tilde{y} , наприклад, коефіцієнт концентрації та координата максимуму дзвонової функції належності.

2. Критерії точності для задач з неперервним виходом

Для оцінювання точності вважатимемо, що відома така вибірка даних:

$$(\mathbf{X}_r, y_r), \quad y_r \in [y, \bar{y}], \quad r = \overline{1, M}, \quad (3)$$

де \mathbf{X}_r та y_r – пара даних «входи – вихід» у r -му рядку вибірки; M – обсяг вибірки.

Позначимо через $y = F(\mathbf{X})$ модель на основі нечіткої бази знань, що пов'язує входи \mathbf{X} з виходом y досліджуваної залежності. Для задачі з неперервним виходом відповідно точність ідентифікації на вибірці (3) за методом найменших квадратів визначають так:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{r=1, M} (y_r - F(\mathbf{X}_r))^2}.$$

Популярність критерію точності $RMSE$ зумовлена гладкістю цільової функції на етапі параметричної ідентифікації, що дозволяє застосовувати швидкі градієнтні методи оптимізації. Недоліком є те, що нев'язку мінімізують у середньому, а це не виключає великих

помилки в окремих зонах факторного простору. Для захисту від таких викидів за критерій точності можна обрати максимальну абсолютну нев'язку [19]:

$$MaxErr = \max_{r=1, M} |y_r - F(\mathbf{X}_r)|.$$

Критерії *RMSE* та *MaxErr* корельовані, але зазвичай нечітка база знань, яка мінімізує нев'язку за одним з них, не є кращою й за іншим критерієм.

3. Критерії точності для задач із дискретним виходом

Уважатимемо відомою таку вибірку даних:

$$(\mathbf{X}_r, y_r), \quad y_r \in \{l_1, l_2, \dots, l_C\}, \quad r = \overline{1, M}, \quad (4)$$

де $\{l_1, l_2, \dots, l_C\}$ – класи рішень.

Для задачі з дискретним виходом як критерій точності зазвичай обирають частоту помилок класифікації на вибірці (4):

$$MCR = \frac{\sum_{r=1, M} \Delta_r}{M}, \quad (5)$$

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

Переваги критерію (5) полягають у його простоті та наочній інтерпретації. Недолік критерію (5) пов'язаний з тим, що не враховано степені належності обраної та конкурентних альтернатив, тобто залишається поза увагою «впевненість» нечіткого класифікатора під час вибору одного рішення із множини $\{l_1, l_2, \dots, l_C\}$. Це відбувається тому, що в результаті виведення для поточного вхідного вектора \mathbf{X}^* з отриманого нечіткого класу

$$\tilde{y}(\mathbf{X}^*) = \left(\frac{\mu_{l_1}(\mathbf{X}^*)}{l_1}, \frac{\mu_{l_2}(\mathbf{X}^*)}{l_2}, \dots, \frac{\mu_{l_C}(\mathbf{X}^*)}{l_C} \right) \quad (6)$$

обирають одну альтернативу з максимальним ступенем належності. Сумніви щодо правильності обраного рішення виникають, коли альтернативи мають приблизно однакові степені належності.

Для врахування рівня впевненості під час прийняття рішень у [14] запропоновано критерій точності у формі відстані між експериментальними даними та результатами нечіткої класифікації. Для цього значення вихідної змінної у вибірці (4) фазифікують таким чином:

$$\left. \begin{aligned} \tilde{y} &= (1/l_1, 0/l_2, \dots, 0/l_C), & \text{якщо } y = l_1 \\ \tilde{y} &= (0/l_1, 1/l_2, \dots, 0/l_C), & \text{якщо } y = l_2 \\ &\vdots \\ \tilde{y} &= (0/l_1, 0/l_2, \dots, 1/l_C), & \text{якщо } y = l_C \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

Далі для кожного об'єкта розраховують відстань між результатами нечіткої класифікації (6) та бажаними нечіткими значеннями вихідної змінної (7). Відповідно критерій точності на усій вибірці (4) записують таким чином [14]:

$$FD = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{r=1, M} D_r}, \quad (8)$$

де $D_r = \sum_{j=1, C} (\mu_{l_j}(y_r) - \mu_{l_j}(\mathbf{X}_r))^2$ – відстань між бажаною та отриманою вихідними нечіткими

множинами при класифікації r -го об'єкта;

$\mu_{l_j}(y_r)$ – степінь належності значення змінної y з r -го рядка вибірки даних (4) до класу l_j згідно з (7);

$\mu_{l_j}(\mathbf{X}_r)$ – степінь належності вхідного вектора \mathbf{X}_r до класу l_j , розрахований за нечітким виведенням.

Проведені в [11, 20, 21] комп'ютерні експерименти свідчать, що в деяких випадках нечітка база знань, що мінімізує (8), не забезпечує близьку до мінімальної частоту помилок класифікації (5). Це пояснюється тим, що близькі до границь розподілу класів об'єкти додають майже однакові значення у критерій точності (8) як за правильної, так і за помилкової класифікації. Тому у [20] запропоновано новий критерій, що успадковує переваги попередніх. Ідея полягає в збільшенні відстані D_r для помилково класифікованих об'єктів. У результаті критерій точності стає таким:

$$PFD = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{r=1, M} (\Delta_r \cdot \text{penalty} + 1) \cdot D_r}, \quad (9)$$

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

За відомих цін на помилки класифікації різних типів значення Δ_r в (5) та (9) визначають за платіжною матрицею.

4. Критерій точності для задач із нечітким виходом

Уважатимемо відомою таку вибірку даних:

$$(\mathbf{X}_r, \tilde{y}_r), \text{ supp}(\tilde{y}_r) \in [y, \bar{y}], r = \overline{1, M}, \quad (10)$$

де \tilde{y}_r – вихідне значення у r -му рядку вибірки, яке задане нечітким числом на носії $\text{supp}(\tilde{y}_r)$.

Для задачі з нечітким виходом критерій точності на вибірці (10) визначено у такий спосіб [15, 16]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{r=1, M} RMSE(\tilde{y}_r, \tilde{F}(\mathbf{X}_r))^2},$$

де $\tilde{F}(\mathbf{X}_r)$ – нечітке число, отримане в результаті логічного виведення за нечіткою базою знань для вхідного вектора \mathbf{X}_r ; $RMSE(\tilde{y}_r, \tilde{F}(\mathbf{X}_r))$ – нев'язка (2) між двома нечіткими числами, які відповідають бажаному та отриманому результатам логічного виведення.

5. Критерії компактності нечіткої бази знань

Для оцінювання компактності нечітких баз знань використовуються такі частинні критерії [1 – 5, 8, 10]:

n – кількість вхідних змінних моделі;

N_{rules} – кількість правил у базі знань;

N_{r1} – кількість правил у базі знань, в антецеденті яких є лише одна змінна, тобто кількість правил з антецедентами довжиною в один елемент;

N_{r2} – кількість правил у базі знань з антецедентами довжиною в два елементи;

N_{r3} – кількість правил у базі знань з антецедентами довжиною в три елементи;

N_{vr} – сумарна довжина антецедентів усіх правил бази знань;

N_{x_i} – потужність терм-множини вхідної змінної x_i , $i = \overline{1, n}$;

$N_x^{total} = \sum_{i=1, n} N_{x_i}$ – сумарна кількість термів вхідних змінних;

$RF = \frac{N_{rules}}{N_{max}}$ – рівень наповненості бази знань правилами, де $N_{max} = \prod_{i=1, n} N_{x_i}$ –

максимально можлива кількість правил.

Додатково до цих критеріїв пропонуємо такі:

RF_a – середній рівень наповненості правилами ієрархічної бази знань;

$AF = \frac{N_{vr}}{n \cdot N_{max}}$ – рівень наповненості антецедентів правил бази знань;

AF_a – середній рівень наповненості антецедентів ієрархічної бази знань;

N_H – сумарна кількість параметрів бази знань, що підлягають налаштуванню;

N_{infer} – кількість логічних виведень за ієрархічною базою знань.

Інтегральний критерій компактності можна визначити згортокою деякої підмножини наведених вище частинних критеріїв. Доцільність включення тих чи інших частинних критеріїв в інтегральний визначається специфікою відповідної задачі ідентифікації.

Висновки та майбутні дослідження

Якість нечіткої бази знань слід розглядати як властивість моделі досліджуваної залежності задовольнити потреби замовника за багатьма критеріями, такими як: точність, компактність, прозорість, інтерпретабельність тощо. Нами розглянуто нечіткі бази знань трьох типів, у результаті логічного виведення за якими на виході отримуємо чітке число, нечітке число або клас рішення. Для кожного типу бази знань систематизовано критерії точності. Для оцінювання компактності описано 9 відомих частинних критеріїв та запропоновано 5 нових. Ці критерії враховують кількість вхідних змінних моделі, кількість правил у базі знань, кількість коротких правил у базі знань, сумарну довжину антецедентів усіх правил бази знань, потужності терм-множин вхідних змінних, рівень наповненості бази знань правилами, кількість параметрів бази знань, що підлягають налаштуванню тощо. Нові критерії переважно стосуються ієрархічних нечітких баз знань. Майбутні дослідження стосуватимуться формалізації прозорості та інтерпретабельності нечітких баз знань із подальшим створенням багатокритеріальних методів забезпечення бажаної якості нечіткої ідентифікації багатфакторних залежностей.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Ishibuchi H. Single-objective and two-objective genetic algorithms for selecting linguistic rules for pattern classification problems / H. Ishibuchi, T. Murata, I. B. Turksen // *Fuzzy Sets and Systems*. – 1997. – Vol. 89, No. 2 – P. 135 – 50.
2. Штовба С. Д. Вплив кількості нечітких правил на точність бази знань Мамдані / С. Д. Штовба, В. В. Мазуренко, О. Д. Панкевич // *Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки*. – 2011. – № 2. – С. 185 – 188.
3. Штовба С. Д. Залежність точності ідентифікації від обсягу нечіткої синглтоної бази знань / С. Д. Штовба, О. Д. Панкевич, В. В. Мазуренко // *Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія*. – 2011. – № 1. – С. 73 – 78.
4. Штовба С. Д. Дослідження навчання компактних нечітких баз знань типу Мамдані / С. Д. Штовба, В. В. Мазуренко // *Штучний інтелект*. – 2011. – № 4. – С. 521 – 529.
5. Штовба С. Д. Дослідження навчання компактних нечітких синглтонних баз знань / С. Д. Штовба, В. В. Мазуренко // *Вимірвальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. – 2011. – № 1. – С. 133 – 139.
6. Генетичний алгоритм вибору правил нечіткої бази знань, збалансованої за критеріями точності та компактності [Електронний ресурс] / С. Д. Штовба, В. В. Мазуренко, Д. А. Савчук // *Наукові праці Вінницького національного технічного університету*. – 2012. – №3. Режим доступу до журн.: http://www.nbu.gov.ua/e-journals/vntu/2012_3/2012-3.files/uk/12sdsacc_ua.pdf.

7. Riid A. Identification of Transparent, Compact, Accurate and Reliable Linguistic Fuzzy Models / A. Riid, E. Rüstern // Information Sciences. – 2011. – Vol. 181, № 20. – P. 4378 – 4393.
8. Guillaume S. Learning interpretable fuzzy inference systems with FisPro // Information Sciences / S. Guillaume, B. Charnomordic // Information Sciences. – 2011. – Vol. 181, № 20. – P. 4409 – 4427.
9. Mencar C. Design of fuzzy rule-based classifiers with semantic cointension / C. Mencar, C. Castiello, R. Cannone, A. M. Fanelli // Information Sciences. – 2011. – Vol. 181, № 20. – P. 4361 – 4377.
10. Gacto M. J. Interpretability of linguistic fuzzy rule-based systems: An overview of interpretability measures / M. J. Gacto, R. Alcalá, F. Herrera // Information Sciences. – 2011. – Vol. 181, № 20. – P. 4340 – 4360.
11. Штовба С. Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB / С. Д. Штовба. – М.: Горячая линия. – Телеком, 2007. – 288 с.
12. Mamdani E. H. An Experiment in Linguistic Synthesis with Fuzzy Logic Controller / E. H. Mamdani, S. Assilian // Int. J. Man-Machine Studies. – 1975. – Vol. 7, № 1. – P. 1 - 13.
13. Takagi T. Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control / T. Takagi, M. Sugeno // IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics. – 1985. Vol. 15, № 1. – P. 116 - 132.
14. Ротштейн А. П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети / А. П. Ротштейн. – Винница: УНІВЕРСУМ–Вінниця, 1999. – 320 с.
15. Штовба С. Д. Настройка нечеткой модели по обучающей выборке с нечетким выходом / С. Д. Штовба // Кибернетика и системный анализ. – 2007. – № 3. – С. 26 – 32.
16. Штовба С. Д. Навчання нечіткої бази знань за вибіркою нечітких даних / С. Д. Штовба // Штучний інтелект. – 2006. – № 4. – С. 560 – 570.
17. Pedrycz W. An Identification Algorithm in Fuzzy Relational Systems / W. Pedrycz // Fuzzy Sets and Systems. – 1984. – № 13. – P. 153 – 167.
18. Штовба С. Д. Моделювання залежностей за допомогою нечіткої бази знань з нечіткими регресійними рівняннями / С. Д. Штовба // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2011. – № 3. – С. 195 – 199.
19. Ротштейн А. П. Моделирование надежности человека-оператора с помощью нечеткой базы знаний Сугено / А. П. Ротштейн, С. Д. Штовба // Автоматика и телемеханика. – 2009. – № 1. – С. 180 – 187.
20. Shtovba S. Tuning the Fuzzy Classification Models with Various Learning Criteria: the Case of Credit Data Classification / S. Shtovba, O. Pankevich, G. Dounias // Fuzzy Sets and Soft Computing in Economics and Finance : intern. conference, 17 – 20 June 2004 : proc., Vol. 1. – St. Petersburg (Russia), 2004. – P. 103 – 110.
21. Штовба С. Д. Порівняння критеріїв навчання нечіткого класифікатора / С. Д. Штовба // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2007. – № 6. – С. 84 – 91.

Штовба Сергій Дмитрович – професор, д. т. н., професор кафедри комп'ютерних систем управління.

Штовба Олена Валеріївна – к. е. н., доцент кафедри менеджменту та моделювання в економіці.

Панкевич Ольга Дмитрівна – доцент, к. т. н., доцент кафедри теплогазопостачання.
Вінницький національний технічний університет.