

УДК 004.89

Л.М. Добровська, І.А. Добровська

УНІВЕРСАЛЬНА АПРОКСИМАЦІЯ ФУНКЦІЙ НА ОСНОВІ АЛГОРИТМУ СУГЕНО ДЛЯ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ МЕДИЧНОЇ ДІАГНОСТИКИ

Вступ

Необхідність обробки великих обсягів інформації, пов'язаної з розв'язанням неформалізованих і погано формалізованих задач різної природи, потребує розвитку нових наукових напрямків, серед яких важливу роль відіграють методи аналізу даних. До таких задач належить задача класифікації (розпізнавання) медико-біологічних об'єктів, зокрема задача медичної діагностики.

Задача медичної діагностики є задачею класифікації, яку в основному розв'язують у два етапи:

- перший етап – це режим навчання, коли виокремлюється навчальна вибірка, що містить у собі об'єкти, для яких відомі значення змінних, і на основі якої будується модель визначення функції класифікації (при цьому найбільш поширеними моделями є правила, дерева рішень, кластери і математичні функції);
- другий етап – режим класифікації, коли побудована модель застосовується до об'єктів дослідження.

Відповідність моделі на основі нечітких баз знань експериментальним даним визначається якістю функцій належності, за допомогою яких лінгвістичні оцінки перетворюються в числову форму. Зазвичай функції належності визначаються експертами [1], а тому ефективність нечіткої моделі цілком залежить від їх кваліфікації. Отже, важливим є питання автоматизації процесу формування нечітких моделей баз правил.

Серед сучасних підходів до розв'язання задачі медичної діагностики з використанням нечіткої логіки можна виділити методи, які ґрунтуються на налаштуванні нечітких моделей баз правил пошуком параметрів, що мінімізують похибку між бажаним і реальним значеннями результату виведення ([2]). Але даний підхід є громіздким, оскільки передбачає застосування методів оптимізації.

Отже, в наш час актуальною залишається проблема розробки інструментарію і точних методів класифікації медико-біологічних об'єктів.

Проблему розв'язання задачі медичної діагностики з використанням методів нечіткої логіки досліджують О.П. Ротштейн [1–3], Г.Ш. Тамасян, В.М. Іголкін [4] та інші науковці.

Постановка задачі

Метою даної статті є розробка нового і простого щодо реалізації підходу до розв'язання задачі медичної діагностики з використанням систем нечіткого виведення (СНВ) на основі побудови моделі класифікації.

Попередні відомості

Наприкінці ХХ ст. було показано [5], що СНВ на основі алгоритму Мамдані є універсальними апроксиматорами, якщо:

- 1) ці системи застосовують правила вигляду

ПРАВИЛО $\langle j \rangle$: ЯКЩО “ $x_1 = \bar{A}_j$ ” І “ $x_2 = \bar{B}_j$ ”

ТО “ $d = \bar{C}_j$ ”, $j = 1, \dots, p$,

де \bar{A}_j , \bar{B}_j , \bar{C}_j – лінгвістичні оцінки параметрів x_1 , x_2 , d , описані відповідними симетричними трикутними функціями належності з центрами в точках a_j , b_j , c_j :

$$\mu_{\bar{A}_j}(x_1) = \begin{cases} \frac{1 - |a_j - x_1|}{\alpha_j}, & \text{якщо } |a_j - x_1| \leq \alpha_j, \\ 0, & \text{в іншому випадку,} \end{cases}$$

$$\mu_{\bar{B}_j}(x_2) = \begin{cases} \frac{1 - |b_j - x_2|}{\beta_j}, & \text{якщо } |b_j - x_2| \leq \beta_j, \\ 0, & \text{в іншому випадку,} \end{cases}$$

$$\mu_{\bar{C}_j}(d) = \begin{cases} \frac{1 - |c_j - d|}{\gamma_j}, & \text{якщо } |c_j - d| \leq \gamma_j, \\ 0, & \text{в іншому випадку;} \end{cases}$$

- 2) для даних систем визначені операція мінок'юнкції, операція імплікації у формі Мамдані та центроїдний метод зведення до чіткості.

Також було доведено таку теорему: для будь-якої дійсної неперервної функції $g(x)$, за-

даної на компактї U , і для довільного $\varepsilon > 0$ існує СНВ, яка формує вихідну функцію $f(x)$, причому $\sup_{x \in U} \|g(x) - f(x)\| \leq \varepsilon$.

В.В. Круглов виконав порівняльний аналіз СНВ на основі алгоритмів Мамдані і Сугено, розглядаючи лише функції належності Гаусса, і зробив висновок [5], що за однакових умов похибка апроксимації при використанні алгоритму Сугено менша за похибку при використанні алгоритму Мамдані, алгоритм Сугено, з обчислювальної точки зору, є більш ефективним, ніж алгоритм Мамдані (його виконання потребує менше часу).

Саме зазначені факти взято за основу нашого дослідження.

Математична постановка задачі

Розглянемо відображення $y = f(x_1, \dots, x_n)$.

Визначимо початкові (експериментальні) дані таким чином: множина вхідних параметрів $X = \{x_i, i = 1, \dots, n\}$, де x_i – змінні, які набувають числових значень, тобто $x_i \in [\underline{x}_i, \bar{x}_i]$; вихідний параметр $y \in [\underline{y}_j, \bar{y}_j]$, $j = 1, \dots, m$.

При використанні вхідних параметрів, які набувають якісних значень, можна застосувати метод перекодування цих параметрів у числову форму [6].

Необхідно за заданим вектором значень вхідних параметрів $x^* = (x_1^*, \dots, x_n^*)$ визначити розв'язок y . Знаходження дискретних значень $D = \{d_1, \dots, d_m\}$ вихідного параметра y за заданим вектором значень вхідних параметрів x^* і матрицею знань дає можливість ідентифікувати об'єкт $y = f(x_1^*, \dots, x_n^*)$ з дискретним виходом.

Інструментарій розв'язання задачі

Сформульовану задачу розв'язуватимемо експериментально.

Нехай під час режиму навчання експериментальні дані вводяться в систему у вигляді бази даних – матриці (табл. 1) векторів ознак. Розмір цієї матриці становитиме $(n+1) \times N$, де $(n+1)$ – кількість стовпчиків, $N = k_1 + \dots + k_m$ – кількість рядків.

Перші n стовпчиків матриці відповідають вхідним параметрам x_i , $i = 1, \dots, n$, а $(n+1)$ -й

Таблиця 1. Вибірка експериментальних даних

| Номер вхідної комбінації значень | Вхідні параметри | | | Вихідний параметр y |
|----------------------------------|------------------|-----|--------------|-----------------------|
| | x_1 | ... | x_n | |
| 11 | x_1^{11} | | x_n^{11} | d_1 |
| ... | ... | ... | ... | |
| $1k_1$ | $x_1^{1k_1}$ | | $x_n^{1k_1}$ | |
| ... | ... | ... | ... | ... |
| m_1 | $x_1^{m_1}$ | | $x_n^{m_1}$ | d_m |
| ... | ... | ... | ... | |
| mk_m | $x_1^{mk_m}$ | | $x_n^{mk_m}$ | |

стовпчик – значенням $d_j (j = 1, \dots, m)$ вихідного параметра y . Перші k_1 рядків відповідають значенню d_1 , наступні k_2 рядків – значенню d_2, \dots , останні k_m рядків – значенню d_m .

Зупинимось детальніше на процедурі формування матриці знань.

Матриця знань – це таблиця даних (табл. 2), сформована за відповідними правилами.

Таблиця 2. Матриця знань для СНВ на основі алгоритму Мамдані (Сугено)

| Номер вхідної комбінації значень | Вхідні параметри | | | Вихідний параметр y |
|----------------------------------|------------------|-----|--------------|-----------------------|
| | x_1 | ... | x_n | |
| 11 | a_1^{11} | | a_n^{11} | $d_1 (1)$ |
| ... | ... | ... | ... | |
| $1k_1$ | $a_1^{1k_1}$ | | $a_n^{1k_1}$ | |
| ... | ... | ... | ... | ... |
| m_1 | $a_1^{m_1}$ | | $a_n^{m_1}$ | $d_m (m)$ |
| ... | ... | ... | ... | |
| mk_m | $a_1^{mk_m}$ | | $a_n^{mk_m}$ | |

1. Розмір матриці становить $(n+1) \times N$, де $(n+1)$ – кількість стовпчиків, $N = k_1 + \dots + k_m$ – кількість рядків.

2. Перші n стовпчиків матриці відповідають вхідним параметрам $x_i \in [\underline{x}_i, \bar{x}_i]$, $i = 1, \dots, n$, а $(n+1)$ -й стовпчик – значенням $d_j (j = 1, \dots, m)$ вихідного параметра y .

3. В СНВ на основі алгоритму Мамдані перші k_1 рядків відповідають значенню d_1 , наступ-

ні k_2 рядків – значенню d_2, \dots , останні k_m рядків – значенню d_m , елемент $d_j (j = 1, \dots, m)$ відповідає лінгвістичній оцінці параметра y і описується відповідною симетричною трикутною функцією належності з центром у точці j за формулою:

$$\mu_{d_j}(y) = \begin{cases} 1 - |j - y|, & \text{якщо } (j - 1) \leq y \leq (j + 1), \\ 0, & \text{в іншому випадку.} \end{cases}$$

В СНВ на основі алгоритму Сугено перші k_1 рядків відповідають значенню $y = 1$, наступні k_2 рядків – значенню $y = 2, \dots$, останні k_m рядків – значенню $y = m$.

4. Елемент a_i^{jp} , який міститься на перетині i -го стовпчика та jp -го рядка, відповідає лінгвістичній оцінці параметра x_i і описаний відповідною симетричною трикутною функцією належності з центром у точці x_i^{jp} :

$$\mu_{a_i^{jp}}(x_i) = \begin{cases} \frac{1 - |a_i^{jp} - x_i|}{\lambda_i^j}, & \text{якщо } |a_i^{jp} - x_i| \leq \lambda_i^j, \\ 0, & \text{в іншому випадку,} \end{cases}$$

$$i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m; p = 1, \dots, k_j.$$

Одержана таким чином матриця знань визначає таку базу знань із кількістю правил N в СНВ на основі алгоритму Мамдані (Сугено):

ЯКЩО $(x_1 = a_1^{11}) \text{ I } \dots \text{ I } (x_n = a_n^{11})$ ТО $y = d_1$ ($y = 1$) з вагою α_{11} ,

...

ЯКЩО $(x_1 = a_1^{1k_1}) \text{ I } \dots \text{ I } (x_n = a_n^{1k_1})$ ТО $y = d_1$ ($y = 1$) з вагою α_{1k_1} ,

...

ЯКЩО $(x_1 = a_1^{m1}) \text{ I } \dots \text{ I } (x_n = a_n^{m1})$ ТО $y = d_m$ ($y = m$) з вагою α_{m1} ,

...

ЯКЩО $(x_1 = a_1^{mk_m}) \text{ I } \dots \text{ I } (x_n = a_n^{mk_m})$ ТО $y = d_m$ ($y = m$) з вагою α_{mk_m} .

Тут a_i^{jp} – лінгвістична оцінка вхідного параметра x_i в p -му рядку j -ї диз'юнкції, яка вибирається з відповідної терм-множини; $d_j (j = 1, \dots, m)$ – лінгвістична оцінка вихідного параметра y , яка

визначається з терм-множини D ; k_j – кількість правил, які визначають значення вихідного параметра $y = d_j$; $\alpha_{jp} \in (0, 1]$, $p = 1, \dots, k_j, j = 1, \dots, m$.

СНВ на основі алгоритмів Мамдані і Сугено під час реалізації режиму класифікації (розпізнавання) дають змогу за заданим вектором значень вхідних параметрів $x^* = (x_1^*, \dots, x_n^*)$ визначити розв'язок y .

При реалізації даного підходу було виконано ряд дій.

1. Формування бази даних ознак відомих об'єктів.

2. Визначення вхідних і вихідних лінгвістичних змінних із використанням симетричної трикутної функції належності (при цьому на множині значень ознак об'єктів певного класу формується відповідна множина термів, які охоплюють всю цю множину).

3. Формування нечіткої бази правил: при введенні даних про нові об'єкти додаємо їх до бази даних (це передбачає збільшення кількості правил) та переходимо до п. 2.

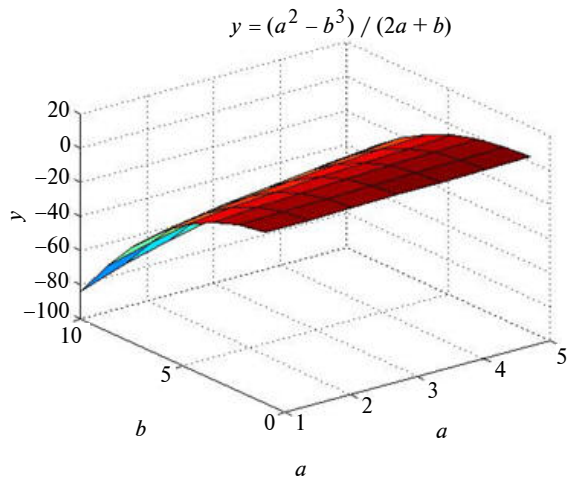
4. Оптимізація нечіткої бази правил корекцією коефіцієнта ваги a_{jp} ($p = 1, \dots, k_j, j = 1, \dots, m$), який набуває найбільшого значення 1 при застосуванні в правилі найбільш інформативних параметрів об'єктів.

5. Визначення розв'язку y за заданим вектором значень вхідних параметрів $x^* = (x_1^*, \dots, x_n^*)$.

Обґрунтування і експериментальне дослідження

Завдання класифікації на основі нечіткого логічного виводу полягає у визначенні відображення вигляду $x = (x_1, \dots, x_n) \rightarrow y \in (d_1, \dots, d_m)$.

Перший етап дослідження був спрямований на вивчення можливостей СНВ на основі алгоритмів Мамдані і Сугено апроксимувати неперервні функціонали. Ми розглянули нелінійні неперервні функціонали від однієї [5], двох, трьох, чотирьох і п'яти змінних, але можна розглядати і функціонали від більшої кількості змінних. Результат дослідження можливостей апроксимації функціоналів від двох змінних за допомогою СНВ на основі алгоритму Мамдані зображено на рис. 1, на основі алгоритму Сугено – на рис. 2.



Апроксимаційна функція

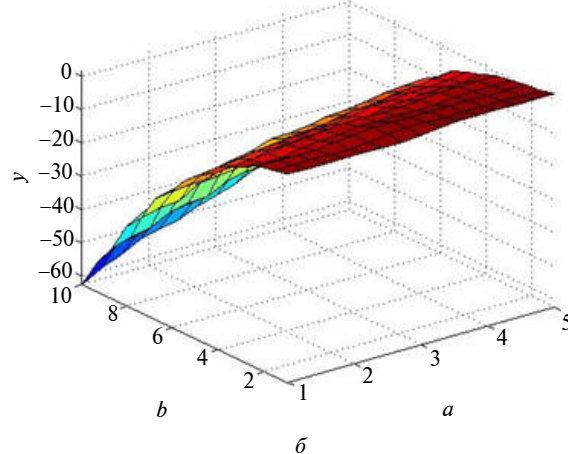
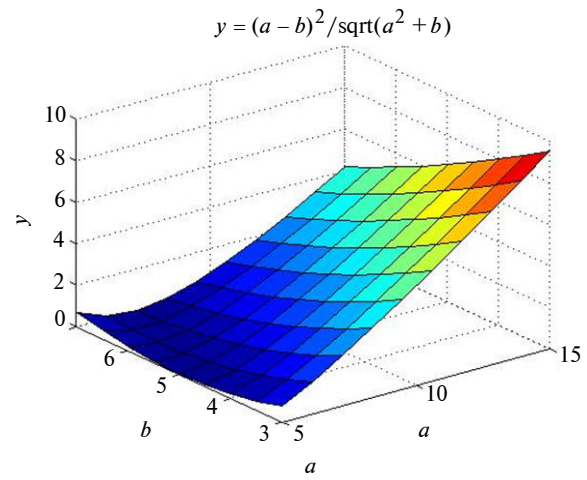


Рис. 1. Графік функції $y = \frac{a^2 - b^3}{2a + b}$ (a) і результат її апроксимації (б) за допомогою СНВ на основі алгоритму Мамдані



Апроксимаційна функція

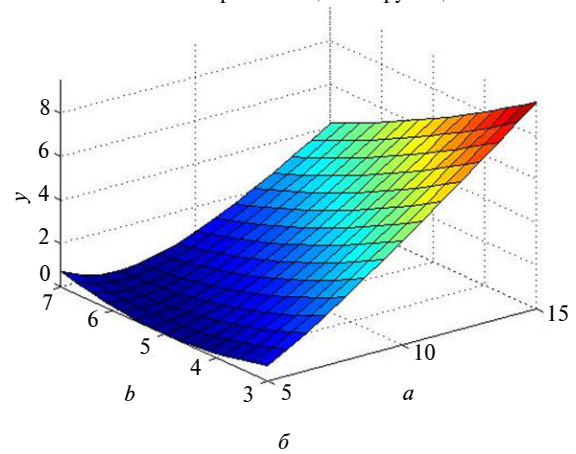


Рис. 2. Графік функції $y = \frac{(a - b)^2}{\sqrt{a^2 + b}}$ (a) і результат її апроксимації (б) за допомогою СНВ на основі алгоритму Сугено

На рис. 3 зображено графіки симетричних трикутних функцій належності, які відповідають розглянутим СНВ.

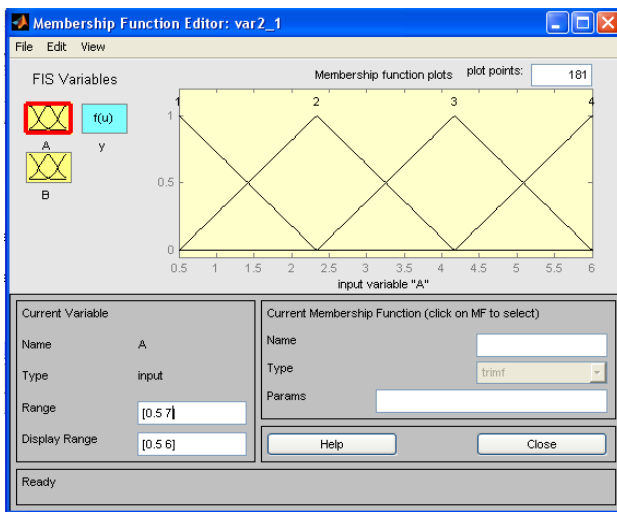
Під час проведеного експерименту було встановлено, що СНВ на основі алгоритму Сугено краще розв'язує задачі апроксимації неперервних функціоналів, оскільки для СНВ на основі алгоритму Мамдані мінімальне значення середньої абсолютної нев'язки досягає деякого значення, після якого збільшення кількості термів (точок апроксимації) вхідних лінгвістичних змінних призводить до погіршення результату апроксимації (див. табл. 3), а для СНВ на основі алгоритму Сугено значення середньої абсолютної нев'язки при збільшенні кількості термів вхідних лінгвістичних змінних весь час зменшується (див. табл. 4).

Для СНВ на основі алгоритму Мамдані було обчислено середню абсолютну нев'язку для таких методів дефазифікації: центра ваги для дискретної множини значень функції належності (centroid); центра площини (bisector); правого модального значення (lom); лівого модального значення (som); середнього максимуму, який видає коректний результат тільки у випадку унімодальної нечіткої множини (mom).

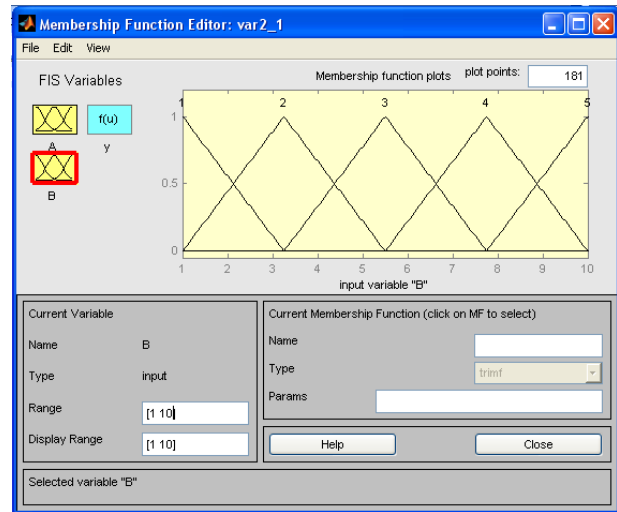
Під час нашого дослідження розглядалися СНВ, для яких були визначені такі операції:

1) для СНВ на основі алгоритму Мамдані – min-кон'юнкція, max-диз'юнкція, імплікація у формі Мамдані та всі можливі методи дефазифікації;

2) для СНВ на основі алгоритму Сугено – кон'юнкція у вигляді алгебричного добутку,



а



б

Рис. 3. Графіки функцій належності вхідних лінгвістичних змінних (а, б)

Таблиця 3. Результати апроксимації функції $y = \frac{x_1^2 - x_2^3}{2x_1 + x_2}$ за допомогою СНВ на основі алгоритму Мамдані

| № випадку | КТ x_1 | ДЗ x_1 | КТ x_2 | ДЗ x_2 | Значення похибки апроксимації за методами дефазифікації | | | | |
|-----------|----------|----------|----------|-----------|---|----------|--------|--------|--------|
| | | | | | centroid | bisector | lom | som | mom |
| 1 | 3 | [0,5; 7] | 4 | [1,0; 10] | 2,1770 | 1,9059 | 3,1050 | 3,6237 | 2,6510 |
| 2 | 10 | [0,5; 7] | 20 | [1,0; 10] | 0,3921 | 0,4448 | 0,6018 | 0,6018 | 0,6018 |
| 3 | 25 | [0,5; 5] | 25 | [1,0; 6] | 0,9647 | 1,0146 | 1,0146 | 1,0146 | 1,0146 |

диз'юнкція (ймовірнісне АБО), агрегування умов нечітких правил продукцій (сума); дефазифікація (зважене середнє).

Дослідження можливостей апроксимації функцій від двох, трьох, чотирьох і п'яти змінних за допомогою СНВ на основі алгоритмів Мамдані і Сугено на прикладі різних нелінійних функцій, серед яких $y = \frac{x_1^2 - x_2^3}{2x_1 + x_2}$,

$$y = x_1^2 + x_2^2 + x_3, \quad y = x_1^2 + x_2^2 + x_3 + x_4^3, \quad y = x_1^2 + x_2^2 + x_3 + x_4^3 + x_5, \quad y = x_1^2 + x_2^2 + \frac{x_3}{(x_1 + x_2)} + x_4^3 + x_5,$$

підтвердило наше припущення (табл. 3–5), що СНВ на основі алгоритму Сугено є універсальними апроксиматорами.

В таблицях КТ x_i – кількість термів вхідної лінгвістичної змінної x_i (точок апроксимації); ДЗ x_i – діапазон значень вхідної лінгвістичної змінної x_i ; Н – середнє значення абсолютної нев'язки.

Результати апроксимації функцій $y = \frac{x_1^2 - x_2^3}{2x_1 + x_2}$ (1), $y = x_1^2 + x_2^2 + x_3$ (2), $y = x_1^2 + x_2^2 + x_3 + x_4^3$ (3), $y = x_1^2 + x_2^2 + x_3 + x_4^3 + x_5$ (4),

$$y = x_1^2 + x_2^2 + \frac{x_3}{(x_1 + x_2)} + x_4^3 + x_5 \quad (5) \text{ за допомогою СНВ на основі алгоритму Сугено наведено в табл. 5.}$$

Отже, під час першого етапу дослідження встановлено, що СНВ на основі алгоритму Сугено при визначених умовах є універсальними апроксиматорами.

Таблиця 4. Результати апроксимації функції $y = \frac{x_1^2 - x_2^3}{2x_1 + x_2}$ за допомогою СНВ на основі алгоритму Сугено

| № випадку | КТ x_1 | ДЗ x_1 | КТ x_2 | ДЗ x_2 | Н |
|-----------|----------|----------|----------|-----------|--------|
| 1 | 7 | [0,5; 7] | 5 | [1,0; 10] | 0,7799 |
| 2 | 50 | [0,5; 7] | 40 | [1,0; 10] | 0,0079 |
| 3 | 60 | [0,5; 7] | 60 | [1,0; 10] | 0,0039 |

Таблиця 5. Результати апроксимації функцій (1)–(5)

| Функція | КТ x_1 | ДЗ x_1 | КТ x_2 | ДЗ x_2 | КТ x_3 | ДЗ x_3 | КТ x_4 | ДЗ x_4 | КТ x_5 | ДЗ x_5 | Н |
|---------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|--------|
| (1) | 7 | [0,5; 7] | 5 | [1,0;10] | – | – | – | – | – | – | 0,779 |
| | 50 | | 40 | | – | – | – | – | – | – | 0,0079 |
| (2) | 12 | [0,5; 5] | 13 | [1,0; 6] | 12 | [0,5; | – | – | – | – | 0,062 |
| | 21 | | 22 | | 5] | – | – | – | – | – | 0,0188 |
| (3) | 5 | [0,5; 5] | 3 | [1,0; 6] | 6 | [0,5; | 3 | [0,5; 5] | – | – | 6,3788 |
| | 12 | | 13 | | 5] | 13 | – | | – | 0,1756 | |
| (4) | 5 | [0,5; 5] | 3 | [1,0; 6] | 6 | [0,5; | 3 | [0,5; 5] | 6 | [2,5;10] | 6,3787 |
| | 6 | | 8 | | 5] | 6 | 5 | | 0,7844 | | |
| (5) | 3 | [0,5; 5] | 4 | [1,0; 6] | 7 | [0,5; | 4 | [0,5; 5] | 3 | [2,5;10] | 2,9732 |
| | 6 | | 7 | | 5] | 7 | 6 | | 0,6225 | | |

Таблиця 6. Результат функціонування СНВ на основі алгоритмів Мамдані і Сугено

| Алгоритм Мамдані (кількість неправильних відповідей) | | | Алгоритм Сугено (кількість неправильних відповідей) | | |
|---|------------------|-----------------|--|------------------|-----------------|
| 1-й клас: 0 з 8 | 2-й клас: 0 з 10 | 3-й клас: 1 з 9 | 1-й клас: 0 з 8 | 2-й клас: 0 з 10 | 3-й клас: 1 з 9 |
| 1,00 | 1,9998 | 1,9998 | | 2,000 | 2,000 |
| 1,00 | 1,9998 | 2,9997 | 1,000 | 2,000 | 3,000 |
| 1,00 | 1,9998 | 2,9997 | 1,000 | 2,000 | 3,000 |
| 1,00 | 1,9998 | 2,9997 | 1,000 | 2,000 | 3,000 |
| 1,00 | 1,9998 | 2,9997 | 1,000 | 2,000 | 3,000 |
| 1,00 | 1,9998 | 2,9997 | 1,000 | 2,000 | 3,000 |
| 1,00 | 1,9998 | 2,9997 | 1,000 | 2,000 | 3,000 |
| 1,00 | 1,9998 | 2,9997 | 1,000 | 2,000 | 3,000 |
| 1,00 | 1,9998 | 2,9997 | 1,000 | 2,000 | 3,000 |
| 1,00 | 1,9998 | 2,9997 | 1,000 | 2,000 | 3,000 |
| 4-й клас: 2 з 10 | 5-й клас: 3 з 8 | 6-й клас: 4 з 9 | 4-й клас: 3 з 10 | 5-й клас: 3 з 8 | 6-й клас: 4 з 9 |
| 4,00 | 5,000 | 5,000 | 4,000 | 5,000 | 5,000 |
| 4,00 | 4,000 | 5,000 | 4,000 | 4,000 | 5,000 |
| 2,9997 | 4,000 | 5,000 | 3,000 | 4,000 | 5,000 |
| 2,9997 | 4,000 | 5,000 | 3,000 | 4,000 | 5,000 |
| 4,00 | 5,000 | 5,999 | 4,000 | 5,000 | 6,000 |
| 4,00 | 5,000 | 5,999 | 4,000 | 5,000 | 6,000 |
| 4,00 | 4,000 | 5,999 | 4,000 | 4,000 | 6,000 |
| 4,00 | 5,000 | 5,999 | 4,000 | 5,000 | 6,000 |
| 4,00 | 5,000 | 5,999 | 4,000 | 5,000 | 6,000 |
| 4,00 | 5,000 | 5,699 | 4,000 | 5,000 | 5,95 |
| 4,00 | | | 4,000 | | |

Другий етап дослідження полягав у застосуванні результатів першого етапу до розв'язання задачі класифікації (на прикладі задачі медичної діагностики). На основі заданої навчальної вибірки було побудовано модель визначення функції класифікації. Перевірка даної моделі відтворенням навчальної вибірки показала, що СНВ на основі алгоритмів Мамдані і Сугено дають майже однакові правильні висновки. Експериментальні дані (табл. 6 і 7) показують, що СНВ на основі алгоритму Сугено точніше відтворюють навчальну вибірку (див. табл. 7).

1. При дослідженні 54 об'єктів, кожний з яких описується шістьма параметрами і нале-

жить до одного з шести класів, ми одержали результат, наведений у табл. 6.

2. При дослідженні 30 об'єктів, кожний з яких описується двома параметрами і належить до одного з семи класів, ми одержали результат, наведений у табл. 7.

У табл. 6 і 7 сірим кольором позначено неправильний висновок.

Було встановлено, що збільшення точок апроксимації в проблемних класах зменшує кількість неправильних відповідей. Отже, нечітка модель баз правил на основі алгоритму Сугено дає можливість максимально точно описати нелінійну залежність, зображену у вигляді навчальної вибірки.

Таблиця 7. Результат функціонування СНВ на основі алгоритмів Мамдані і Сугено

| Алгоритм Мамдані (кількість неправильних відповідей) | | | Алгоритм Сугено (кількість неправильних відповідей) | | |
|---|-----------------|-----------------|--|-----------------|-----------------|
| 1-й клас: 3 з 4 | 2-й клас: 0 з 4 | 3-й клас: 0 з 4 | 1-й клас: 3 з 4 | 2-й клас: 0 з 4 | 3-й клас: 0 з 4 |
| 3,20 | 2,55 | 3,06 | 2,91 | 2,27 | 3,04 |
| 3,31 | 2,61 | 3,04 | 3,32 | 2,31 | 3,10 |
| 1,45 | 2,68 | 2,97 | 1,35 | 2,39 | 2,96 |
| 2,68 | 2,51 | 2,91 | 2,06 | 2,24 | 2,86 |
| 4-й клас: 0 з 5 | 5-й клас: 0 з 5 | 6-й клас: 1 з 4 | 4-й клас: 0 з 5 | 5-й клас: 0 з 5 | 6-й клас: 1 з 4 |
| 4,0 | 4,66 | 5,81 | 4,0 | 4,79 | 5,9 |
| 3,32 | 4,78 | 5,94 | 3,61 | 4,85 | 5,9 |
| 4,0 | 4,59 | 5,66 | 4,0 | 4,76 | 5,9 |
| 4,0 | 5,41 | 3,31 | 4,0 | 5,41 | 5,9 |
| 3,89 | 5,35 | | 3,95 | 5,26 | 3,32 |
| 7-й клас: 0 з 4 | | | 7-й клас: 0 з 4 | | |
| | 6,66 | | | 6,6 | |
| | 6,81 | | | 6,8 | |
| | 7,00 | | | 7,00 | |
| | 7,00 | | | 7,00 | |

Програмна реалізація

Інструментальним засобом виконання досліджень є програмне середовище системи MatLab, зокрема, пакет Fuzzy Logic Toolbox. Розв'язання задач апроксимації неперервних функціоналів і задач медичної діагностики за допомогою СНВ на основі алгоритмів Мамдані і Сугено було реалізовано у вигляді *m*-файлів.

Висновки

1. Встановлено, що СНВ на основі алгоритму Сугено є універсальним апроксиматором неперервних функціоналів, якщо:

1) вона використовує правила вигляду

ПРАВИЛО $\langle j \rangle$: ЯКЩО “ $x_1 = A_1^j$ ” І ... І

“ $x_n = A_n^j$ ” ТО “ $y = y^j$ ”, $j = 1, \dots, p$,

де $y^j \in \mathbb{R}$; A_i^j – лінгвістична оцінка параметра x_i , описана відповідною симетричною трикутною функцією належності з центром у точці a_i^j :

$$\mu_{A_i^j}(x_i) = \begin{cases} \frac{1 - |a_i^j - x_i|}{a_i^{j+1} - a_i^j}, & \text{якщо } |a_i^j - x_i| \leq a_i^{j+1} - a_i^j, \\ 0, & \text{в іншому випадку;} \end{cases}$$

2) для даної СНВ визначено операції: кон'юнкції (алгебричний добуток), диз'юнкції (ймовірнісне АБО), агрегування умов нечітких правил продукції (сума), дефазифікації (зважене середнє).

При цьому збільшення кількості термів вхідних лінгвістичних змінних $x = (x_1, \dots, x_n)$ покращує результат апроксимації.

2. Розроблено інструментарій розв'язання задачі медичної діагностики, який спирається на функціональні можливості СНВ на основі алгоритму Сугено ефективно розв'язувати задачу апроксимації неперервних функціоналів.

Даний інструментарій дає можливість виконувати автоматичний опис нечітких моделей баз правил відповідно до даних експерта.

У подальшому планується дослідити можливості запропонованих моделей узагальнювати набуті знання.

Л.Н. Добровская, И.А. Добровская
УНИВЕРСАЛЬНАЯ АППРОКСИМАЦИЯ ФУНКЦИЙ НА ОСНОВЕ АЛГОРИТМА СУГЕНО ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ МЕДИЦИНСКОЙ ДИАГНОСТИКИ

Предложен инструментарий решения задачи медицинской диагностики с использованием системы нечеткого вывода на основе алгоритма Суге-

L.M. Dobrovska, I.A. Dobrovska

UNIVERSAL APPROXIMATION OF FUNCTIONS BASED ON SUGENO ALGORITHM FOR SOLVING THE PROBLEM OF MEDICAL DIAGNOSTICS

This paper highlights various approaches to medical diagnostics by applying the fuzzy inference system based on the Sugeno algorithm when the expert

но при условии наличия данных эксперта, на базе которых выполняется автоматическое описание нечетких моделей баз правил. Установлено, что при определенных условиях система нечеткого вывода на основе алгоритма Сугено является универсальным аппроксиматором непрерывных функционалов.

data for automatic description of fuzzy models of rules databases is available. Through experiments conducted, we determine that under specific conditions the fuzzy inference system based on the Sugeno algorithm is the universal approximator of continuous functionals.

1. *Ротштейн А.П.* Медицинская диагностика на нечеткой логике. – Винница: Континент-ПРИМ, 1996. – 132 с.
2. *Ротштейн А.П.* Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети. – Винница: УНИВЕРСУМ-Винница, 1999. – 320 с.
3. *Ротштейн О.П., Жупанова М.О., Шеверда В.М.* Диференційна діагностика ішемічної хвороби серця на основі нечіткої логіки // Вісник ВП. – 1994. – № 3. – С. 32–38.
4. *Тамасян Г.Ш., Иголкин В.Н., Кокорина А.В.* Элементы медицинской диагностики, реализованные в пакете MatLab // Тр. III научн. конф. “Проектирование инженерных и научных приложений в среде MatLab”: <http://www.matlab.ru>.
5. *Круглов В.В.* Сравнение алгоритмов Мамдани и Сугено в задаче аппроксимации функции // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2003. – № 5. – С. 70–82.
6. *Добровська Л.М.* Експертні системи в медицині: метод. вказівки до практичних занять з дисципліни / Укладач Л.М. Добровська. – К.: НТУУ “КПІ”, 2008. – 114 с.

Рекомендована Радою
факультету інформатики та
обчислювальної техніки
НТУУ “КПІ”

Надійшла до редакції
16 березня 2010 року