УДК 658.012

С.Д. ШТОВБА, В.В. МАЗУРЕНКО, О.Д. ПАНКЕВИЧ
Вінницький національний технічний університет

ВПЛИВ КІЛЬКОСТІ НЕЧІТКИХ ПРАВИЛ НА ТОЧНІСТЬ БАЗИ ЗНАНЬ МАМДАНІ

Досліджується задача ідентифікації багатофакторних залежностей за допомогою нечітких баз знань типу Мамдані. Проведені комп'ютерні експерименти засвідчили квадратичну залежність точності нечіткої бази знань Мамдані від кількості правил.

The work is devoted to the multifactor dependence identification problem with Mamdani-type fuzzy knowledge bases. Carried computational experiments show that the dependence between Mamdani-type knowledge base accuracy and number of the rules is quadratic.

Ключові слова: ідентифікація, нечітка бази знань, повнота бази знань, точність.

Вступ

Сьогодні все частіше моделювання багатофакторних залежностей в техніці, економіці, медицині, соціології, будівництві, сільському господарстві, спорті та в інших областях здійснють за допомогою нечітких баз знань. Нечіткою базою знань називається сукупність нечітких правил "Якщо – тоді", яка задає взаємозв'язок між входами та виходами досліджуваного об'єкту. В монографіях з проектування нечітких систем, наприклад в [1– 4], представлені різноманітні підходи до розв'язання прикладних задач за допомогою різних моделей баз знань, але в них немає відповіді на важливе практичне питання про необхідну кількість правил в базі знань. В нечіткому моделюванні найчастіше використовують базу знань Мамдані, в якій антецеденти та консквенти описано нечіткими множинами. Тому, метою дослідження є виявлення впливу кількості правил на якість нечіткої бази знань Мамдані. Виявлення такої залежності дозволить визначити мінімальну кількість нечітких правил для адекватного опису досліджуваної залежности. В подальшому отриману у такий спосіб компактну нечітку базу знань можна краще і швидше навчити за експериментальними даними.

Постановка задачі

Вважатимемо відомою вибірку з M пар експериментальних даних, шо повязують фактори впливу $X=(x_1, x_2, ..., x_n)$ з виходом y досліджуваної залежності:

$$(X_r, y_r), \qquad r=\overline{1, M}, \tag{1}$$

де X_r – вхідний вектор в *r*-му рядку вибірки; y_r – відповідне вихідне значення.

Позначимо через $y=F(N, X)$ модель на основі нечіткої бази знань Мамдані з N правилами, що пов'язують входи X з виходом y досліджуваної залежності. Точність нечіткої моделі визначимо через середню квадартичну нев'язку на вибірці (1):

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{M}\sum_{r=\overline{1, M}}(y_r-F(N, X_r))^2}\,. \tag{2}$$

За фіксованого нечіткого розбиття вхідних та вихідної змінних можна згенерувати кілька нечітких баз знань Мамдані з одним і тим самим числом правил (N). Тому задачу дослідження поставимо, як знаходження залежності точності $RMSE$ від обсягу N бази знань для найкращого, найгіршого та середнього випадків. Побудову таких кривих навчання здійснимо експериментально на двох еталонних залежностях з подальшою апроксимацією аналітичними моделями.

Нечітке виведення за базою знань Мамдані

Нечітку базу знань Мамдані запишемо таким чином [1]:

$$\left(x_1=\tilde{a}_{1j}\ \ ma\ \ x_2=\tilde{a}_{2j}\ \ ma \ldots ma\ \ x_n=\tilde{a}_{nj}\right)\Rightarrow y=\tilde{d}_j, \qquad j=\overline{1, N}, \tag{3}$$

де $\tilde{a}_{ij}$ та $\tilde{d}_j$ – нечіткі множини термів вхідних та вихідної змінної з функціями належності $m_j(x_i)$ та $m_{d_j}(y)$, $i=\overline{1, n}$, $j=\overline{1, N}$.

Ступінь виконання антецедента *j*-го правила для поточного вхідного вектора $X^*=\left(x_1^*, x_2^*, \mathbf{K}, x_n^*\right)$ розраховують так: $m_j(X^*)=\min\left(m_j(x_1^*), m_j(x_2^*), \ldots, m_j(x_n^*)\right)$, $j=\overline{1, N}$. Результатом виведення за j-им правилом бази знань буде нечітка множина

$$\tilde{d}_j^*=imp\left(\tilde{d}_j,\ m_j(X^*)\right), \qquad j=\overline{1, N}, \tag{4}$$

де imp позначає імплікацію, яку реалізують операцією мінімуму.

Результат виведення за усіма правилами знаходять агрегуванням нечітких множин (4) $\tilde{y}^* = agg\left(\tilde{d}_1^*, \tilde{d}_2^*, ..., \tilde{d}_N^*\right)$, знаходячи максимум функцій належності. Чітке значення виходу y^*, яке відповідає вхідному вектору X^*, визначається дефаззіфікацією нечіткої множини $\tilde{y}^*$ за методом центра тяжіння.

Комп'ютерні експерименти

Експерименти проведемо для 2 еталонних залежностей (рис. 1) – неспадної та унімодальної

$$y = x_1\sqrt{x_2}, \quad a \in [2;22], b \in [2;14], \tag{5}$$

$$y = -x_1^2 - x_2^2, \; a \in [-7;3], b \in [-5;5]. \tag{6}$$

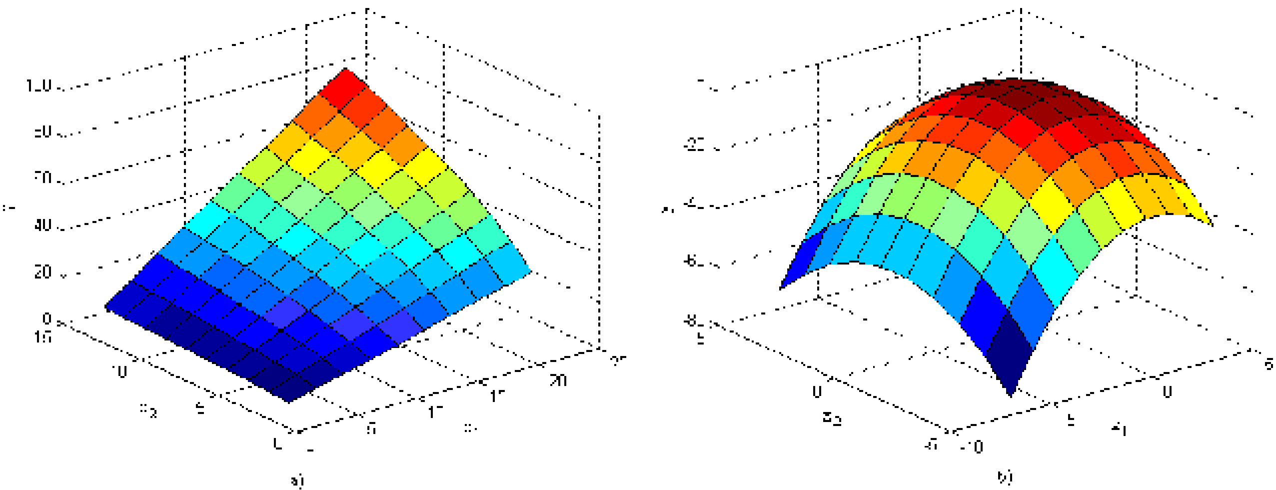

Рис. 1. Графіки еталоних залежностей а) неспадна залежність (5), б) мультиекстемальна залежність (6)

Для кожної нечіткого розбиття експерименти проводилися за такою схемою:

1) згенерувати тестову вибірку з 100 точок;

2) згенерувати повний список з $N_{\max}$ адекватних нечітких правил;

3) синтезувати усі можливі нечіткі бази з N правил, $N = \overline{1, N_{\max}}$;

4) для кожної нечіткої бази знань розрахувати нев'язку на тестовій вибірці за формулою (2);

5) для кожної множини нечітких баз знань одного розміру знайти мінімальну $RMSE_{\min}$, максимальну $RMSE_{\max}$ та середню $RMSE_{mean}$;

6) побудувати графіки залежностей $RMSE_{\min}$, $RMSE_{mean}$ та $RMSE_{\max}$ від N.

Вихідна змінна оцінена 5-ма термами. Для неспадної еталонної залежності для оцінки вхідних змінних використовувалось 2, 3 та 4 термів, тобто експерименти проведено для таких 9-ти нечітких розбиттів вхідних змінних: 2x2, 2x3, 2x4, 3x2, 3x3, 3x4, 4x2, 4x3 та 4x4. Відповідно, максимальна кількість адекватних нечітких правил ($N_{\max}$) склала 4, 6, 8, 6, 9, 12, 8, 12 та 16. Для унімодальної використовувалося таке нечітких розбиття вхідних змінних: 3x3, 3x4, 3x5, 4x3, 4x4 та 5x3. Консеквентом кожного із цих правил обирався терм вихідної змінної з максимальним ступенем належності для значення еталонної функції для ядер нечітких термів антецедента. Нечітке розбиття здійснено за допомогою гаусових функцій належності, ядра яких рівномірно розподілено на діапазоні вхідних та вихідної змінних. Коефіцієнт концентрації функцій належності прийнято рівним $c = \Delta core / 2.4$, де $\Delta core$ – відстань між ядрами сусідніх термів. Для уникнення ефекту звуження діапазону вихідних значень розширено носій нечітких множин вихідної змінної згідно до [5].

Протягом одного обчислювального експерименту перевірялось від $2^{2\cdot 2} - 1 = 15$ до $2^{4\cdot 4} - 1 = 65535$ нечітких баз знань, відповідно здійснено від 1500 до 6553500 нечітких виведень. Всього проведено $2 \cdot 9 = 18$ експериментів – 9 для кожної із 2 еталонних залежностей. Результати експериментів (рис. 2) показали, що в середньому нев'язка $RMSE_{mean}$ спадає зі збільшенням кількості нечітких правил і досягає мінімуму за повної бази знань. Якщо вдало підібрати комбінацію правил, тоді нев'язка $RMSE_{\min}$ стає суттєво меншою і її мінімум досягається за неповної бази знань. Для найкращого випадку на кривих навчання добре простежується «плато насичення», коли додавання нових правил майже не змінює адекватність нечіткої моделі [6]. Бази знань з цього «плато насичення» назвемо прийнятними. Планку для них призначимо у вигляді 50 % перевищення нев'язки у порівнянні з найкращою нечіткою моделі.

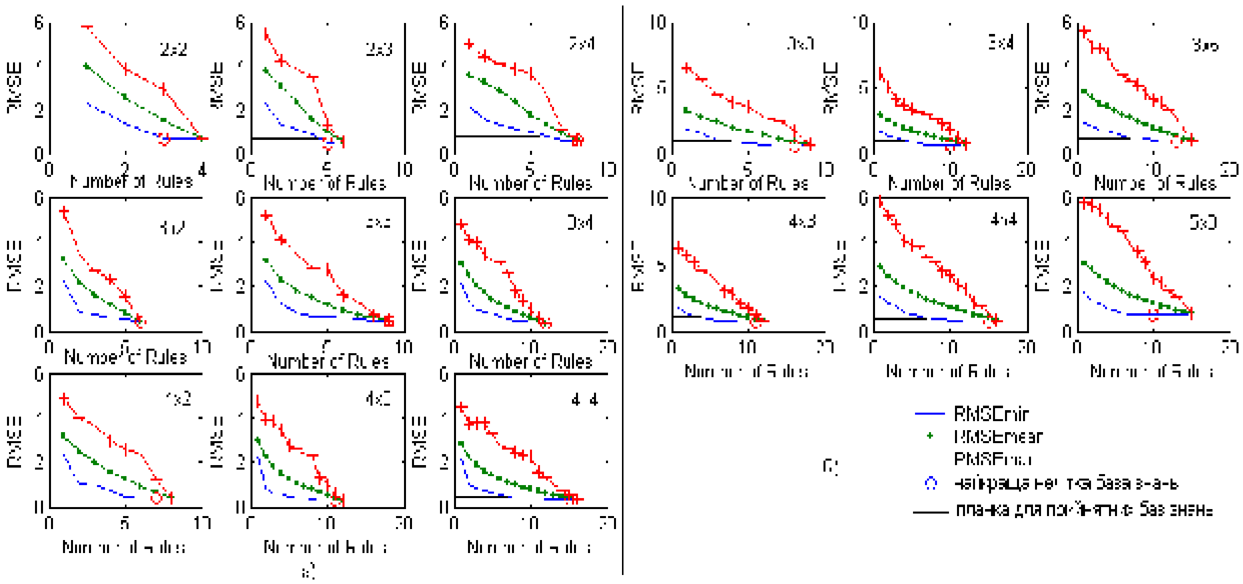

Рис. 2. Криві навчання нечітких баз знань Мамдані:
а) для залежності (5); б) для залежності (6)

Проведені квадратичні апроксимації експериментальних даних (рис. 3) свідчать, що повну нечітку базу знань Мамдані можна скоротити в 2– 3 рази без великих втрат точності. Бази знань, які містять біля 80 % від максимальної кількості правил, мають найвищу точність.

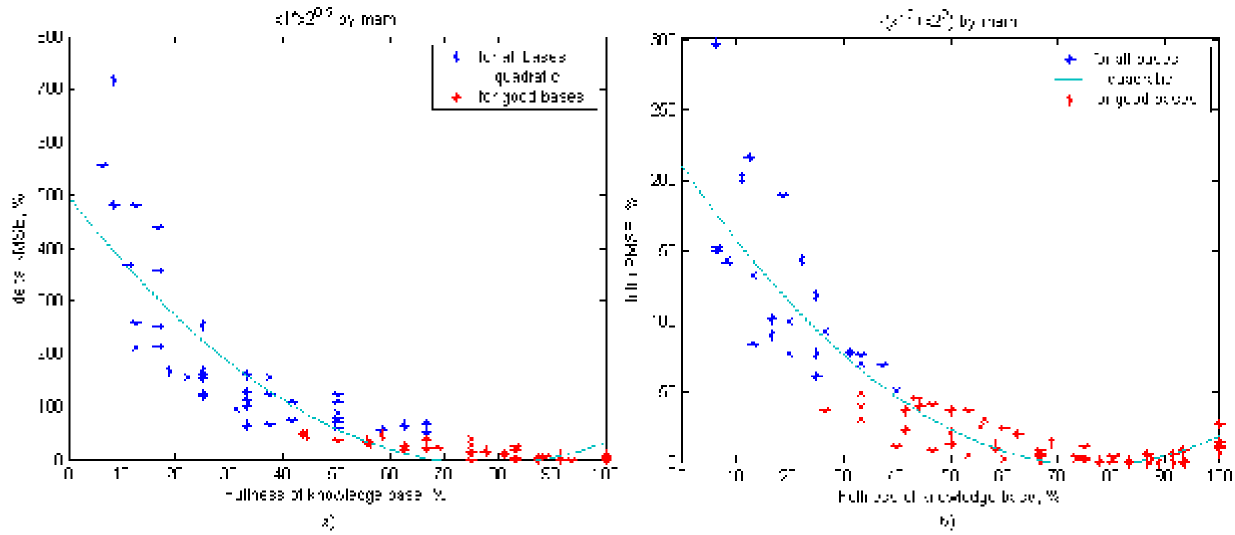

Рис 3. Залежність збільшення похибки від повноти бази знань Мамдані – а) для залежності (5); б) для залежності (6)

Висновки та подальші дослідження

Проведені комп'ютерні експерименти показують, що повна нечітка база знань Мамдані не дає найменшу похибку ідентифікації. На нашу думку, це обумовлено деякими суперечливостями на границях нечіткого розбиття через взаємодію великої кількості правил. Найменша помилка найчастіше спостерігається для баз знань, що наповненні правилами на 80-85 %. Встановлено, що залежність точності нечіткої бази знань від її розмірності є квадратичною. Якщо вдало скоротити повну бази знань втричі, тоді помилка ідентифікації збільшиться лише на 30-50 % в порівнянні з найкращим варіантом. Такі компактні база знань є прозорішими та легше навчаються через мешу складність відповідної задачі оптимізації. Під час створення нової нечіткої моделі дослідивши всього декілька наборів правил, наприклад, найменший, з 80 % заповненням та повний, можна отримати квадратичну апроксимацію точності від повноти бази знань.

Подальші дослідження будуть спрямувати на підтвердження отриманих експериментальних висновків на інших типах залежності та для інших форматів нечітких баз знань. Крім того, варто дослідити вплив повноти нечіткої бази знань на тривалість та точність навчання.

Література

1. Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB / Штовба С.Д. – М.: Горячая

линия – Телеком, 2007. – 288 с.

2. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH / Леоненков А.В – СПб: БХВ-Петербург, 2005. – 736 с.

3. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Рутковская Д., Пилинский М., Рутковский Л. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.

4. Прикладные нечеткие системы/ Т. Тэрано, К. Асаи, М. Сугэно и др. – М. Мир, 1993. – 368 с.

5. Штовба С.Д. Обеспечение точности и прозрачности нечеткой модели Мамдани при обучении по экспериментальным данным / С.Д Штовба // Проблемы управления и информатики. – 2007. – № 4. – С. 102– 114.

6. Ротштейн О.П. Проектування нечітких баз знань: лабораторний практикум та курсове проектування: [навч. посіб.] / О.П. Ротштейн, С.Д. Штовба. – Вінниця: Вінницький державний технічний університет, 1999. – 65 с.

Надійшла 9.3.2011 р.

УДК 621.391.25: 621.391.23

В.В. ТОПАЛОВ
Одеська національна академія зв'язку ім. О. С. Попова

НОВА УМОВА ФОРМУВАННЯ ПЕРЕМЕЖУВАЧА *S*-ТИПУ У СКЛАДІ ТУРБОКОДУ

Запропонована нова умова формування перемежувача s-типу, що дозволяє зменшити кількість кодових слів малої ваги та дозволяє підвищити мінімальну кодову відстань турбокоду.

Represent new equation of s-type interleaver allow to reduce quantity of code words with the small weight formed by information sequences of small weight. The s-type interleaver modification allow to increase the minimum code distance of the Turbo code for some interleaver lengths.

Ключові слова: модифікований перемежувач s-типу, турбокоди множення, енергетична ефективність.

Перемежувач у структурі турбокодів є одним із ключових компонентів, який забезпечує випадковість комбінацій, що згідно з роботами Шеннона [1] дозволяє наблизитися до максимальної енергетичної ефективності. Найкращий перемежувач дозволяє отримати якнайкращі характеристики енергетичного виграшу кодування (ЕВК), отже, мінімальну ймовірність помилки при заданому співвідношенні сигнал/шум. Завдяки випадковим та псевдовипадковим перемежувачам досягається випадковість формування комбінацій. Випадковий закон [2] задається за допомогою випадкових або псевдовипадкових генераторів з періодом повторення, який наближається до нескінченності.

Деякі елементи послідовності перемежувача після випадкової перестановки можуть опинитися на тих самих позиціях, що і до перемежування. Тобто мінімальна можлива відстань між елементами може дорівнювати 1, що, звичайно, суттєво негативно впливає на виправну здатність турбокоду.

Для усунення цього недоліку Долінар С., Дівсалар Д. (Dolinar S., Divsalar D.) в роботі [3] запропонували ввести умову перевірки значення відстані між елементами у вихідній послідовності із заданим значенням *s*. Даний тип перемежувача був названий псевдовипадковим *s*-типу. При псевдовипадковому перемежувачі *s*-типу з довжиною L два послідовно вхідних елементи $(i, i+1)$ будуть рознесені на дистанцію не менше *s*, при виконанні умови:

$$|\, i-(i+1)\,| < s \ , \quad |\, \pi(i)-\pi(i+1)\,| \geq s \ . \tag{1}$$

При цьому *s* спочатку обиралося меншим або таким, що дорівнює $[\sqrt{L/2}]$ [4], оскільки за великих значень складність пошуку послідовності перестановки ставала значною. Надалі було запропоновано [5] знаходити значення дистанції *s* між рознесеними у вихідній послідовності двох вхідних елементів *i*, *j* згідно з умовою:

$$s = \min_{i,j}(|\, i-j\,|_L + |\, \pi(i)-\pi(j)\,|_L), \qquad 0 \leq i, j \leq L-1, \quad i \neq j\,, \tag{2}$$

де операція $|\, i-j\,|_L = \min(|\, i-j\,|, L-|\, i-j\,|)$.

За цієї умови стало можливим пошук *s*-типів перемежувачів при значеннях *s* більше $\sqrt{L/2}$ – $2 \leq s \leq [\sqrt{2L}]$.

У роботах [4] при аналізі залежності ймовірності помилки декодування для різних параметрів перемежувача *s*-типу був отриманий факт – найменше значення ймовірності помилки досягалося тоді, коли відстань між позицією елемента до перемежування i та позицією $\pi(i)$ після перемежування буде максимальною. Відповідно до даного явища автором запропонована зміна основної умови формування перемежувача *s*-типу на перевірку елементів після перемежування та до перемежування порівняно з *s*: