

УДК 004.89

Ю. П. Кондратенко, д-р техн. наук,

Є. В. Сіденко

МЕХАНІЗМ ДВОКАСКАДНОЇ КОРЕКЦІЇ ТА АНАЛІЗ МЕТОДІВ РЕДУКУВАННЯ БАЗ ПРАВИЛ НЕЧІТКИХ МОДЕЛЕЙ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

Анотація В даній роботі проведено аналіз існуючих методів редукування баз правил нечітких моделей підтримки прийняття рішень. Розроблено метод, механізм якого дає змогу редукувати структуру баз правил нечіткої моделі прийняття рішень, а також автоматизувати налаштування консеквента правил при зміні вектора вхідних координат. Результати моделювання підтверджують ефективність та доцільність застосування методу двокаскадної корекції баз правил нечітких моделей у багатовимірних СППР.

Ключові слова: СППР, нечітка логіка, лінгвістична модель, функція належності, лінгвістичний терм, база правил, антецедент, консеквент, редукування, фаззифікація, дефаззифікація

Yu. P. Kondratenko, ScD.,

Ie. V. Sidenko

MECHANISM OF TWO-STAGED CORRECTION AND ANALYSIS OF METHODS FOR RULE BASES OF FUZZY DECISION MAKING MODELS REDUCTION

Abstract. In the work analyzed the existing methods for reduction of rule bases fuzzy models for decision support. There was developed the method, which allows for reduction the structure of rule bases fuzzy model for decision support. At the same time automates the setting consequent of rules by changing the input vector coordinates. Simulation results confirm the effectiveness and appropriateness of using the method of two-staged correction of rule bases fuzzy models in multidimensional DSS.

Keywords: DSS, fuzzy logic, linguistic model, membership function, linguistic term, rule base, antecedent, consequent, reduction, fuzzification, defuzzification.

Ю.П. Кондратенко, д-р техн. наук,

Е. В. Сіденко

МЕХАНИЗМ ДВУХКАСКАДНОЇ КОРЕКЦІЇ І АНАЛІЗ МЕТОДІВ РЕДУЦІРОВАНИЯ БАЗ ПРАВИЛ НЕЧЕТКИХ МОДЕЛЕЙ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

Аннотация. В данной работе проведен анализ существующих методов редуцирования баз правил нечетких моделей поддержки принятия решений. Разработан метод, механизм которого позволяет редуцировать структуру баз правил нечеткой модели принятия решений, а также автоматизировать настройку консеквента правил при изменении вектора входных координат. Результаты моделирования подтверждают эффективность и целесообразность применения метода двухкаскадной коррекции баз правил нечетких моделей в многомерных СППР.

Ключевые слова: СППР, нечеткая логика, лингвистическая модель, функция принадлежности, лингвистический терм, база правил, антецедент, консеквент, редуцирование, фаззификация, дефаззификация.

Вступ. Останнім часом системи підтримки прийняття рішень (СППР) інтенсивно застосовуються для вирішення багатокритерійних задач у складних інформаційних умовах, що обумовлено необхідністю врахування та обробки великого обсягу даних [2]. При цьому СППР дають змогу проводити збір та аналіз великої кількості вхідної інформації, виявляти існуючі залежності між даними, прогнозувати та обирати оптимальне рішення серед існуючих альтернативних варіантів. Все більш актуальною стає потреба в обробці нечіткої, тобто якісної, інформації, процес формалізації якої досить складний [1, 2].

Крім того, автоматизація процесів підтримки прийняття рішень в умовах невідомості набуває особливого значення в умовах швидкого і динамічного росту функціональних можливостей сучасних засобів інформатизації [1]. Область застосування нечітких систем управління та підтримки прийняття рішень останнім часом постійно розширюється [1–3]. Моделювання на основі експертних знань про систему базується на підході, в основу якого покладено знання та досвід людини, що виступає екпертом в питаннях, пов'язаних з реальною системою [5].

Синтез нечітких інтелектуальних СППР передбачає розробку моделі системи

© Кондратенко Ю.П., Сіденко Є.В., 2013

з визначенням її структурної та параметричної ідентифікації. Окрім цього необхідним є існування відповідного програмного забезпечення для автоматизації процесів моделювання таких систем [2, 5].

В процесі побудови відповідної моделі виникає складність налаштування її параметрів, зокрема, кількість нечітких правил та лінгвістичних термів, форм функцій належності (ФН). Це пов'язано з великою розмірністю вектора вхідних даних, який не змінюється в процесі прийняття рішень [2, 5, 6]. З іншого боку, існує проблема синтезу СППР на основі нечіткого логічного виведення при змінній структурі вхідних даних системи (при різній розмірності вектора вхідних координат). При цьому виникає потреба розробки ефективних підходів, щодо редукування баз правил нечітких моделей (БПНМ). Необхідність відповідного коригування або обходу правил з врахуванням вхідних сигналів, які за вибором ЛПР виключено зі складу вектора вхідних координат, виникає при конкретному застосуванні СППР в інтерактивному режимі. В таких інтерактивних режимах ЛПР може зменшити розмірність вектора вхідних координат СППР, виключаючи найменш важливі для ЛПР вхідні сигнали, які в подальшому не беруть участі в процесі формування рішень [7–9].

Метою даної статті є аналіз існуючих методів і підходів та дослідження механізму двокаскадної корекції для редукування баз правил нечітких моделей інтелектуальних СППР при постійній та змінній структурі вектора вхідних даних в процесі прийняття ефективних рішень. Виконання поставлених завдань здійснено на основі редукування баз правил систем нечіткого логічного висновку Мамдані-типу.

Аналіз існуючих методів редукування НБП. Етап синтезу нечітких СППР вимагає наявності лінгвістичної моделі, яка включає в себе інформацію про розмірність вектора вхідних та вихідних даних, залежності між ними, що описуються у вигляді вербальних правил (1), кількість та форма ФН [5]:

$$IF (x_1 \in A_i) AND (x_2 \in B_j) THEN (y \in C_k), (1)$$

де x_1, x_2 – вхідні координати системи; y – вихідна координата системи; A_i, B_j, C_k – нечіткі множини (лінгвістичні терми), що використовуються експертом для лінгвістичної оцінки значень вхідних та вихідних сигналів системи.

На рис. 1 представлено інформаційні потоки, які необхідні в процесі розробки нечіткої лінгвістичної моделі на основі реальної системи [5, 6].



Рис. 1. Інформаційні потоки, необхідні в процесі розробки нечіткої лінгвістичної моделі реальної системи

Розробка нечіткої лінгвістичної моделі (рис. 1) неможлива без залучення експерта з нечіткого моделювання, який визначає і формує математичний інструментарій (вибір виду та форми ФН для фазифікації та дефазифікації відповідних значень вхідних і вихідної координат системи) [1, 5].

Якісна лінгвістична модель може бути побудована для систем невеликої розмірності, головним чином, для систем з однією або двома вхідними координатами [5]. Це пов'язано з особливостями людського сприйняття, що виключає можливість запам'ятовування більше ніж 7 ± 2 станів досліджуваної системи [3].

Збільшення кількості правил дає змогу підвищити точність моделі, але при цьому ускладнюється її налаштування, зокрема, при великій розмірності вектора вхідних координат [5, 11]. Для підвищення точності результатів моделювання та ефективності прийняття рішень нечітку модель попередньо навчають, тобто ітераційно змінюють її параметри з метою мінімізації відхилення результатів логічного виведення від експериментальних даних [7]. Налаштовують як ваги правил, так і ФН нечітких лінгвістич-

них термів (ЛТ). Процедура навчання нечіткої моделі Мамдані-типу являє собою задачу нелінійної оптимізації, в рамках якої основну увагу приділяють досягненню максимальної точності навчання нечіткої СППР [8, 9].

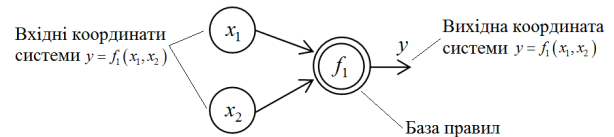
Власні пріоритети ЛПП суттєво впливають на формування в кожній актуальній ситуації розмірності вектора вхідних координат. При цьому деякі з вхідних координат для одного ЛПП можуть бути важливими, а для іншого ЛПП – не важливими. Серед відомих підходів редукування БПНМ інтелектуальних СППР є використання вагових коефіцієнтів для нечітких правил [5]. Зміна вектора вагових коефіцієнтів для відповідних правил нечітких баз знань дає змогу зменшити вплив вхідних параметрів, які за вибором ЛПП в деяких ситуаціях можуть не брати участі в процесі прийняття рішень, на результат роботи системи. Проте при цьому виникає потреба у повторному налаштуванні відповідних коефіцієнтів при кожній зміні структури вхідних даних [8].

Основна складність процесу налаштування багатовимірних нечітких моделей полягає у великій кількості параметрів таких систем. При цьому їх кількість стрімко зростає зі збільшенням числа входів та ЛТ, необхідних для оцінки відповідних значень. Дослідженню даної проблеми присвячено ряд наукових робіт [5, 10–12].

Один із ефективних способів редукування БПНМ полягає у відмові від сіткового розбиття вхідного простору та у використанні безсіткового розбиття [11], зокрема, прямокутного (k-d tree partition) та квадратичного розбиття (quad tree partition). Метою застосування безсіткового розбиття є зменшення числа нечітких сегментів [12].

Розглянемо застосування методу безсіткового розбиття вхідного простору даних на прикладі нечіткої моделі, яка має дві вхідні (x_1, x_2) та одну вихідну y координати, де x_1 – кількість доставленого вантажу, x_2 – якість доставленого вантажу, y – збереженість вантажу. Для оцінки вхідних змінних (x_1, x_2) обрано по три ЛТ (S – “small”, M – “mean”, G – “great”) та (L –

“low”, M – “medium”, H – “high”) відповідно, з трикутною формою ФН. Для вихідної змінної y – п'ять лінгвістичних термів (L – “low”, LM – “lower than medium”, M – “medium”, MH – “higher than medium”, H – “high”). При цьому залежність вихідного сигналу системи від вхідних $y = f_1(x_1, x_2)$ визначається нечіткими правилами (рис. 2).



Нечітка база правил

№	1	2	3	4	5	6	7	8	9
x_1	S	S	S	M	M	M	G	G	G
x_2	L	M	H	L	M	H	L	M	H
y	L	LM	LM	LM	M	MH	M	H	H

RULE №4: IF $(x_1 \in M)$ AND $(x_2 \in L)$ THEN $(y \in LM)$

Рис. 2. Структура та БПНМ системи для оцінки рівня збереженості вантажу $y = f_1(x_1, x_2)$

На рис. 3 показано застосування одного з методів редукування БПНМ, що полягає в розбитті вхідного простору координат (x_1, x_2) на сегменти S_1, S_2, \dots, S_7 . Кожному сегменту відповідає одне нечітке правило [5]. Редукування БПНМ (рис. 3) досягається за рахунок введення додаткового лінгвістичного терму, що приводить до зменшення кількості сегментів, а отже і правил. Можливість завдання сегментів S_2 та S_7 за допомогою одного правила (наприклад, для S_2 : R2:IF $x_1 = S$ AND $x_2 = M \& H$ THEN $y = LM$ (s_2)) обумовлена тим, в ньому використовується лінгвістичний терм $M \& H$ (рис. 3). Згідно з БПНМ (рис. 2) кількість сегментів має дорівнювати кількості правил, тобто $(N = 9)$.

У розглянутому прикладі (рис. 2) консеквент вихідної змінної y для правил № 2 та № 3 однаковий (LM), при цьому антецеденти координати x_1 для обох правил не змінні і відповідають лінгвістичному терму S. Змінюється лише значення антецедентів координати x_2 з лінгвістичного терму M (правило №2) до H (правило № 3). Таким

чином, доцільним є введення додаткового терму $M \& H$, що об'єднує лінгвістичні терми M та H вхідної змінної x_2 . При цьому потреба в одночасному користуванні правилами № 2 та № 3 зникає, тим самим здійснюється редукування БПНМ заміною двох правил на одне комбіноване із структурою: R2:IF $x_1 = S$ AND $x_2 = M \& H$ THEN $y = LM$ (s_2). Відповідний процес редукування БПНМ відбувається з правилами № 8 та № 9.

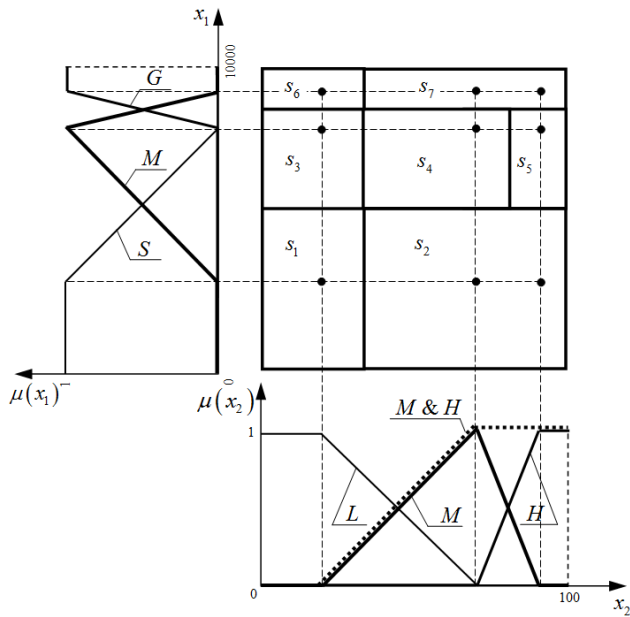


Рис. 3. Метод безсіткового розбиття вхідного простору

На рис. 4 зображено ЛТ вихідної координати системи.

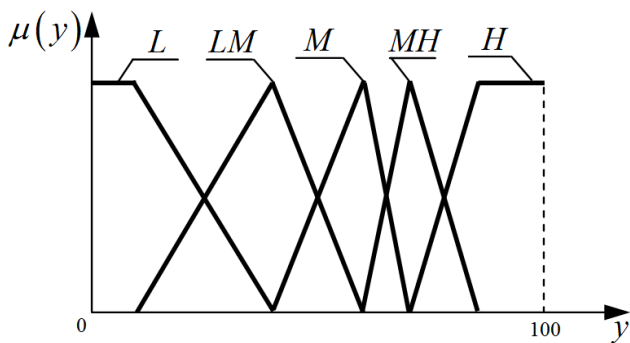


Рис. 4. ЛТ вихідної координати у

Нижче наведено набір правил із редукованої БПНМ для системи $y = f_1(x_1, x_2)$ з використанням методу безсіткового розбиття вхідного простору (рис. 3) [5, 11]:

- R1:IF $x_1 = S$ AND $x_2 = L$ THEN $y = L$ (s_1),
- R2:IF $x_1 = S$ AND $x_2 = M \& H$ THEN $y = LM$ (s_2),
- R3:IF $x_1 = M$ AND $x_2 = L$ THEN $y = LM$ (s_3),
- R4:IF $x_1 = M$ AND $x_2 = M$ THEN $y = M$ (s_4),
- R5:IF $x_1 = M$ AND $x_2 = H$ THEN $y = MH$ (s_5),
- R6:IF $x_1 = G$ AND $x_2 = L$ THEN $y = MH$ (s_6),
- R7:IF $x_1 = G$ AND $x_2 = M \& H$ THEN $y = H$ (s_7).

В деяких випадках кількість правил нечіткої моделі можна зменшити, використовуючи підхід, який полягає в компресії правил [8, 9]. Згідно з даним підходом, наприклад, для нечіткої моделі $y = f_1(x_1, x_2)$, правила № 2 та № 3 (рис. 2) можуть бути об'єднані в одне результуюче нечітке правило, структура якого має такий вигляд:

$$\text{IF } x_1 = S \text{ AND } (x_2 = M \text{ OR } x_2 = H) \text{ THEN } y = LM.$$

Існує також метод, який базується на зменшенні кількості нечітких множин (лінгвістичних термів), що використовуються в моделі, шляхом їх об'єднання [4]. Це дає змогу зменшити число правил, а також редукувати їх форму. При виборі відповідних нечітких множин для об'єднання необхідно визначити відстань між ними за формулою (2). При цьому ступінь близькості двох нечітких множин збільшується при зменшенні відстані між ними [4]:

$$d(A, B) = \sum_{j=1}^k |\mu_A(x_j) - \mu_B(x_j)|, \quad (2)$$

де $\mu_A(x)$, $\mu_B(x)$ – функції належності x до нечітких множин A і B .

Розглянемо на прикладі нечітку модель $y_m = f(x)$ системи $y = f(x)$, що має одну вхідну координату $x, x \in X$, для оцінки якої використовуються п'ять ЛТ. Для вихідної координати y – також п'ять ЛТ (рис. 5). В результаті налаштування моделі отримано параметри (форма та розташування) ФН, які показано на рис. 5 [5, 11]. ЛТ «LM» та «M» мають близькі модальні значення x_{LM} та x_M , в зв'язку з чим об'єднання відповідних ЛТ в один ЛТ ($LM \& M = LM \cup M$) не повинно привести до значного зниження точності моделі, яка може розраховуватися, наприклад, за допомогою суми абсолютних помилок

$$I = \sum_{i=1}^n |y(x_i) - y_m(x_i)|. \quad (3)$$

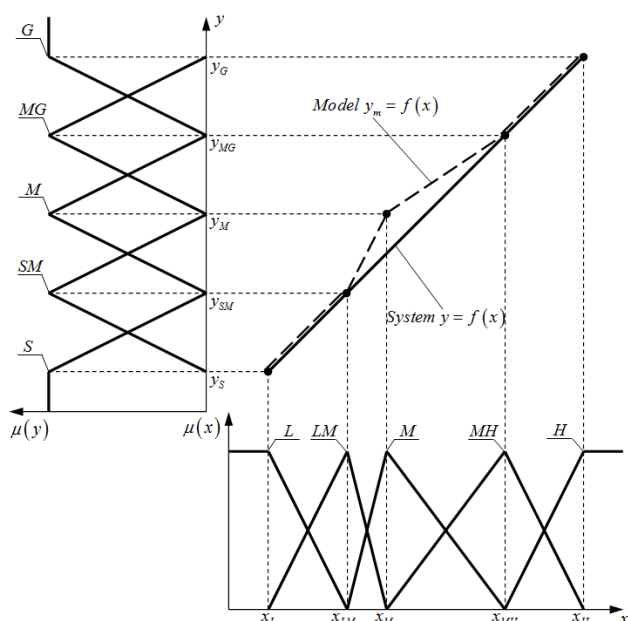


Рис. 5. Поверхня системи та моделі перед початком налаштування параметрів

Нижче наведено повну БП моделі, що розглядається, перед початком налаштування параметрів (рис. 5):

- R1: IF $x = L$ THEN $y = S$,
- R2: IF $x = LM$ THEN $y = SM$,
- R3: IF $x = M$ THEN $y = M$,
- R4: IF $x = MH$ THEN $y = MG$,
- R5: IF $x = H$ THEN $y = G$.

Одночасно з об'єднанням вхідних ЛТ $LM \cup M$ у результуючу множину $LM \& M$ відповідно змінної x необхідно також об'єднати ЛТ «SM» та «M» відповідно до вихідної змінної y (рис. 6). Об'єднання ЛТ можна здійснити [5, 11, 12], наприклад, з використанням оператора SUM:

$$\begin{aligned} \mu_{LM \& M}(x) &= SUM(\mu_{LM}(x), \mu_M(x)), \\ \mu_{SM \& M}(y) &= SUM(\mu_{SM}(y), \mu_M(y)). \end{aligned} \quad (4)$$

Нижче представлено редуковану БПМ, що розглядається, після виконання процесу налаштування параметрів (рис. 6).

- R1: IF $x = L$ THEN $y = S$,
- R2: IF $x = LM \& M$ THEN $y = SM \& M$,
- R3: IF $x = MH$ THEN $y = MG$,
- R4: IF $x = H$ THEN $y = G$.

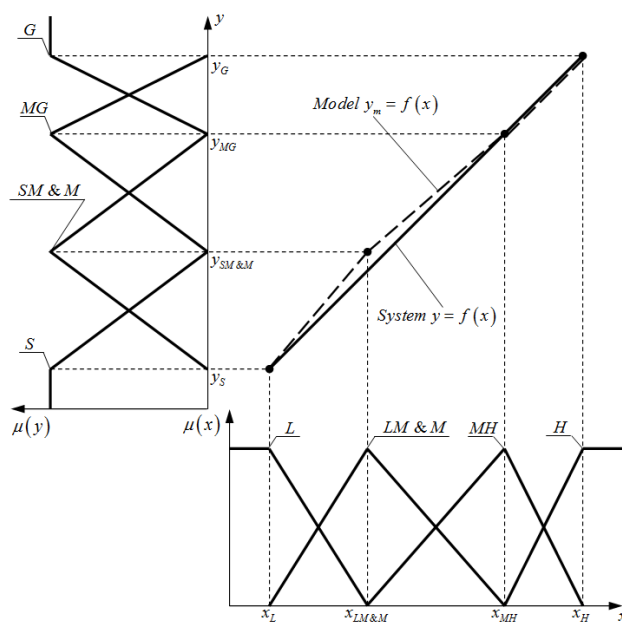


Рис. 6. Поверхня системи та моделі після завершення налаштування параметрів

З результатів застосування методу редукування БПМ (рис. 6) [5], що базується на об'єднанні ЛТ, модальні значення яких близькі між собою, видно, що зменшення кількості ЛТ не призвело до значної зміни точності моделі, при цьому кількість правил зменшилось з п'яти до чотирьох. Для знаходження результуючих ЛТ існує можливість застосування іншого методу [5] за формулою $x_{LM \& M} = 0,5(x_{LM} + x_M)$, $y_{SM \& M} = 0,5(y_{SM} + y_M)$.

Для моделей з однією вхідною координатою оцінку точності провести набагато простіше, ніж у випадку систем з декількома входами [11].

У деяких випадках редукування БПМ здійснюються за рахунок застосування методу локальних моделей [5]. При цьому глобальна модель, що задана на просторі входів X , розбивається на множину локальних моделей, кожна з яких має власну щільність сітки розбиття пов'язаної з нею ділянки простору входів $X', X' \in X$. Метод локальних моделей застосовується в тих випадках, коли поверхня відображення $Y = F(X)$ має ділянки як з малою, так і з великою кривістю (рис. 7).

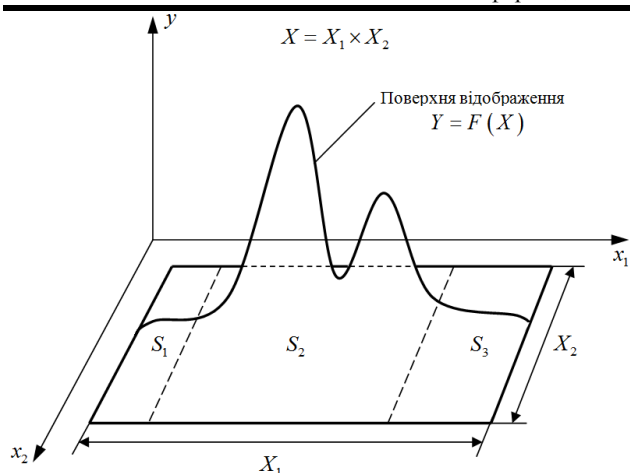


Рис. 7. Поверхня системи $Y = F(X)$

Ділянка поверхні (рис. 7) над сегментом S_1 простору входів X має більшу різницю за висотою над нахилом ніж ділянки поверхні над сегментами S_2 та S_3 . Отже, для точного моделювання поверхні над сегментом S_1 знадобиться більша кількість опорних точок [5], що задані нечіткими правилами, ніж над сегментами S_2 та S_3 (рис. 8).

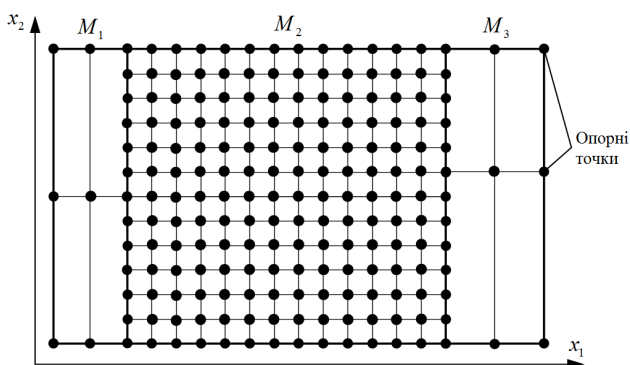


Рис. 8. Щільність нечіткого розбиття входного простору X для відповідних локальних моделей M_1, M_2, M_3

У випадку, коли щільність нечіткого розбиття входного простору X однакова, то для завдання всіх опорних точок потрібно 273 правила (21×13). Проте існує можливість використання різних за щільністю сіток розбиття входного простору. При цьому кількість нечітких правил для завдання опорних точок зменшиться з 273 до 200 (рис. 8).

Один із підходів до редукування БПНМ полягає у виявленні несуттєвих параметрів моделі [5]. У такому разі кількість правил суттєво зменшується, що дає змогу підвищи-

ти чутливість системи до змін значень вектора входних сигналів. Визначення несуттєвих входних показників системи приводить до редукування структури моделі та налаштування її параметрів, а також до зменшення витрат на отримання інформації щодо входних сигналів системи. Існують відомі методи оцінки важливості входних показників, серед яких: метод спроб і помилок, метод середніх нечітких кривих [10] та метод експертного ранжування. При цьому відповідні методи досить залежні від розмірності вектора входних сигналів. При збільшенні кількості входів («кандидатів»), які підлягають розгляду, підвищується складність процесу їх оцінки.

Розглянуті методи та підходи щодо редукування БПНМ не можна безпосередньо застосовувати для оптимізації нечітких ієрархічних СППР із змінною структурою вектора входних даних, що обумовило доцільність досліджень авторів в даному напрямку.

Метод двокаскадної корекції БПНМ.

Для нечітких СППР зі змінною структурою вектора входних координат актуальним є автоматичне редукування БПНМ у ситуаціях, коли конкретну ЛПР цікавлять лише входні координати N_l , при цьому $N_l < N$. Наприклад, в процесі моделювання нечіткої СППР $y = f_1(x_1, x_2, x_3, x_4)$, яка має чотири ($N = 4$) входні змінні $\{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ та одну вихідну y , для конкретної ЛПР пріоритетними є координати (x_2, x_4) , тобто $N_l = 2$, при цьому координати (x_1, x_3) вона виключає з розгляду в процесі прийняття рішень $x_1, x_3 = NI$ (*Not Interested*) [7–9].

Інша ЛПР може бути зацікавлена, наприклад, в параметрах (x_1, x_3, x_4) , а x_2 для неї не є пріоритетним під час оцінки вихідної змінної досліджуваної системи. Процес зміни структури вектора входних координат у більшості випадків відбувається в реальному часі. В процесі роботи нечіткої СППР при змінній структурі вектора входних даних $N_l < N$ результати прийняття рішень у зазнають деформації [8]. Це пов'язано з тим, що значення входних параметрів (сигналів), які не беруть участі в моделюванні нечіткої

СППР ($x_i = 0, i \in \{1, 2, \dots, N\}$), через відповідні правила негативно впливають на результат y . Для вирішення даної проблеми авторами розроблено метод двокаскадної корекції БПНМ (на основі алгоритмів корекції антецедентів та консеквента правил), механізм якого полягає в редукуванні БПНМ при зміні вектора вхідних параметрів, що дає змогу не враховувати значення вхідних сигналів $x_i = NI, i \in \{1, 2, \dots, N\}$, які не є важливими для ЛПР в процесі прийняття рішень [9].

Розглянемо механізм двокаскадної корекції БПНМ на прикладі системи

$y = f(x_1, x_2, x_3, x_4)$, що складається з чотирьох вхідних координат $\{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ та однієї вихідної y , залежність між якими описується 81 нечітким правилом, що належать до повної БПНМ (рис. 9). Для оцінки вхідних змінних $\{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ обрано по три лінгвістичні терми (L – “low”, M – “medium”, H – “high”). Для вихідної змінної y – п'ять лінгвістичних термів (L – “low”, LM – “lower than medium”, M – “medium”, MH – “higher than medium”, H – “high”).

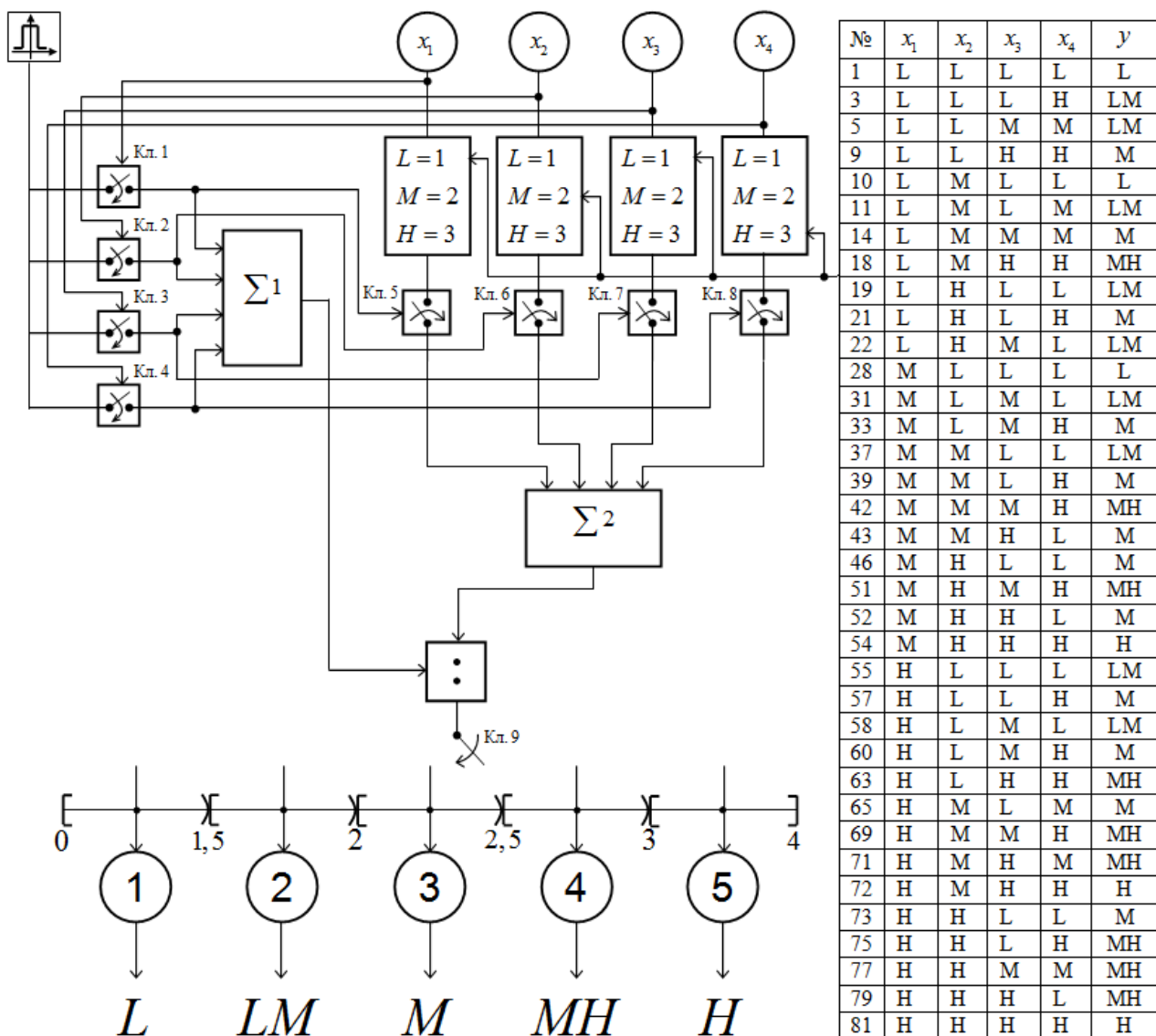


Рис. 9. Схема механізму двокаскадної корекції БПНМ $y = f(x_1, x_2, x_3, x_4)$ прийняття рішень

Механізм першого каскаду загальної корекції БПНМ полягає в редукуванні антецедентів вхідних координат, що не підлягають розгляду ($x_i = NI$). Тим самим здійснюється редукування БПНМ. При реалізації першого каскаду обробляються всі правила БПНМ (81 правило з рис. 9) системи $y = f(x_1, x_2, x_3, x_4)$. Якщо, наприклад, два вхідних сигнали $x_1 = NI$ та $x_3 = NI$ не цікавлять ЛПР, то алгоритм редукування антецедентів правил (перший каскад) замінить значення термів вхідних координат x_1, x_3 на значення нульового сигналу. Очевидним є те, що ЛПР зацікавлена лише в двох координатах системи x_2 та x_4 . При цьому повна БПНМ для моделювання залежності $y = f(x_2, x_4)$ складатиме дев'ять правил. Тому, якщо антецеденти координат x_2 та x_4 з початкової БПНМ повторюються, то залишають тільки одне правило з відповідним антецедентом, що свідчить про скорочення БПНМ з 81 (рис. 9) до 9 правил [7].

Другий каскад полягає в корекції консеквента вихідної координати y відповідно до редукованої БПНМ, що сформована під час реалізації першого каскаду. Необхідність виконання другого каскаду полягає в тому, що значення консеквента вихідної координати в редукованій БПНМ залишається незмінним, що призводить до деформації результатів роботи системи. Розглянемо, наприклад, правило № 21 (рис. 9), структура якого має такий вигляд [9]:

IF $x_1 = L$ AND $x_2 = H$ AND $x_3 = L$ AND
AND $x_4 = H$ THEN $y = M$.

В процесі реалізації першого каскаду відповідне правило корегується за антецедентами і матиме вигляд:

IF $x_2 = H$ AND $x_4 = H$ THEN $y = M$. За судженнями експертів воно не відповідає дійсності, оскільки значення консеквента вихідної координати y при відповідних значеннях антецедентів вхідних координат $x_2 = H$ та $x_4 = H$ має відповідати ЛТ «Н» з редукованою структурою правила

IF $x_2 = H$ AND $x_4 = H$ THEN $y = H$.

Згідно з рис. 9 одиничний імпульсний сигнал подається на вхід ключів (Кл. 1–4). При цьому ЛПР обирає, які з координат $\{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ системи братимуть участь у процесі прийняття рішень. Сигнал відповідних координат є сигналом управління для ключів (Кл. 1–4). У випадку, коли, наприклад, ЛПР зацікавлена в координатах x_2 та x_4 , ключі Кл. 2 Кл. 4 замикаються і значення суматора ($\sum 1$) дорівнює 2 (по кожному одиничному сигналу на відповідних ключах). Значення вихідних сигналів ключів

Кл. 2 Кл. 4 подаються на вхід управління ключів Кл. 6 і Кл. 8. Водночас з БПНМ на вхід відповідних ключів надходять значення антецедентів координат x_2 та x_4 ($L = 1, M = 2, N = 3$) по кожному з правил. Наприклад, для правила №21 на вхід ключів Кл. 6 і Кл. 8 надходять сигнали із значенням 3, оскільки для відповідного правила $x_2 = H$ та $x_4 = H$. На виході суматора $\sum 2$ отримуємо сигнал із значенням 6. Результуючий сигнал, що відповідає відношенню значення сигналу суматора $\sum 2$ до $\sum 1$, подається на вхід ключа Кл. 9. Якщо значення результуючого сигналу знаходиться в одному з діапазонів ($[0 1.5), [1.5 2), [2 2.5), [2.5 3), [3 4)$), то консеквенту вихідної координати відповідного правила присвоюється значення, що відповідає наступним ЛТ ($L = 1, LM = 2, M = 3, MN = 4, N = 5$). Наприклад, для правила № 21 значення результуючого сигналу складатиме 3 ($6/2$), що знаходиться в діапазоні $[3 4)$. При цьому вихідному сигналу присвоюється значення 5 (рис. 9), що відповідає ЛТ «Н». Отже, відповідність значення консеквента вихідної координати y до ЛТ «М» зміниться на «Н», і правило № 21 матиме таку структуру: IF $x_2 = H$ AND $x_4 = H$ THEN $y = H$.

Механізм двокаскадної корекції БПНМ ефективно застосовується для ієрархічно-організованих систем прийняття рішень.

Результати моделювання. Розглянемо результати роботи системи $y = f(x_1, x_2, x_3, x_4)$ з використанням методу двокаскадної корекції БПНМ на прикладі, коли ЛПР не зацікавлена в таких координатах системи: $x_1 = NI$ та $x_3 = NI$. При цьому повна БПНМ, редукована

за першим каскадом (корекція антецедентів правил), складатиме 9 нечітких правил, які наведено в таблиці.

1. БП системи $y = f(x_1, x_2, x_3, x_4)$

№	1	2	3	10	11	12	19	20	21
x_1	NI								
x_2	L		M			H			
x_3	NI								
x_4	L	M	H	L	M	H	L	M	H
$y(-)$	L	L	LM	L	LM	LM	LM	M	M
$y(+)$	L	LM	M	LM	M	MH	M	MH	H

З результатів моделювання (таблиця) видно, що координати x_1 та x_3 не беруть участі в процесі прийняття рішень, тому повна БПНМ включатиме такі номери правил з початкової не редукованої БПНМ (рис. 9): 1–3, 10–12, 19–21. Значення консеквента вихідної координати y без застосування методу двокаскадної корекції БПНМ ($y(-)$) та з його застосуванням ($y(+)$) із зміненою структурою вектора вхідних даних наведено в таблиці. Значення консеквента вихідного сигналу $y(+)$ редукованої БПНМ (таблиця) точніше відповідають дійсності, за судженнями експертів, ніж значення консеквента вихідної координати $y(-)$ без використання механізму двокаскадної корекції БПНМ прийняття рішень.

Висновки. В результаті досліджень авторами проведено аналіз існуючих методів і підходів редукування БПНМ інтелектуальних СППР при постійній та змінній структурі вектора вхідних даних в процесі прийняття рішень.

Розроблено метод двокаскадної корекції БПНМ, механізм якого дає змогу редукувати структуру БПНМ прийняття рішень, а також автоматизувати налаштування консеквента нечітких правил при зміні вектора вхідних координат. Процес зміни розмірності вектора вхідних сигналів базується на визначенні ЛПР важливих координат системи.

Результати моделювання підтверджують ефективність та доцільність застосування методу двокаскадної корекції БПНМ у багатовимірних ієрархічно-організованих СППР, зокрема, для оцінки якості транспортного обслуговування.

Список використаної літератури

1. Алтунин, А. Е. Модели и алгоритмы принятия решений в нечетких условиях: монография / А. Е. Алтунин, М. В. Семухин. – Тюмень : Тюменский государственный университет, 2000. – 352 с.
2. Кондратенко, В. Ю. Об'єктно-орієнтовані моделі для синтезу інтелектуальних систем з нечіткою логікою / В. Ю. Кондратенко, В. С. Яценко // Праці Одеського національного політехнічного університету. – 2006. – С. 54 – 60.
3. Кондратенко, Ю. П. Особливості синтезу і моделювання ієрархічно-організованих СППР на основі нечіткої логіки / Ю. П. Кондратенко, Є. В. Сіденко // Вестник Херсонского национального технического университета. – 2011. – № 2(41). – С. 150 – 158.
4. Орлов, А. И. Прикладная статистика / А. И. Орлов. – М. : Экзамен, 2007. – 656 с.
5. Пегат, А. Нечеткое моделирование и управление / А. Пегат ; пер. с англ. – М. : БИНОМ, 2012. – 798 с.
6. Ротштейн, А. П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечёткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети / А. П. Ротштейн. – Винница : УНИВЕРСУМ, 1999. – 320 с.
7. Kondratenko, Y. P. Correction of the Knowledge Database of Fuzzy Decision Support System with Variable Structure of the Input Data : Proceedings of the International Conference Modeling and Simulation / Y. P. Kondratenko, E. V. Sidenko, A. M. Gil-Lafuente (Eds.), V. V. Krasnoproshin (Eds.). – Minsk, Republic of Belarus, 2012. – P. 56 – 61.
8. Kondratenko, Y. P. Decision-Making and Fuzzy Estimation of Quality Level for Cargo Delivery, Proceeding of the 2nd World Conference on Soft Computing / Y. P. Kondratenko, Ie. V. Sidenko. – Baku, Azerbaijan, 2012. – P. 418 – 423.
9. Kondratenko, Y. P. Method of Actual Correction of the Knowledge Database of Fuzzy Decision Support System with Flexible Hierarchical Structure / Y. P. Kondratenko, Ie. V. Sidenko // Journal of Computational Optimization in Economics and Finance. – 2012. – № 2(4). – P. 57 – 76.

10. Lin, C. I. Reinforcement learning for an ART-based fuzzy adaptive learning control network / C. I. Lin, C. T. Lin // *IEEE Transactions on Neural Networks*. – 1996. – № 7(7). – P. 709 – 731.

11. . Bossley, K. M. Neurofuzzy model construction for the modelling of non-linear processes : *Proceedings of the 3rd European Control Conference* / K. M. Bossley, M. Brown, C. J. Harris. – Rome, Italy, 1995. – P. 2438 – 2433.

12. Babuska, R. Simplification of fuzzy rule bases : *Proceedings of the International Conference EUFIT* / R. Babuska, M. Setnes, U. Kaymak, H. R. Von Nauta Lemke. – Aachen, Germany, 1996. – P. 1115 – 1119.

Отримано 12.02.2013

References

1. Altunin, A. E. Models and algorithms for decision making in fuzzy terms: monographs / A. E. Altunin, M. V. Semuhin. – Tyuman : Tyuman state university, 2000. – 352 p. [in Russian].

2. Kondratenko, V. Yu. Object-oriented models for synthesis intelligent fuzzy systems / V. Yu. Kondratenko, V. S. Yatsenko // *Proceedings ONPU*. – 2006. – P. 54 – 60 [in Ukrainian].

3. Kondratenko, Yu. P. Features of synthesis and simulation hierarchically-organized DSS based on fuzzy logic / Yu. P. Kondratenko, Ie. V. Sidenko // *Journal of Kherson National Technical University*. – 2011. – № 2(41). – C. 150 – 158 [in Ukrainian].

4. Orlov, A. I. Applied statistics / A. I. Orlov. – Moscow : Exam, 2007. – 656 p. [in Russian].

5. Piegat, A. Fuzzy Modelling and Control / A. Piegat ; trans. from eng. – Moscow : BINOM, 2012. – 798 p. [in Russian].

6. Rotshtein A. P. Intellectual technologies of identification: fuzzy logic, genetic algorithms, neural networks / A. P. Rotshtein– Vinnitsa : UNIVERSUM, 1999. – 320 p. [in Russian].

7. Kondratenko, Y. P. Correction of the Knowledge Database of Fuzzy Decision Support System with Variable Structure of the Input Data : *Proceedings of the International Conference Modeling and Simulation* / Y. P. Kondratenko, E. V. Sidenko, A. M. Gil-Lafuente (Eds.), V. V. Krasnoproshin (Eds.). – Minsk : Republic of Belarus, 2012. – P. 56 – 61 [in English].

8. Kondratenko, Y. P. Decision-Making and Fuzzy Estimation of Quality Level for Cargo

Delivery, *Proceeding of the 2nd World Conference on Soft Computing* / Y. P. Kondratenko, Ie. V. Sidenko. – Baku : Azerbaijan, 2012. – P. 418 – 423 [in English].

9. Kondratenko, Y. P. Method of Actual Correction of the Knowledge Database of Fuzzy Decision Support System with Flexible Hierarchical Structure / Y. P. Kondratenko, Ie. V. Sidenko // *Journal of Computational Optimization in Economics and Finance*. – 2012. – № 2(4). – P. 57–76 [in English].

10. Lin, C. I. Reinforcement learning for an ART-based fuzzy adaptive learning control network / C. I. Lin, C. T. Lin // *IEEE Transactions on Neural Networks*. – 1996. – № 7(7). – P. 709 – 731 [in English].

11. . Bossley, K. M. Neurofuzzy model construction for the modelling of non-linear processes : *Proceedings of the 3rd European Control Conference* / K. M. Bossley, M. Brown, C. J. Harris. – Rome, Italy, 1995. – P. 2438–2433 [in English].

12. . Babuska, R. Simplification of fuzzy rule bases : *Proceedings of the International Conference EUFIT* / R. Babuska, M. Setnes, U. Kaymak, H. R. Von Nauta Lemke. – Aachen, Germany, 1996. – P. 1115 – 1119 [in English].



Кондратенко Юрій Пантелійович, д-р техн. наук, проф. каф. Інтелектуальних інформаційних систем ЧДУ ім. П. Могили, вул. 68 Десантників, м. Миколаїв, Україна, тел.: (0512)76-55-72



Сіденко Євген Вікторович, аспірант каф. Інтелектуальних інформаційних систем ЧДУ ім. П. Могили, вул. 68 Десантників, м. Миколаїв, Україна, тел.: (0512)76-55-72