

ПОСЛІДОВНИЙ МЕТОД ВИДОБУВАННЯ НЕЧІТКИХ ВІДНОШЕНЬ ІНТЕРВАЛЬНОГО ТИПУ З ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИХ ДАНИХ

У статті запропоновано послідовний підхід для видобування нечітких відношень інтервального типу з експериментальних даних, який дозволить зменшити час на побудову нечіткої моделі та мінімізувати наслідки невизначеності через неточні вхідні дані.

Самойлов І.В., Шевченко А.С., Артюх С.Г. Последовательный метод извлечения нечетких отношений интервального типа из экспериментальных данных. В статье предложен последовательный подход для извлечения нечетких отношений интервального типа из экспериментальных данных, который позволит сократить время на построение нечеткой модели и минимизировать последствия неопределенности, вызванные неточными входными данными.

I. Samoylov, A. Shevchenko, S. Artiukh Consistent approach for extraction of unclear relations of the interval type from experimental data. It is offered the consistent approach for extraction of unclear relations of the interval type from experimental data, which will reduce the time of building fuzzy model and minimize the consequences to uncertainties, caused inexact input data.

Ключові слова: нечіткі відношення, нечіткі правила, експериментальні дані, генетичний алгоритм, нейронна мережа, нейрон-нечітка мережа, інтервальна функція належності.

Постановка завдання у загальному вигляді. Сучасні технічні системи є складними апаратно-програмними комплексами, що постійно вдосконалюються, розвиваються та модернізуються. Використання таких систем у провідних високотехнологічних сферах (зв'язок, системи управління, телекомунікації тощо) вимагає забезпечення високого рівня надійності їх функціонування. Одним із методів підвищення надійності є розроблення і впровадження ефективних апаратно-програмних засобів діагностування. Однією з центральних задач діагностики є встановлення причин виникнення несправностей та їх усунення. Велика кількість різних факторів, вплив яких необхідно враховувати при встановленні цих причин, значно ускладнюють задачу діагностики [1].

На сьогодні актуальною науково-технічною проблемою є створення систем діагностування, які можуть опрацьовувати нечітку діагностичну інформацію. У базах знань таких систем міститься не тільки кількісна інформація, що характеризує стан об'єкта діагностики, а і якісна інформація, яка являє собою експертні оцінки. Однією з задач при проектуванні складних діагностичних систем, є задача створення моделі об'єкта діагностики, яка полягає в побудові оператора зв'язку між причинами та наслідками за експериментальними даними, які є в наявності. Особливість моделювання полягає у визначенні характеру цієї залежності в умовах невизначеності. Джерелами невизначеності можуть бути: лінгвістична невизначеність; розбіжності в наслідкових частинах експертних тверджень; неточність вхідних даних тощо.

Аналіз публікацій. При проектуванні таких систем виникає проблема моделювання та мінімізації наслідків невизначеності. В умовах невизначеності для моделювання причинно-наслідкових зв'язків зручно використовувати нечіткі відношення (НВ) і композиційне правило виведення Заде [2]. Для побудови НВ можуть використовуватись наступні методи: модифікований метод парних порівнянь Сааті [3], нейро-мереживий підхід для видобутку знань „причини-наслідки” [4], статистична обробка експериментальних даних [5] тощо.

При видобуванні нечітких відношень з експериментальних даних нечіткі відношення інтерпретуються як ваги нечітких правил ЯКЦО „причини” ТО „наслідки”. Для отримання цих правил із даних традиційно використовуються нейронні мережі [6] або генетичні алгоритми [7, 8]. Комбінація цих методів обумовила появу нейро-генетичних моделей видобування знань [9]. Недоліком нейро-мережевого підходу є те, що початкова нейро-нечітка мережа містить у собі усі можливі правила. Така мережа містить повнозв'язні шари

нейронів, тобто структура моделі не є оптимальною. При цьому конфігурація мережі вимагає, щоб число нечітких термів вхідних і вихідних змінних було строго фіксованим, що обмежує точність нечіткої моделі. Також до недоліків нейро-мережевого підходу слід додати можливість влучення в локальний екстремум. Принциповою перевагою нейронних мереж є здатність адаптивно навчатись по мірі появи нових даних. Перевагою генетичних алгоритмів є те, що вони дозволяють видобувати модель заданої структури. Недоліком генетичного алгоритму є те, що він погано пристосований для врахування нових даних, що надходять у навчальну вибірку.

Зазначені вище підходи дозволяють будувати НВ I типу. При моделюванні причинно-наслідкових зв'язків такі НВ визначають міру впливу причини на виникнення наслідку у вигляді ступеня належності, тобто числа від 0 до 1. Такі відношення є точними і тому нездатні моделювати невизначеність. НВ інтервального типу (II типу) можуть стати корисними, коли важко точно визначити ступінь впливу причини на виникнення наслідку. Тому вони можуть бути використані, щоб оперувати з різними типами невизначеності. Застосування НВ, значення яких задаються інтервалами, мають такі переваги: простота виконання операцій над НВ; простота реалізації операції нечіткого логічного виведення.

Побудова НВ інтервального типу експертними методами [10] або шляхом статистичної обробки даних пов'язана з обчислювальними складнощами. Тому в статті пропонується послідовний підхід, який передбачає видобування інтервальних НВ на базі отриманих точних НВ. При цьому точні НВ можуть бути отримані експертним шляхом або добути із експериментальних даних. Для визначення НВ інтервального типу пропонується використовувати нейро-нечітку мережу, яка є ізоморфною нечіткій базі знань (БЗ), побудованій за допомогою інтервальних функцій належності.

Мета роботи. Запропонувати послідовний підхід для видобування нечітких відношень інтервального типу з експериментальних даних, який дозволить зменшити час на побудову нечіткої моделі та мінімізувати наслідки невизначеності через неточні вхідні дані.

Виклад основного матеріалу. Нехай навчальна вибірка задана у вигляді M пар експериментальних даних:

$$\langle \hat{X}_p, \hat{Y}_p \rangle, p = \overline{1, M}, \quad (1)$$

де $\hat{X}_p = (\hat{x}_1^p, \hat{x}_2^p, \dots, \hat{x}_n^p)$ – вектор значень вхідних змінних в експерименті номер p ;
 $\hat{Y}_p = (\hat{y}_1^p, \hat{y}_2^p, \dots, \hat{y}_m^p)$ – вектор значень вихідних змінних в експерименті номер p .

Необхідно перетворити експериментальні дані (1) на матрицю R НВ між причинами $D = (d_1, d_2, \dots, d_n)$ і наслідками $S = (s_1, s_2, \dots, s_m)$.

Визначимо причину $d_i, i = \overline{1, n}$, як деякий нечіткий терм, що описує вхідну змінну x_i та наслідок $s_j, j = \overline{1, m}$, як деякий нечіткий терм, що описує вихідну змінну y_j . З даних (1) можуть бути добути НВ інтервального типу:

$$\langle \hat{X}_p, \hat{Y}_p \rangle \rightarrow \tilde{R} \subset \tilde{D} \times \tilde{S}.$$

В загальному випадку зв'язок „причини (d_i) – наслідки (s_j)” можна представити у вигляді експертної матриці знань (табл. 1).

Цій матриці відповідає нечітка БЗ:

$$\text{ЯКЩО } x_1 = \tilde{d}_{11} \text{ I } x_2 = \tilde{d}_{20} \text{ I } \dots \text{ I } x_n = \tilde{d}_{n0} \text{ з вагою } w_{1j};$$

$$\text{АБО } x_1 = \tilde{d}_{10} \text{ I } x_2 = \tilde{d}_{21} \text{ I } \dots \text{ I } x_n = \tilde{d}_{n0} \text{ з вагою } w_{2j};$$

...

$$\text{АБО } x_1 = \tilde{d}_{10} \text{ I } x_2 = \tilde{d}_{20} \text{ I } \dots \text{ I } x_n = \tilde{d}_{n1} \text{ з вагою } w_{nj},$$

$$\text{ТО } y_j = \tilde{s}_j \text{ для всіх } j = \overline{1, m}, \quad (2)$$

де \tilde{d}_{i1} (\tilde{d}_{i0}) – нечіткий терм, що відповідає випадку, коли міра значимості причини d_i дорівнює 1 (0); $w_{ij} = [\underline{w}_{ij}, \overline{w}_{ij}] \subset [0, 1]$ – вага частини висловлювання з номером i .

Таблиця 1

Матриця знань для визначення НВ інтервального типу

ЯКЩО „входить”				ТО „виходи”						
x_1	x_2	...	x_n	y_1	Вага	y_2	Вага	...	y_m	Вага
\tilde{d}_{11}	\tilde{d}_{20}		\tilde{d}_{n0}	\tilde{s}_1	$[\underline{w}_{11}, \overline{w}_{11}]$	\tilde{s}_2	$[\underline{w}_{12}, \overline{w}_{12}]$...	\tilde{s}_m	$[\underline{w}_{1m}, \overline{w}_{1m}]$
\tilde{d}_{10}	\tilde{d}_{21}		\tilde{d}_{n0}		$[\underline{w}_{21}, \overline{w}_{21}]$		$[\underline{w}_{22}, \overline{w}_{22}]$			$[\underline{w}_{2m}, \overline{w}_{2m}]$
	
\tilde{d}_{10}	\tilde{d}_{20}		\tilde{d}_{n1}		$[\underline{w}_{n1}, \overline{w}_{n1}]$		$[\underline{w}_{n2}, \overline{w}_{n2}]$			$[\underline{w}_{nm}, \overline{w}_{nm}]$

Таким чином, задача видобування НВ з експериментальних даних може бути зведена до видобування нечітких правил ЯКЩО „причини” ТО „наслідки”. Оскільки зміст термів в нечітких БЗ (2) невідомий, то задача видобування НВ інтервального типу зводиться до видобування матриці параметрів, що представлена в табл. 2 [11].

Таблиця 2

Матриця параметрів правил ЯКЩО-ТО з інтервальними функціями належності

ЯКЩО „причини”			ТО „наслідки”		
			$(\underline{g}^{\tilde{s}_1}, \overline{g}^{\tilde{s}_1}, \tilde{n}^{\tilde{s}_1})$...	$(\underline{g}^{\tilde{s}_m}, \overline{g}^{\tilde{s}_m}, \tilde{n}^{\tilde{s}_m})$
$(\underline{g}^{\tilde{d}_{11}}, \overline{g}^{\tilde{d}_{11}}, \tilde{n}^{\tilde{d}_{11}})$...	$(\underline{g}^{\tilde{d}_{n0}}, \overline{g}^{\tilde{d}_{n0}}, \tilde{n}^{\tilde{d}_{n0}})$	$[\underline{w}_{11}, \overline{w}_{11}]$...	$[\underline{w}_{1m}, \overline{w}_{1m}]$
$(\underline{g}^{\tilde{d}_{10}}, \overline{g}^{\tilde{d}_{10}}, \tilde{n}^{\tilde{d}_{10}})$...	$(\underline{g}^{\tilde{d}_{n0}}, \overline{g}^{\tilde{d}_{n0}}, \tilde{n}^{\tilde{d}_{n0}})$	$[\underline{w}_{21}, \overline{w}_{21}]$...	$[\underline{w}_{2m}, \overline{w}_{2m}]$
...
$(\underline{g}^{\tilde{d}_{10}}, \overline{g}^{\tilde{d}_{10}}, \tilde{n}^{\tilde{d}_{10}})$...	$(\underline{g}^{\tilde{d}_{n1}}, \overline{g}^{\tilde{d}_{n1}}, \tilde{n}^{\tilde{d}_{n1}})$	$[\underline{w}_{n1}, \overline{w}_{n1}]$...	$[\underline{w}_{nm}, \overline{w}_{nm}]$

Задача побудови НВ інтервального типу може бути сформульована так. Нехай для побудови нечітких правил (2) використовуються інтервальні функції належності (ФН), а для моделювання неточності вхідних даних використовуються точні ФН. Тоді необхідно знайти: вектори параметрів функцій належності вхідних змінних до термів $\tilde{d}_{11(0)}$, $\tilde{d}_{21(0)}$, ..., $\tilde{d}_{n1(0)}$ –

$$P_{\tilde{D}} = \left(G_{\tilde{D}} = (\underline{g}^{\tilde{d}_{1(0)}}, \overline{g}^{\tilde{d}_{1(0)}}, \underline{g}^{\tilde{d}_{2(0)}}, \overline{g}^{\tilde{d}_{2(0)}}, \dots, \underline{g}^{\tilde{d}_{n1(0)}}, \overline{g}^{\tilde{d}_{n1(0)}}), C_{\tilde{D}} = (c^{\tilde{d}_{1(0)}}, c^{\tilde{d}_{2(0)}}, \dots, c^{\tilde{d}_{n1(0)}}) \right); \quad \text{вектори}$$

параметрів ФН вихідних змінних до термів наслідків $\tilde{s}_1, \tilde{s}_2, \dots, \tilde{s}_m$ –

$$P_{\tilde{S}} = \left(G_{\tilde{S}} = (\underline{g}^{\tilde{s}_1}, \overline{g}^{\tilde{s}_1}, \underline{g}^{\tilde{s}_2}, \overline{g}^{\tilde{s}_2}, \dots, \underline{g}^{\tilde{s}_m}, \overline{g}^{\tilde{s}_m}), C_{\tilde{S}} = (c^{\tilde{s}_1}, c^{\tilde{s}_2}, \dots, c^{\tilde{s}_m}) \right); \quad \text{вектори параметрів концентрації}$$

ФН, що моделюють неточність вхідних даних – $C_X = (c_1^*, c_2^*, \dots, c_n^*)$ та вектор ваг правил в нечіткій базі знань (2) – $W_{\tilde{R}} = ((\underline{w}_{11}, \overline{w}_{11}, \dots, \underline{w}_{n1}, \overline{w}_{n1}), \dots, (\underline{w}_{1m}, \overline{w}_{1m}, \dots, \underline{w}_{nm}, \overline{w}_{nm}))$, які забезпечують мінімальну відстань між теоретичними і експериментальними виходами об'єкта:

$$\sum_{p=1}^M \left[\sum_{j=1}^m [f_j(\hat{X}_p, C_X, P_{\tilde{D}}, P_{\tilde{S}}, W_{\tilde{R}}) - \hat{y}_j^p]^2 \right] = \min_{C_X, P_{\tilde{D}}, P_{\tilde{S}}, W_{\tilde{R}}} \quad (3)$$

В статті для побудови НВ інтервального типу пропонується використовувати послідовний підхід. Суть цього підходу полягає в тому, що побудова таких НВ здійснюється не з нуля, а використовує результати побудови НВ I типу. Для побудови НВ інтервального типу в даному випадку пропонується використовувати нейро-мережевий підхід. Етапи побудови НВ II типу приведені в табл. 3. В таблиці 3 перші три рядки відповідають етапам побудови НВ I типу для точних функцій належності [12]. При побудові НВ II типу для інтервальних ФН та точних вхідних даних до вектора параметрів додаються вектори нижніх та верхніх границь координат максимуму функцій належності $\underline{G}_{\tilde{D}}, \overline{G}_{\tilde{D}}, \underline{G}_{\tilde{S}}, \overline{G}_{\tilde{S}}$ та нижніх і верхніх границь ваг нечітких правил $\underline{W}_R, \overline{W}_R$. Параметри концентрації функцій належності $C_{\tilde{D}}$ та $C_{\tilde{S}}$ залишаються без змін. У випадку наявності вхідних даних з відомим середнім відхиленням до вектора керувальних змінних додається вектор параметрів концентрації функцій належності, що моделює неточність вхідних даних C_X . Тому на останньому етапі шляхом нейронної підстройки здійснюється уточнення розв'язку задачі (3) на базі отриманого раніше розв'язку.

Таблиця 3

Етапи видобування НВ інтервального типу

Модель		Параметри навчання			Кількість параметрів навчання	Метод
		Вхідні змінні	Вихідні змінні	Нечіткі відношення		
Точні ФН	Точні вхідні дані	G_D	G_S	W_R	$2n + nm + m$	Генетичний алгоритм
		G_D, C_D	G_S, C_S	W_R	$4n + nm + 2m$	
	Неточні вхідні дані	G_D, C_D, C_X	G_S, C_S	W_R	$5n + nm + 2m$	
ФН інтервального типу	Точні вхідні дані	$\underline{G}_{\tilde{D}}, \overline{G}_{\tilde{D}}, C_{\tilde{D}}$	$\underline{G}_{\tilde{S}}, \overline{G}_{\tilde{S}}, C_{\tilde{S}}$	$\underline{W}_R, \overline{W}_R$	$6n + nm + 3m$	Нейронна мережа
	Неточні вхідні дані	$\underline{G}_{\tilde{D}}, \overline{G}_{\tilde{D}}, C_{\tilde{D}}, C_X$	$\underline{G}_{\tilde{S}}, \overline{G}_{\tilde{S}}, C_{\tilde{S}}$	$\underline{W}_R, \overline{W}_R$	$7n + nm + 3m$	

На рис. 1 представлена структура нейро-нечіткої мережі інтервального типу, ізоморфної БЗ (2). Зміст вузлів показаний в табл. 4.

З рис. 1 видно, що нейро-нечітка мережа II типу складається з нижнього і верхнього фрагментів, що використовують нижні і верхні функції належності I типу, відповідно. Вона має шість шарів: шар 1 – входи об'єкта; шар 2 – нечіткі терми, що використовуються в БЗ (2); шар 3 – рядки-кон'юнкції нечіткої БЗ (2); шар 4 – правила, що об'єднуються в класи s_j ; шар 5 – пониження типу, тобто перехід від вихідної нечіткої множини II типу до інтервальної нечіткої множини I типу; шар 6 – дефазифікація інтервальної нечіткої множини I типу.

Число вузлів в нейро-нечіткій мережі визначається так: шар 1 – за кількістю входів об'єкта; шар 2 – за кількістю нечітких термів в БЗ (2); шар 3 – за кількістю рядків-кон'юнкцій в БЗ (2); шари 4, 5 та 6 – за кількістю виходів об'єкта. Кількість вузлів в шарах 2, 3, 4, 5 подвоюється, оскільки нейро-нечітка мережа II типу складається з двох частин, що відповідають верхній і нижній мережам I типу і визначають верхню і нижню границі ступеня належності вихідної нечіткої множини.

Дуги графа на рис. 1 зважені таким чином: нижніми і верхніми функціями належності входів до нечітких термів причин – дуги між 2-м і 3-м шарами; нижніми і верхніми границями ваг правил (НВ) – дуги між 3-м і 4-м шарами; нижніми і верхніми функціями належності виходів до нечітких термів наслідків – дуги між 4-м і 5-м шарами.

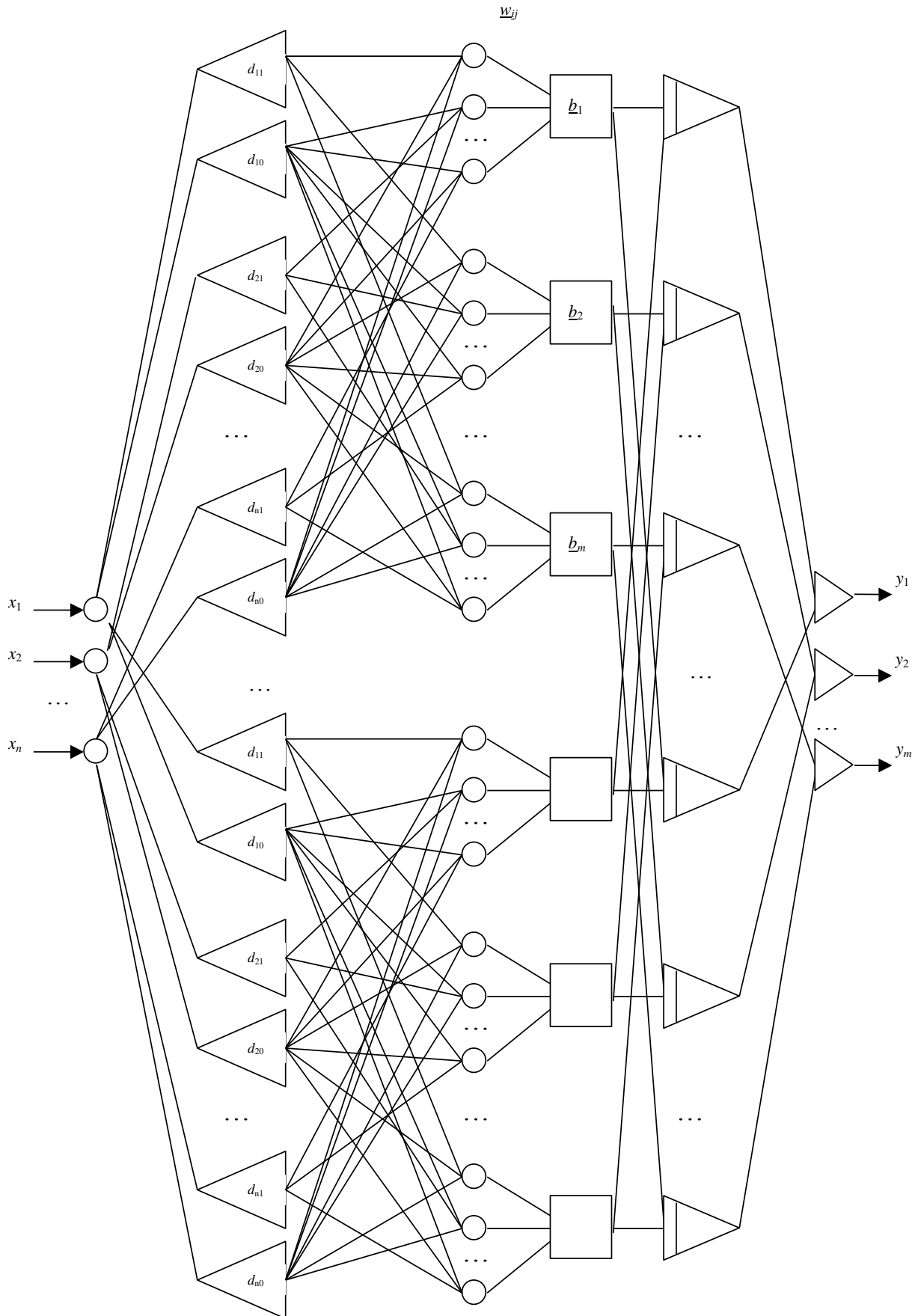

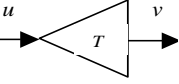
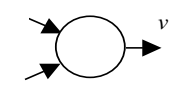
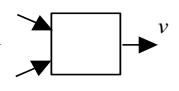
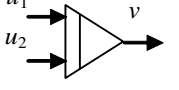
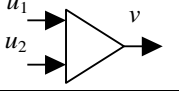


Рис. 1 Структура нейро-нечіткої мережі інтервального типу

Елементи нейро-нечіткої мережі інтервального типу

Вузол	Назва	Функція	
	Вхід	$v = u$	
	Нечіткий терм	$v = \mu^T(u)$ $v = \sup[\min(\mu^*(u), \mu^T(u))]$	
	Нечітке правило	$v = \prod_{i=1}^l u_i$	
	Клас правил	$v = \mu^{S_j} \sum_{i=1}^l u_i$	
	Пониження типу	для лівої границі	для правої границі
		$v = \frac{\sum_{k=1}^N y_j^k h_k^l}{\sum_{k=1}^{L(X)} u_1 + \sum_{k=L(X)+1}^N u_2}$ $h_k^l = \begin{cases} u_2, & \text{якщо } k \leq L(X) \\ u_1, & \text{якщо } k > L(X) \end{cases}$	$v = \frac{\sum_{k=1}^N y_j^k h_k^r}{\sum_{k=1}^{R(X)} u_1 + \sum_{k=R(X)+1}^N u_2}$ $h_k^r = \begin{cases} u_2, & \text{якщо } k \leq R(X) \\ u_1, & \text{якщо } k > R(X) \end{cases}$
	Дефазифікація	$v = \frac{u_1 + u_2}{2}$	

Суть навчання нейро-нечіткої мережі інтервального типу полягає в підборі таких ваг дуг (параметрів нижніх і верхніх ФН вхідних (вихідних) змінних та нижніх і верхніх границь ваг правил), які мінімізують різницю між теоретичними і експериментальними виходами об'єкта. Розглянемо задачу (3). В цьому випадку для навчання параметрів моделі F використовується система рекурентних співвідношень:

$$\underline{g}^{\tilde{d}_{il(0)}}(t+1) = \underline{g}^{\tilde{d}_{il(0)}}(t) - \eta_g \frac{\partial E_t}{\partial \underline{g}^{\tilde{d}_{il(0)}}(t)}; \quad \bar{g}^{\tilde{d}_{il(0)}}(t+1) = \bar{g}^{\tilde{d}_{il(0)}}(t) - \eta_g \frac{\partial E_t}{\partial \bar{g}^{\tilde{d}_{il(0)}}(t)};$$

$$c^{\tilde{d}_{il(0)}}(t+1) = c^{\tilde{d}_{il(0)}}(t) - \eta_c \frac{\partial E_t}{\partial c^{\tilde{d}_{il(0)}}(t)};$$

$$\underline{g}^{S_j}(t+1) = \underline{g}^{S_j}(t) - \eta_g \frac{\partial E_t}{\partial \underline{g}^{S_j}(t)}; \quad \bar{g}^{S_j}(t+1) = \bar{g}^{S_j}(t) - \eta_g \frac{\partial E_t}{\partial \bar{g}^{S_j}(t)};$$

$$c^{S_j}(t+1) = c^{S_j}(t) - \eta_c \frac{\partial E_t}{\partial c^{S_j}(t)};$$

$$\underline{w}_{ij}(t+1) = \underline{w}_{ij}(t) - \eta_w \frac{\partial E_t}{\partial \underline{w}_{ij}(t)}; \quad \bar{w}_{ij}(t+1) = \bar{w}_{ij}(t) - \eta_w \frac{\partial E_t}{\partial \bar{w}_{ij}(t)};$$

$$c_i^*(t+1) = c_i^*(t) - \eta \frac{\partial E_t}{\partial c_i^*(t)}, \quad (4)$$

які мінімізують критерій

$$E_t = \frac{1}{2} \left(f_j(t) - \hat{y}_j(t) \right)^2,$$

де $f_j(t)$, $\hat{y}_j(t)$ – теоретичний і експериментальний виходи об'єкта діагностики на t -ому кроці навчання; $\underline{g}^{\tilde{d}_i}(t)$, $\bar{g}^{\tilde{d}_i}(t)$, $c^{\tilde{d}_i}(t)$, $\underline{g}^{\tilde{s}_j}(t)$, $\bar{g}^{\tilde{s}_j}(t)$, $c^{\tilde{s}_j}(t)$ – параметри функцій належності вхідних і вихідних змінних на t -ому кроці навчання; $\underline{w}_{ij}(t)$, $\bar{w}_{ij}(t)$ – нижня і верхня границі ваг правил на t -ому кроці навчання; $c_i^*(t)$ – параметр концентрації функцій належності вхідних змінних на t -ому кроці навчання; η_g , η_c , η_w – параметри навчання.

Аналогічно правилу „back-propagation”, алгоритм навчання нейро-нечіткої мережі інтервального типу складається з двох фаз. На першій фазі обчислюються модельні значення виходів об'єкта (f_1, f_2, \dots, f_m), що відповідають заданій архітектурі мережі. На другій фазі обчислюється значення нев'язки (E_t) і перераховуються ваги міжнейронних зв'язків (4).

Розглянемо результати комп'ютерного експерименту, спрямованого на перевірку можливості видобування нечітких відношень інтервального типу з експериментальних даних за допомогою запропонованої нейро-нечіткої мережі та мінімізації наслідків невизначеності.

Нехай експериментальні дані про об'єкт генерувались моделлю:

$$y = f(x) = e^{-\frac{x}{4}} \cdot \sin\left(\frac{\pi}{2}x\right), \quad x \in [0; 10], \quad y \in [-0,47; 0,59],$$

яка представлена на рис. 2.

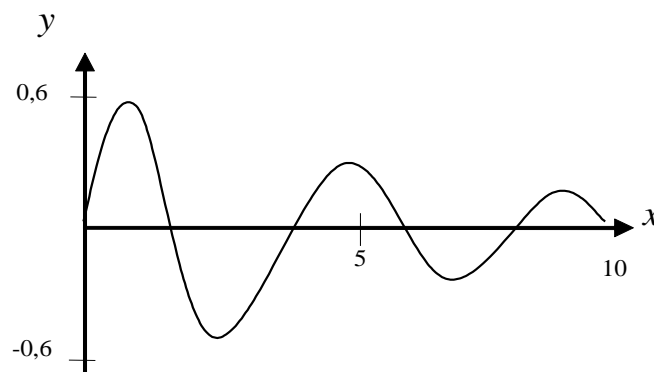


Рис. 2 Модель-еталон

В результаті розв'язання задачі оптимізації (3) при неточних вхідних даних (використовувались відомі для даної моделі нечіткі відношення I типу [13]) були отримані інтервальні нечіткі відношення, які наведені в таблицях 5 та 6. Значення в чисельнику відповідають вагам правил, які отримані у випадку нейронної підстройки розв'язку при точних вхідних даних, значення в знаменнику – у випадку нейронної підстройки розв'язку при неточних вхідних даних.

Таблиця 5

Матриця нижніх границь ваг нечітких правил ЯКЦО-ТО

ЯКЦО „причини”	ТО „наслідки”			
	s_1	s_2	s_3	s_4
d_1	0,0/0,1	0,8/0,8	0,2/0,2	0,0/0,0
d_2	0,9/0,8	0,2/0,2	0,0/0,1	0,0/0,1
d_3	0,0/0,0	0,3/0,4	0,0/0,0	0,1/0,2
d_4	0,0/0,1	0,8/0,8	0,0/0,0	0,1/0,2

Матриця верхніх границь ваг нечітких правил ЯКЦО-ТО

ЯКЦО „причини”	ТО „наслідки”			
	s_1	s_2	s_3	s_4
d_1	0,4/0,3	1,0/1,0	0,5/0,4	0,3/0,2
d_2	1,0/1,0	0,5/0,4	0,3/0,2	0,3/0,2
d_3	0,3/0,2	0,6/0,5	0,3/0,2	0,3/0,2
d_4	0,3/0,2	1,0/1,0	0,3/0,2	0,3/0,2

Матриці нечітких відношень, що представлені в табл. 5 та 6 забезпечують апроксимацію об'єкта, яка показана на рис. 3. Показники ефективності методів видобування нечітких відношень з експериментальних даних наведені в табл. 7 (значення показників для точних ФН отримані в [13]). Значення критерію оптимізації (3), після нейронної підстройки нечітких відношень II типу, становить 10,34, що на 30 % менші порівняно з моделлю, яка використовує точні функції належності. Використання функцій належності, що моделюють неточність вхідних даних дозволило незначно покращити критерій оптимізації до показника – 9,28.

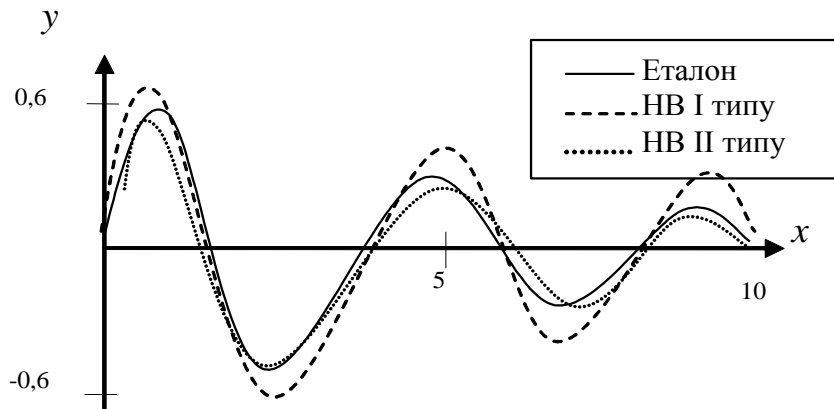


Рис. 3 Апроксимація нечіткими відношеннями при неточних вхідних даних

В результаті експерименту встановлено, що використання функцій належності інтервального типу при видобуванні нечітких правил ЯКЦО-ТО з неточних даних, дозволило покращити точність апроксимації порівняно з моделлю на базі нечітких відношень I типу. Це дозволяє зробити висновок, що нечіткі відношення II типу (інтервальні) здатні моделювати і мінімізувати наслідки невизначеності, пов'язаної з неточністю вхідних даних.

Таблиця 7

Показники ефективності методів видобування нечітких відношень

Показники ефективності		Генетичний алгоритм	Нейронна мережа			
			Точні ФН		Інтервальні ФН	
Критерій оптимізації	Точні дані	22,53	5,74	-	-	-
	$\sigma_x = \pm 5\%$	24,8	15,04	12,54	10,34	9,28
Час		22 хв.	2 хв.	1 хв.	2 хв.	1 хв.
Кількість ітерацій		10000	350	100	350	100

Висновок. Таким чином, для видобування нечітких відношень інтервального типу з експериментальних даних пропонується послідовний підхід, який передбачає видобування інтервальних НВ на базі отриманих точних НВ.

При цьому точні НВ можуть бути отримані експертним шляхом або добути із експериментальних даних. Для визначення НВ інтервального типу пропонується використовувати нейро-нечітку мережу, яка є ізоморфною нечіткій базі знань, побудованій за допомогою інтервальних функцій належності.

Результати експерименту доводять, що використання нечітких відношень і функцій належності інтервального типу дозволяють мінімізувати наслідки невизначеності через неточні вхідні дані.

При цьому точність апроксимації значно покращилась порівняно з показниками, що забезпечуються НВ I типу за умови неточних вхідних даних.

Напрямом подальших досліджень є розгляд можливості підвищення точності нечіткої моделі діагностики шляхом використання відомих методів тонкої настройки.

ЛІТЕРАТУРА

1. Тоценко В.Г. Експертні системи діагностики і підтримки рішення. – К: Наукова думка, 2004. – 124 с.
2. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и её применение к принятию приближенных решений. – М.: Мир, 1976. – 167 с.
3. Rotshtein A., Posner M., Rakytyanska H. Cause and Effect Analysis by Fuzzy Relational Equations and a Genetic Algorithm // Reliability Engineering and System Safety. Special Issue. Elsevier. – 2008.
4. Stamou G.B., Tzafestas S.G. Neural fuzzy relational systems with a new learning algorithm // Mathematics and Computers in Simulation. – 2011. – Vol. 51 (3 – 4). – Pp. 301 – 314.
5. Mordeson J.N., Malik D.S., Cheng S.C. Fuzzy Mathematics in Medicine. – Phisica – Verlag Heidelberg. – 2000. – 257 p.
6. Nauck D., Klawonn F., Kruse R. Foundation of Neuro-Fuzzy Systems. – John Willey & Sons. – 1997. – 305 p.
7. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети. – Винница: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 1999. – 320 с.
8. Митюшкин Ю.И., Мокин Б.И., Ротштейн А.П. Soft Computing: идентификация закономерностей нечеткими базами знаний / МОН Украины. – Винница: УНІВЕРСУМ-Вінниця – 2002. – 145 с.
9. Zhong N., Dong J., Liu Ch., Ohsuga S. A hybrid model for rule discovery in data // Knowledge Based Systems. – 2009. – Vol. 14(7). – Pp. 397 – 412.
10. Самойлов І.В. Експертний метод побудови нечітких відношень на базі парних порівнянь для систем діагностики // Збірник наукових праць ВІТІ ДУТ. – 2014. – № 1. – С. 74 – 78.
11. Ротштейн А.П., Митюшкин Ю.И. Извлечение нечетких баз знаний из экспериментальных данных с помощью генетических алгоритмов // Кибернетика и системный анализ. – 2001. – № 4. – С. 45 – 53.
12. Ротштейн А.П., Ракитянская А.Б. Идентификация нелинейных зависимостей нечеткими базами знаний с генетико-нейронной настройкой // Известия РАН. Теория и системы управления. – Москва, Наука. – 2005. – № 1. – С. 110 – 117.
13. Самойлов І.В. Шевченко А.С., Артюх С.Г. Метод побудови нечітких відношень „причини-наслідки” із правил якщо-то для розв’язання задач діагностики // Збірник наукових праць ВІТІ – 2016. – № 1. – С. 103 – 109.