

НЕЧІТКЕ МОДЕЛЮВАННЯ БЕЗПОМИЛКОВОСТІ НАБОРУ ТЕКСТУ ОПЕРАТОРОМ

1. *О.П.Ротштейн, С.Д. Штовба*

Вступ

При моделюванні надійності систем людина – комп'ютер виникає потреба прогнозування впливу різноманітних факторів на такі показники операторської діяльності як ймовірність правильного виконання операції, швидкодія, точність тощо. Дослідження подібних багатофакторних залежностей здійснюється в рамках теорії надійності людино-машинних систем, ергономіки та інженерної психології [1 – 7]. В тих роботах залежності надійності оператора від його кваліфікації, напруженості роботи, рівня втомленості, якості знаряддя праці, комфортності робочого середовища та інших факторів моделюються регресійними рівняннями.

Застосування нечіткої бази знань для прогнозування показників надійності оператора досліджується в роботах [11, 12]. В них використовується база знань з дискретним виходом, тому модель прогнозує лінгвістичні значення показника надійності. **Метою даної статті** є перевірка можливості та дослідження переваг застосування нечіткої бази знань типу Сугено для моделювання чисельних показників надійності операторської діяльності, а саме ймовірності безпомилкової роботи. 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 влюбій точці факторного простору можуть виконуватися декілька законів “входи – вихід”, але з різними ступенями.

Постановка задачі

Позначимо через $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ – вектор факторів, що впливають на ймовірність $y \in [\underline{y}, \bar{y}]$ правильного набору символа оператором комп'ютера. Тоді побудова нечіткої бази знань зводиться до пошуку відображенню виду $X \rightarrow y$.

Нечітка база знань Сугено

Нечітка база знань Сугено являє собою сукупність таких правил [13]:

$$\text{Якщо } (x_1 = \bar{a}_{1j} \text{ } \partial \partial \text{ } x_2 = \bar{a}_{2j} \text{ } \partial \partial \text{ } \dots \partial \partial \text{ } x_n = \bar{a}_{nj}), \text{ тоді } y = \bar{d}_j, \quad j = \overline{1, m},$$

де \bar{a}_{ij} – нечіткий терм типу “Низький”, “Середній”, “Високий” тощо, яким оцінюється значення фактора x_i в j -му правилі ($i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, m}$);

m – кількість правил;

$\bar{d}_j = b_{j0} + b_{j1}x_1 + b_{j2}x_2 + \dots + b_{jn}x_n$ консеквенти правил, які задані лінійними функціями з дійсними коефіцієнтами.

Нечіткі терми в базі знань зазвичай представляють параметричними функціями належності. Ми будемо використовувати двохпараметричну гаусову функцію належності:

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

де b – координата максимуму; c – коефіцієнт концентрації.

Ступіні належності поточного вхідного вектора $X^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$ до числових значень d_1, d_2, \dots, d_m розраховують так [13]:

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

де $\mu_j(x_i^*)$ – ступінь належності значення x_i^* нечіткому терму \tilde{a}_{ij} ; \wedge – t-норма, яка відповідає логічній операції ТА. В алгоритмі Сугено t-норма зазвичай реалізують операцією множення.

Після застосування формули (1) до усіх правил бази знань отримуємо нечітке значення вихідної змінної: $y^* = \left(\frac{\mu_{d_1}(X^*)}{d_1}, \frac{\mu_{d_2}(X^*)}{d_2}, \dots, \frac{\mu_{d_m}(X^*)}{d_m} \right)$. Чітке значення вихода розраховують

$$\text{дефаззифікацією цієї нечіткої множини за методом центра тяжіння: } y^* = \frac{\sum_{j=1}^m d_j \cdot \mu_{d_j}(X^*)}{\sum_{j=1}^m \mu_{d_j}(X^*)}.$$

Базою знань Сугено зручно описувати надійність динамічних систем, які навчаються, старіють, деградують та зазнають в часі інших змін. Кожній фазі розвитку таких систем в базі знань Сугено відповідає одне правило.

Ідентифікація нечіткою базою знань Сугено за середньоквадратичною нев’язкою

Будемо вважати, що існує вибірка експериментальних даних про залежність y від X :

$$(X_r, y_r), \quad r = \overline{1, M}, \quad (2)$$

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

Задача ідентифікації нечіткою базою знань Сугено за вибіркою (2) зводиться до пошуку вектора (P, B) , що забезпечує [13]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{r=1, M} (y_r - F(P, B, X_r))^2} \rightarrow \min, \quad (3)$$

де P – вектор параметрів функцій належності нечітких термів з бази знань Сугено;

B – вектор коефіцієнтів в консеквентах правил нечіткої бази знань Сугено;

$F(P, B, X_r)$ – результат логічного виведення для вхідного вектору (X_r) за нечіткою базою знань Сугено з параметрами (P, B) .

В роботах з нечіткої ідентифікації [10, 13 – 15] координати вектора (P, B) не обмежуються, що призводить до точних, але непрозорих моделей. Для збереження прозорості нечіткої моделі після навчання нами пропонується зменшити кількість керованих змінних та ввести такі обмеження.

По-перше, після навчання терм-множини мають залишатися лінійно упорядкованими. Позначимо через \tilde{T}_i – нечіткий терм з порядковим номером i в терм-множині, яка упорядкована за принципом від меншого до більшого, $i = \overline{1, N}$. Тоді умову лінійної впорядкованості терм-множини $\{\tilde{T}_1, \tilde{T}_2, \dots, \tilde{T}_N\}$ змінної x на інтервалі $[\underline{x}, \overline{x}]$ запишемо так:

$$\left(\begin{array}{l} \forall x \in [\underline{x}, \sup(\text{core}(\tilde{T}_i))]: \mu_i(x) \geq \mu_j(x) \\ \exists x \in [\underline{x}, \sup(\text{core}(\tilde{T}_i))]: \mu_i(x) > \mu_j(x) \\ \forall x \in [\inf(\text{core}(\tilde{T}_j)), \overline{x}]: \mu_i(x) \leq \mu_j(x) \\ \exists x \in [\inf(\text{core}(\tilde{T}_j)), \overline{x}]: \mu_i(x) < \mu_j(x) \end{array} \right). \quad (4)$$

де $\mu_i(x)$ та $\mu_j(x)$ – функції належності термів \tilde{T}_i та \tilde{T}_j , $i < j$; core – ядро нечіткої множини.

Щоб не перевіряти ступені належності на усій універсальній множині $[x, \bar{x}]$ обмежимо знизу відстань між ядрами сусідніх нечітких множин та введемо додаткові умови на рівень концентрованості функцій належності.

По-друге, координати максимумів функцій належності будемо налаштувати лише для некрайніх нечітких термів “Нижче середнього”, “Середній”, “Вище Середнього” тощо. Координати максимумів функцій належності крайніх термів типу “Низький” та “Високий” прирівняємо до границь діапазонів зміни відповідних вхідних змінних.

По-третьє, координати вектора В можна інтерпретувати як коефіцієнти чутливості виходу до зміни факторів впливу в кожній, описаній антецедентами правил, нечіткій зоні n-вимірного простору. Тому обмеження на значення координат вектора В пропонується формулювати з урахуванням особливостей об’єкта моделювання. Наприклад, якщо моделюється залежність інтенсивності відмов від часу роботи, тоді в зоні припрацювання коефіцієнт чутливості має бути від’ємним, в зоні нормальної експлуатації - біля нуля, а зоні старіння – додатним.

Приклад 1. Розглянемо залежність ймовірності (p_1) правильного введення символу при наборі 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 [1] запропоновано регресійні моделі цих залежностей. Для оператора середньої кваліфікації вона є такою:

$$p_1 = (0.9975 - 0.495e^{-0.35x_1}) \cdot e^{-0.0009(x_2 - 2.11)^2} \quad (5)$$

В (5) x_1 задається в секундах, а x_2 – в годинах. За (7) побудуємо нечіткі моделі Сугено за запропонованою системою обмежень і за ANFIS-методом [15] 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. 1). Нечіткі терми задамо гаусовими функціями належності. Для збереження прозорості нечіткої моделі введемо такі обмеження:

- 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 районі 2 год. 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 в першому правилі повинен бути додатним, тому що на етапі припрацювання кількість помилок зменшується з часом;
- коефіцієнт при x_2 в другому правилі має приймати мале значення, тому що на етапі нормальної роботи кількість помилок від часу майже не залежить. Обмежимо значення цього коефіцієнту інтервалом [-0.001, 0.001];
- коефіцієнт при x_3 в третьому правилі повинен бути від’ємним, тому що на етапі вломлення кількість помилок зростає з часом.

Таблиця 1. Нечіткі бази знань

Назва моделі	ЯКЩО	ТОДІ
	x_2	p_1
Нечітка модель №1, що настроєна за запропонованою системою обмежень	Початок	$0.9452 + 0.0106x_1 + 0.0052x_2$
	Середина	$0.953 + 0.0096x_1 + 0.001x_2$
	Кінець	$0.9718 + 0.085x_1 - 0.0062x_2$
Нечітка модель №2, що настроєна ANFIS-алгоритмом	Початок	$0.9462 + 0.0142x_1 + 0.9462x_2$
	Середина	$0.9504 + 0.0098x_1 + 0.0022x_2$
	Кінець	$0.967 + 0.0082x_1 - 0.0054x_2$

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 (5). Тестову вибірку склали 1000 випадково згенерованих пар “входи – вихід”. Розподіл даних в вибірках наведено на рис. 1.

ANFIS-навчання проведено за тактикою “раннього зупинки” (рис. 2), щоб уникнути перенавчання моделі. Оптимізовані функції належності зображені на рис. 3; консеквенти правил зведені в табл. 1. Після ANFIS-навчання з’явилися складнощі 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 змістовно інтерпретуються. Щодо точності, то нечіткі моделі за цим критерієм однакові (рис. 4) – вони майже відтворюють еталонну залежність (5).

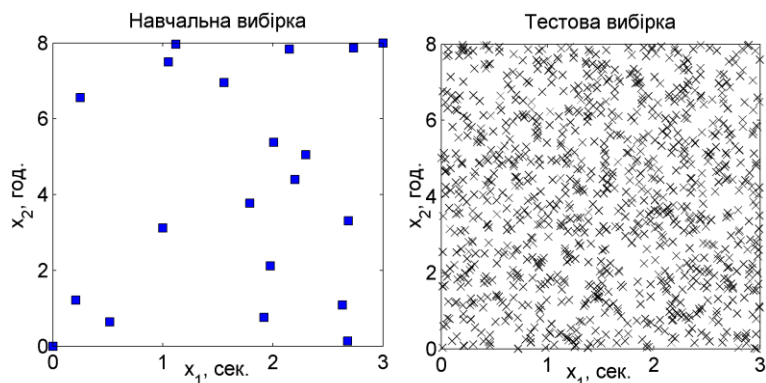


Рис. 1. Розподіл даних навчальної та тестової вибірок

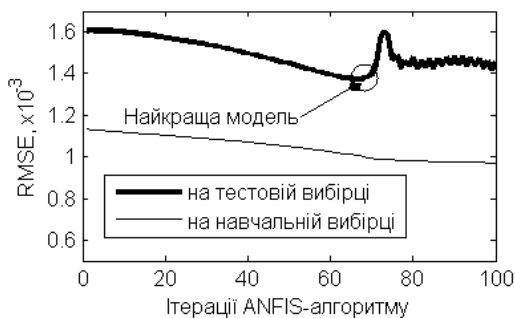


Рис. 2. Динаміка ANFIS-навчання

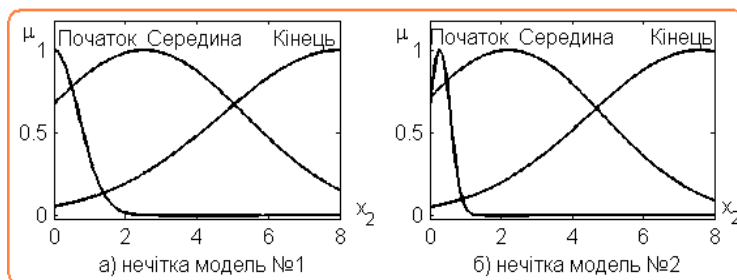


Рис. 3. Функції належності нечітких моделей

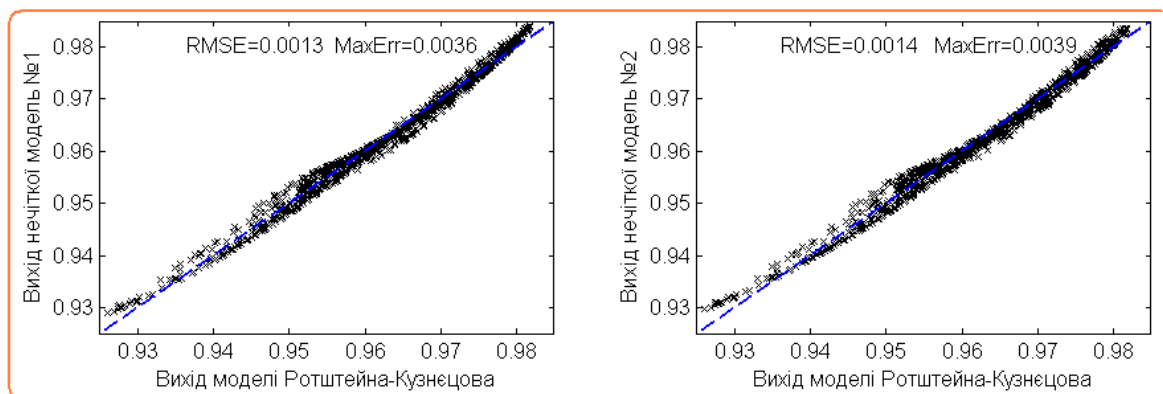


Рис. 4. Перевірка нечітких моделей на тестовій виборці

Ідентифікація нечіткою базою знань Сугено з урахуванням найгіршого випадку

Популярність *RMSE* як критерію якості ідентифікації пояснюється гладкістю цільової функції відповідної задачі оптимізації, для вирішення якої можна застосовувати градієнтні методи пошуку екстремуму. Недоліком цього критерію є те, що помилка мінімізується в середньо-квадратичному сенсі. При цьому, не виключена можливість занадто великої помилки моделювання для окремих точок факторного простору. Для усунення цього недоліку можна як критерій настроювання використовувати максимальну абсолютну нев’язку (*MaxErr*). Але при цьому слід пам’ятати, що: 1) цільова функція перестає бути диференційованою, а це ускладнює оптимізацію; 2) якість ідентифікації визначається лише найгіршою парою “входи – вихід” – усі помилки, крім максимальної, цим критерієм не враховуються.

Критерії *RMSE* та *MaxErr* корельовані, але зазвичай параметри моделі, які мінімізують нев’язку за одним з них, не забезпечують оптимум за іншим. Нижче пропонується нова постановка задачі настроювання нечіткої моделі, яка поєднує критерії *RMSE* та *MaxErr*:

$$\begin{cases} RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{r=1, M} (y_r - F(K, X_r))^2} \rightarrow \min \\ MaxErr = \max |y_r - F(K, X_r)| \leq \Delta_{\max} \end{cases} \quad (6)$$

де Δ_{\max} – максимальна допустима абсолютна нев’язка.

За постановкою (6) нечітку модель настроюють за *RMSE* при обмеженнях на *MaxErr*. Настроювати за (6) доцільно для задач, де важливо забезпечити як добру поведінку моделі в середньому, так і потрібну точність в найгірших випадках. Порівняємо якість ідентифікації за постановками (3) та (6) на прикладі моделювання залежності (5).

Приклад 2. За даними прикладу 1 настроїмо нечітку модель Сугено за постановкою (6). При пороговому значенні $\Delta_{\max} = 0.002$ оптимальна нечітка модель зображена на рис. 5. За критерієм *RMSE* нечіткі моделі з прикладів 1 та 2 є близькими. Але за критерієм *MaxErr* нова нечітка модель №3 переважає попередні.

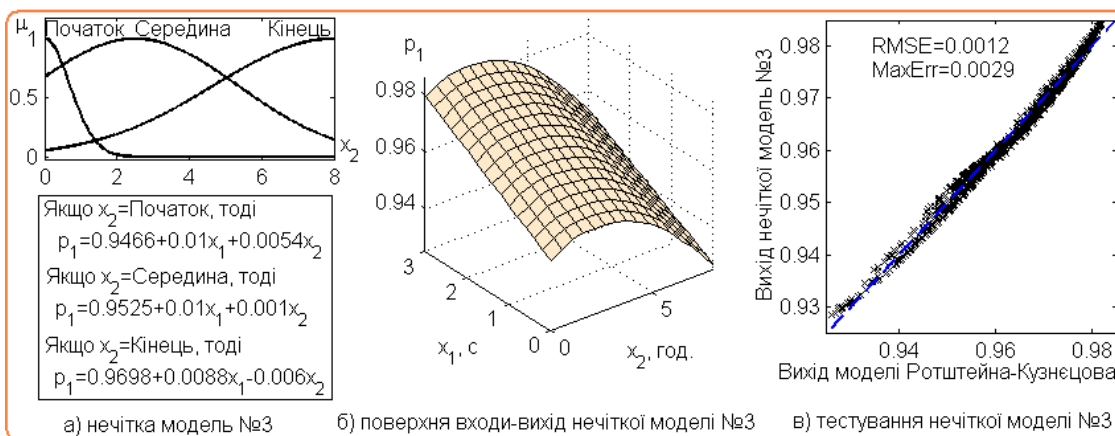


Рис. 5. Нечітка модель безпомилковості, що настроєна за (6)

Ідентифікація за (6), як правило, триваліша, бо додаткове обмеження робить кроки оптимізації коротшими. Складність однієї ітерації ідентифікації за постановками (3) та (6) приблизно однакові, тому що найбільш трудомісткою процедурою є розрахунок цільових функцій, а вони – тотожні. За постановкою (6) перевіряють додаткове обмеження, але для цього не потребні значні обчислювальні ресурси якщо зберігати проміжні результати розрахунку цільової функції, а саме – результати нечіткого висновку.

Висновки

Запропоновано використання нечітких баз знань Сугено для моделювання багатофакторних залежностей безпомилковості роботи оператора. Це дозволяє будувати моделі функціонування людино-машинних систем, що поєднують експертні знання та теоретичні залежності параметричної надійності. При цьому експертна складова забезпечує змістовну інтерпретацію моделі, а теоретичні залежності

“входи – вихід” роблять її компактною. Введено систему обмежень, завдяки якій прозорість нечітких моделей не порушується при навчанні за експериментальними даними. Запропонована нова постановка задачі ідентифікації нечіткою базою знань, що забезпечує як добру поведінку моделі в середньому, так і потрібну точність в найгірших випадках.

Література

1. Ротштейн А.П., Кузнецов П.Д. Проектирование бездефектных человеко-машинных технологий. – К.: Техніка, 1992. – 180 с.
2. Дружинин Г.В. Надежность автоматизированных производственных систем. – М.: Энергоатомиздат, 1986. – 480 с.
3. Зараковский Г.М., Павлов В.В. Закономерности функционирования эргатических систем. М.: Радио и связь, 1987. - 232 с.
4. Зараковский Г.М., Королев Б.А., Медведев В.И., Шлаен П.Я. Введение в эргономику / Под ред. Зинченко В.П. – М.: Советское радио, 1974. – 352 с.
5. Мунипов В.М., Зинченко В.П. Эргономика. М.: Логос, 2001. – 356 с.
6. Венда В.Ф. Инженерная психология и синтез систем отображения информации. М.: Машиностроение, 1975. – 400 с.
7. Бодров В.А., Орлов В.Я. Психология и надежность: человек в системах управления техникой. М.: РАН. Ин-т психологии, 1998. – 285 с.
8. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений. – М.: Мир, 1976. – 165 с.
9. Zimmerman H.-J. Fuzzy Sets Theory and Its Applications. 3rd ed. – 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. In "Reliability and Safety Analysis under Fuzziness. Studies in Fuzziness", Vol. 4, Physica–Verlag, A Springer–Verlag Company, 1994. – P. 245–270.
12. Ротштейн А.П., Штовба С.Д. Прогнозирование надежности алгоритмических процессов при нечетких исходных данных // Кибернетика и системный анализ. – 1998. – №4. – С. 85–93.
13. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control // IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics. Vol. 15, № 1.- 1985.- P. 116 - 132.
14. Yager R., Filev D. Essentials of Fuzzy Modeling and Control. USA: John Wiley & Sons. – 1994. – 387 p.
15. Jang J.–S. R. ANFIS: Adaptive–Network–Based Fuzzy Inference System // IEEE Trans. Systems & Cybernetics. – 1993. – Vol. 23. – P. 665 – 685.

Ротштейн Олександр Петрович, д.т.н., професор,
 професор кафедри менеджменту та організації виробництва,
 Єрусалимський політехнічний інститут – Махон Лев,
 вул. Хаваад Халеумі, 21, Єрусалим, 91160, Ізраїль
rot@mail.jct.ac.il

Штовба Сергій Дмитрович, к.т.н., доцент,
 докторант кафедри комп'ютерних систем управління,
 Вінницький національний технічний університет,
 Хмельницьке шосе, 95, Вінниця, 21021
shtovba@ksu.vinnica.ua www.vinnitsa.com/shtovba
 Тел.: (0432)-598430, 598222.