

С. Д. Штовба, к. т. н., доц.

## ЗАПОБІГАННЯ ВТРАТИ ПРОЗОРОСТІ НЕЧІТКИХ МОДЕЛЕЙ ПІД ЧАС НАВЧАННЯ ЗА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИМИ ДАНИМИ

Виявлено типові порушення прозорості нечітких моделей, які з'являються під час їх навчання за експериментальними даними. Сформовано систему обмежень, завдяки якій прозорість нечітких моделей під час навчання зберігається. При цьому точність ідентифікації практично не погіршується в порівнянні з традиційними методами навчання нечітких моделей.

### Вступ

Розглядаються моделі, основу яких складають нечіткі правила типу <ЯКЩО—ТОДІ>. Задачу навчання нечіткої моделі ставлять як пошук таких її параметрів, що мінімізують нев'язку між експериментальними даними та результатами моделювання [1, 2]. Керованими змінними в задачах навчання виступають параметри функцій належності нечітких термів, вагові коефіцієнти правил та коефіцієнти в консеквентах правил в сингтонних та сугенівських базах знань. В роботах [1—4] на керовані змінні накладають такі обмеження:

- вагові коефіцієнти правил повинні знаходитись в одиничному інтервалі;
- параметри концентрації дзвіноподібних функцій належності мають бути додатними;
- координати максимумів функцій належності мають приймати значення з діапазону зміни відповідних вхідних змінних;
- відношення порядку координат максимумів функцій належності не має змінюватися.

Аналіз прикладних нечітких систем, що настроєні за цими обмеженнями, показав, що після навчання інколи з'являлися складності змістової інтерпретації функцій належності нечітких термів. Як приклад на рис. 1 наведені графіки функцій належності термів нечіткої моделі після навчання, які віддзеркалюють такі типові порушення прозорості:

а) неінтерпретабельність крайнього терму — зменшення значень змінної  $x$  від 9 до 0 понижує ступінь належності до нечіткого терму «Низький», хоча має бути навпаки;

б) втрата лінійної впорядкованості терм-множини через різну розмазаність функцій належностей — на інтервалі  $[0, 5]$  нечітка множина «Середній» більша за нечітку множину «Низький» та на інтервалі  $[0, 18]$  нечітка множина «Середній» більша за нечітку множину «Нижче середнього»;

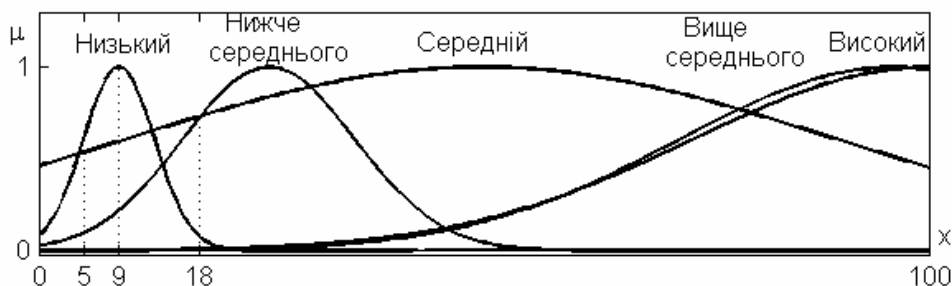


Рис. 1. Втрата змістової інтерпретації нечітких термів після навчання

в) невідмінність функцій належностей деяких нечітких множин («Вище середнього» та «Високий» на рис. 1), що може внести протиріччя в базу знань.

Прозорість нечіткої моделі є однією з важливих переваг, що дозволяє нечітким технологіям конкурувати з іншими методами апроксимації даних та ідентифікації залежностей. В задачах, де змістова інтерпретація неважлива, доцільніше використовувати інші моделі,



По-четверте, під час навчання сингтонної бази знань консеквенти правил обмежимо з урахуванням діапазону  $[y, \bar{y}]$  зміни вихідної змінної в навчальній вибірці (1).

По-п'яте, при ідентифікації базою знань Сугено коефіцієнти в консеквентах правил будемо узгоджувати з апріорними знаннями при закономірності «входи—вихід».

По-шосте, для запобігання звуження інтервала вихідних значень після дефазифікації за центром тяжіння в алгоритмі Мамдані розширимо носій крайніх термів вихідної змінної (рис. 2).



Рис. 2. Звуження інтервалу внаслідок дефазифікації за центром тяжіння

## 2. Експерименти з сингтонною нечіткою моделлю

Розглядається залежність ймовірності ( $p_1$ ) правильного виявлення зорового сигналу оператором від типу індикації ( $x_1$ ), діаметра сигнальної лампи ( $x_2$ ) та кількості ламп в групі ( $x_3$ ). За експериментальними даними про цю залежність з роботи [8] побудуємо нечітку сингтонну базу знань та порівняємо з результатами ідентифікації за методом Ротштейна з робіт [1, 2].

Дані з порядковими номерами 2, 5, 7, 12, 13, 15, 19 та 21 включимо в тестову вибірку, а решту — в навчальну. За 4, 9, 16 та 21 парами експериментальних даних сформуємо нечітку базу знань (табл. 1). Як функцію належності нечітких термів оберемо гаусову криву

$$\mu(x) = \exp\left(-\frac{(x - b)^2}{2c^2}\right), \tag{5}$$

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

При настроюванні функцій належності за запропонованою системою обмежень в задачі оптимізації (2) буде 6 керованих змінних. Ними є коефіцієнти концентрацій функцій належностей нечітких термів. Координати центрів не змінюємо, тому що всі терми є крайніми. Графіки функцій належності після навчання (рис. 3а) свідчать, що модель залишилась прозорою. Результати тестування нечіткої моделі наведені в табл. 2. Видно, що нечітка модель значно точніша за лінійну  $p_1 = 1,00059 - 0,00005 x_1 - 0,00002 x_2 - 0,00066 x_3$  та квадратичну  $p_1 = 1,00079 + 0,00013 x_2 - 0,00108 x_3 - 0,00001(x_1^2 + x_2^2) + 0,00004 x_3^2$  регресійні залежності.

Таблиця 1

Таблиця 2

Нечітка сингтонна база знань

Тестування моделей виявлення зорового сигналу

ЯКЩО			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

Модель	RMSE	MaxErr
Запропонована нечітка модель (а)	0,00024	0,00038
Нечітка модель за Ротштейном (б)	0,00016	0,00033
Запропонована нечітка модель (в)	0,00012	0,00023
Лінійна регресія	0,00087	0,00158
Квадратична регресія	0,0007	0,00123

Під час навчання нечіткої моделі за методом Ротштейна буде 12 керованих змінних — для кожної функції належності настроюється координата максимуму та коефіцієнт кон-

центрації. Графіки функцій належності після оптимізації (рис. 3б) показують, що прозорість моделі погіршилася через зменшення рівня інтерпретабельності нечіткої множини «Багато» змінної  $x_3$ . З рис. 3б видно, що після оптимізації значення  $x_3 = 10$  менше відповідає властивості терму «Багато», ніж значення  $x_3 = 7$ , хоча має бути навпаки. Результати тестування нечіткої моделі (табл. 2) свідчать, що за точністю вона трохи краща попередньої. Це і закономірно, тому що кількість керованих змінних збільшилася вдвічі.

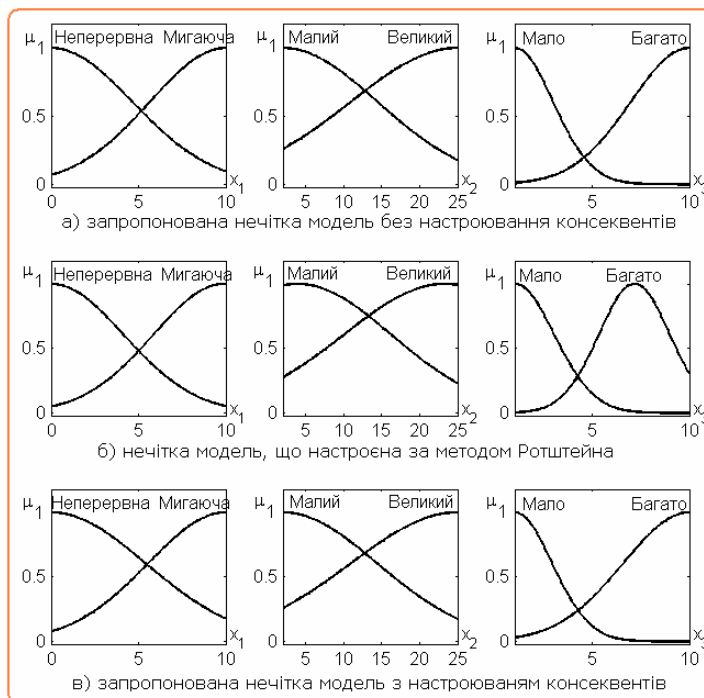


Рис. 3. Функції належності настроєних нечітких моделей з сингтонною базою знань

Збільшимо кількість керованих змінних при настроюванні моделі за запропонованим методом, додавши консеквенти чотирьох правил. Таким чином, загальна кількість керованих змінних досягне 10, тобто майже стільки як і в попередньому випадку. Значення консеквентів обмежимо діапазоном  $[0, 1]$ . Крім цього, відповідно до значень вихідної змінної в вибірці даних, вимагатимемо, щоб консеквент 2-го правила був не менше 0,9995, а 3-го — не перевищував 0,9939. Після навчання консеквенти стали такими: 0,9954, 1, 0,9936 та 0,9997. Настроєні функції належності (рис. 3в) не погіршують прозорість нечіткої моделі. Результати тестування (табл. 2) свідчать, що синтезована за запропонованим підходом нечітка модель є найточнішою як за середньою квадратичною нев'язкою (RMSE), так і за максимальною абсолютною нев'язкою (MaxErr). Наголосимо, що ця модель поєднує високу точність та прозорість — усі її параметри змістово інтерпретуються.

### 3. Експерименти з нечіткою моделлю Сугено

Розглядається залежність ймовірності ( $p_1$ ) правильного введення символу під час набору оператором тексту програми від двох факторів:  $x_1$  — резерв часу при наборі одного символу, якій відповідає рівню завантаженості оператора, та  $x_2$  — тривалості роботи. В [9] запропоновані регресійні моделі цих залежностей. Для оператора середньої кваліфікації вона є такою:

$$p_1 = (0,9975 - 0,495e^{-0,35x_1})e^{-0,0009(x_2-2,11)^2}. \quad (6)$$

За (6) побудуємо нечіткі моделі Сугено за запропонованою системою обмежень і за ANFIS-методом [10] та порівняємо їх. Нечіткі моделі синтезуємо за вибірками даних (рис. 4), в яких значення входів генерувалися випадково, а вихід розраховувався за (6).

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. 3). Для збереження прозорості нечіткої моделі введемо такі обмеження: 1) коефіцієнти концентрацій функцій належності обмежимо інтервалом [0,5; 3,5]; 2) для координати максимуму функції належності нечіткої множини «Середина» виділимо інтервал [1,5; 2,5], тому що за даними роботи [9] оператор найменше помиляється в районі 2 год. від початку роботи; 3) вільні члени в консеквентах правил обмежимо діапазоном [0,9; 1]; 4) коефіцієнти при  $x_1$  мають бути додатними, тому що резерв часу покращує надійність оператора; 5) коефіцієнт при  $x_2$  в першому правилі повинен бути додатним, тому що на етапі припрацювання кількість помилок зменшується з часом; 6) коефіцієнт при  $x_2$  в другому правилі має приймати мале значення, тому що на етапі нормальної роботи кількість помилок від часу майже не залежить; 7) коефіцієнт при  $x_3$  в третьому правилі повинен бути від'ємним, тому що на етапі втомлення кількість помилок зростає з часом.

Таблиця 3

Нечіткі бази знань Сугено

Назва моделі	ЯКЩО	ТОДІ
	$x_2$	$p_1$
Нечітка модель № 1, що 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, що настроєна за 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	$0,967 + 0,0082 x_1 - 0,0054 x_2$

ANFIS-навчання проведено за тактикою «ранньої зупинки» щоб уникнути перенавчання моделі. Оптимізовані функції належності зображені на рис. 5; консеквенти правил зведені в табл. 3. Після ANFIS-навчання з'явилися складності з інтерпретацією нечіткої множини «Початок», максимум функції належності якої припадає приблизно на 0,5 год., а не на 0 год. Усі параметри нечіткої моделі, що настроєна за запропонованою системою обмежень, інтерпретуються змістово. Щодо точності, то для обох моделей  $RMSE \approx 0,0014$  та  $MaxErr \approx 0,004$ .

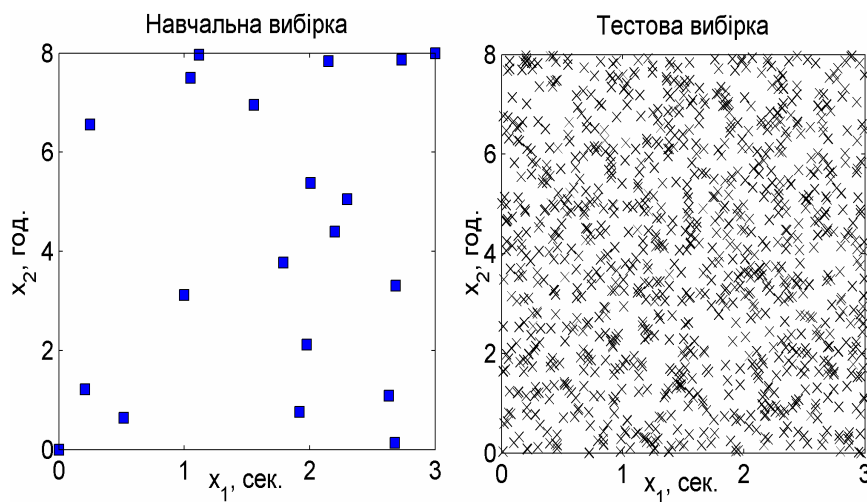


Рис. 4. Розподіл даних в вибірках

### 4. Експерименти з нечіткою моделлю Мамдані

Розглядається залежність часу ( $t$ ) моторної реакції оператора на зоровий сигнал від двох факторів:  $x_1$  — колір сигналу та  $x_2$  — загазованість повітря, яка визначається концентрацією  $CO_2$ . За експериментальними даними з [8] побудуємо нечітку базу знань типу Мамдані та порівняємо результати навчання за запропонованою та за типовою системами обмежень. Навчальну вибірку сформуємо з 8 пар «входи — вихід». Тестувати моделі будемо на всій вибірці даних, тому що її обсяг малий.

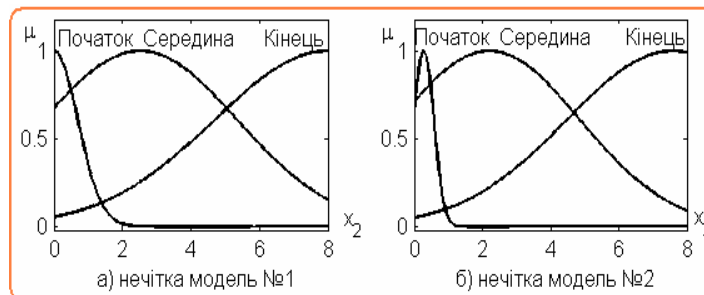


Рис. 5. Функції належності термів нечітких моделей Сугено після навчання

Шукану залежність опишемо базою знань з двох правил:

- Якщо  $x_1$  = Добрий та  $x_2$  = Свіжий, тоді  $t$  = Малий;
- Якщо  $x_1$  = Поганий та  $x_2$  = Спертий, тоді  $t$  = Великий.

Через малий обсяг навчальної вибірки настроїмо лише функції належності. При навчанні за типовою схемою в задачі оптимізації (2) буде 12 керованих змінних — параметрів функцій належності нечітких термів вхідних та вихідної змінних. При навчанні за запропонованою системою обмежень буде 6 керованих змінних — координати центрів функцій належності не настроюємо, тому що всі терми є крайніми. Щоб не завузити інтервал вихідних значень через дефазифікацію за центром тяжіння, розширимо носій нечітких множин «Малий» та «Великий».  $t$ -норму задамо множенням. Графіки функцій належності після оптимізації зображені на рис. 6.

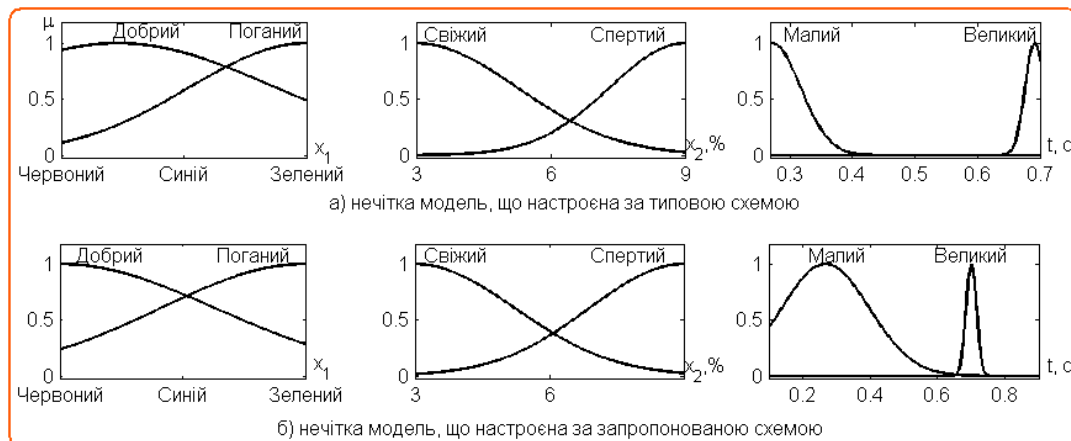


Рис. 6. Функції належності нечітких моделей Мамдані

Таблиця 4

#### Результати перевірки моделей тривалості моторної реакції

Модель	RMSE	MAXERR
Нечітка модель, що настроєна за типовою схемою	0,028	0,045
Нечітка модель, що настроєна за запропонованою схемою	0,023	0,033
$t = -0,005 + 0,051 x_1 + 0,053 x_2$	0,045	0,073
$t = 0,346 + 0,036 x_1 - 0,078 x_2 + 0,004 x_1^2 + 0,011 x_2^2$	0,024	0,043

Результати тестування моделей зведені в табл. 4. При навчанні за запропонованою системою обмежень кількість керованих змінних зменшено вдвічі, але це покращило точність ідентифікації.

### Висновки

Виявлено типові порушення прозорості нечітких моделей, які з'являються під час їх навчання за експериментальними даними. Введено систему обмежень, завдяки якій прозорість нечітких моделей при навчанні зберігається. Комп'ютерні експерименти з ідентифікації залежностей параметричної теорії надійності за допомогою баз знань Мамдані, Сугено, сингтонної свідчать, що застосування запропонованої системи обмежень зберігає прозорість нечітких моделей. При цьому точність ідентифікації практично не погіршується в порівнянні з традиційними методами навчання нечітких моделей.

### СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Ротштейн А. П., Кательников Д. И. Идентификация нелинейных зависимостей нечеткими базами знаний // Кибернетика и системный анализ. — 1998. — № 5. — С. 53—61.
2. Ротштейн А. П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети. — Винница: УНІВЕРСУМ–Вінниця, 1999. — 320 с.
3. Babuska R. Fuzzy Modeling for Control. Boston: Kluwer Academic Publishers. — 1998.
4. Yager R., Filev D. Essentials of Fuzzy Modeling and Control. USA: John Wiley & Sons. — 1984. — 387 p.
5. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control // IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics. — 1985. — Vol. 15, № 1.— P. 116—132.
6. Ротштейн О. П., Штовба С. Д. Проектирование нечетких баз знаний: лабораторный практикум та курсове проектування. Навч. посіб. — Вінниця: Вінницький державний технічний університет, 1999. — 65 с.
7. Paiva R. P., Dourado A. Merging and Constrained Learning for Interpretability in Neuro-Fuzzy Systems // In Proc. of Inter. Symposium «EUNITE-2001». Tenerife (Spain). — 2001. — P. 17—21.
8. Проектная оценка качества выполнения функций АСУ ГПС с учетом действий операторов АРМ: Методические рекомендации / НИИАП. — М.: ВНИИТЭМР. — 1989. — 120 с.
9. Кузнецов П. Д., Ротштейн А. П. Аналитико-экспериментальные оценки безошибочности и быстродействия оператора дисплея // Управляющие системы и машины. — 1984. — № 6. — С. 35—39.
10. Jang J. — S. R. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System // IEEE Trans. Systems & Cybernetics. — 1993. — Vol. 23. — P. 665—685.

**Штовба Сергій Дмитрович** — докторант кафедри комп'ютерних систем управління.  
Вінницький національний технічний університет