

визначалась для однієї пари робочих станцій, хоча кількість пар станцій, що одночасно здійснюють передачу змінювалась. Результати, що показано на рис. 4 свідчать про те, що значення швидкості знаходяться в межах між двома графіками рис. 3. Враховуючи те, що швидкості визначались за середніми величинами часу проходження пакетів, можливо стверджувати про те, що напрям передачі даних (з робочих станцій на сервер, чи з робочої станції на іншу) суттєво не впливає на величину швидкості.

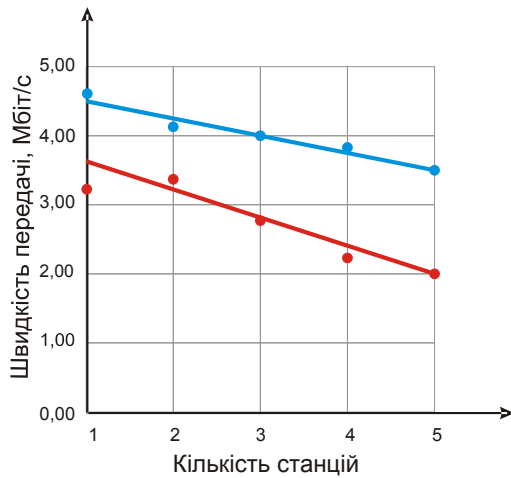


Рис. 6. Залежність швидкості передачі пакета від кількості робочих станцій

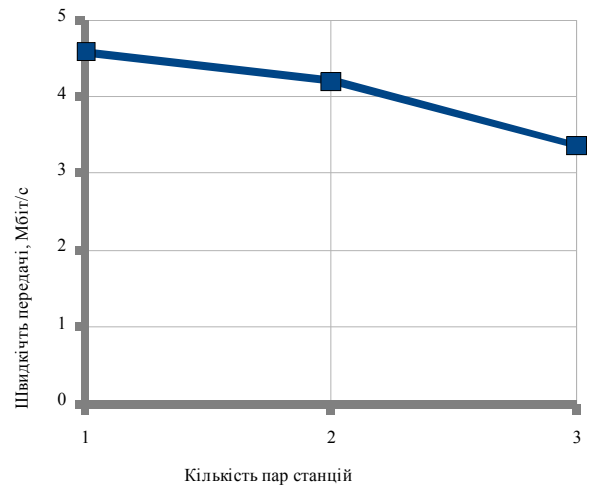


Рис. 7. Залежність швидкості передачі пакета від кількості пар робочих станцій

Висновки. Наведені результати експериментальних досліджень показали очевидну залежність швидкості передачі даних від величини файлу.

Збільшення кількості робочих станцій, що одночасно здійснюють передачу, призводить до суттєвого зменшення швидкості при не значному збільшенні коефіцієнта завантаження мережі.

Напрямок передачі (з декількох робочих станцій на сервер чи з робочих станцій на відповідні інші станції) принципово не впливає на характер впливу на швидкість передачі.

Література

1. Олифер И.Г., Олифер Н.А. Компьютерные сети. Принципы, технологии, протоколы. Учебник для вузов. 3-е изд. – СПб.: Питер. 2006. – 958 с.: ил.
2. www.citforum.ru/nets/optimize/locnop_02.shtml
3. http://model.exponenta.ru/cl_gva_01.html
4. Новиков Ю.В., Кондратенко С.В. Локальные сети: архитектура, алгоритмы, проектирование. М.: Издательство ЭКОМ, 2000. – 312 с.: ил.
5. Гулиус В. А., Янковский А. А. Модель оценки производительности сети Fast Ethernet. Материали X Міжнародної науково-технічної конференції “Системний аналіз та інформаційні технології”. Київ, 2008.
6. http://docstore.mik.ua/lsok/glava_2.htm

Надійшла до редакції
16.3.2011 р.

УДК 658.012

С.Д. ШТОВБА, В.В. МАЗУРЕНКО

Вінницький національний технічний університет

ДОСЛІДЖЕННЯ НАВЧАННЯ КОМПАКТНИХ НЕЧІТКИХ СИНГЛТОННИХ БАЗ ЗНАНЬ

В роботі представлені результати експериментів із визначення залежності помилки навчання компактних нечітких сингтонних баз знань від їх повноти. Експерименти проведено для залежностей «2 входи – 1 вихід». Запропонована експоненційна модель оцінки помилки навчання від повноти бази знань.

This paper presents the results of experiments on determining the dependence of tuning error of singleton compact fuzzy knowledge bases on their completeness. Experiments conducted for dependencies "2 inputs – 1 output". The exponential model of estimation between training error, and of the completeness of knowledge base is proposed.

Ключові слова: компактність, нечітка база знань, навчання.

Вступ

Пройшло більше 30 років після першого застосування нечітких баз знань для автоматизованого

управління технологічним процесом [1]. Нечіткою базою знань називається сукупність нечітких правил “Якщо – тоді”, яка задає взаємозв’язок між входами та виходами досліджуваного об’єкту. Існує декілька моделей представлення нечітких правил, серед яких найбільш уживаними є бази знань Мамдані, Сугено та синглтона. Незважаючи на велику кількість успішних практичних застосувань нечітких баз знань в різних областях [2 – 6], деякі теоретичні та практичні питання їх проектування залишились відкритими. Серед них такі питання структурної ідентифікації багатофакторних залежностей на основі нечітких баз знань, як вибір кількості нечітких термів, виду функцій належності, обсягу бази знань тощо.

Відповідно до принципу простоти найкращою є адекватна нечітка база знань найменшого обсягу – з малим числом правил та функцій належності. Таку компактну модель легше верифікувати, вона забезпечує найбільшу швидкість логічного виведення та потребує найменше ресурсів за апаратної реалізації. Метою статті є дослідження впливу складності нечіткої бази знань на точність навчання по експериментальним даним. Виявлення такої залежності дозволить сформулювати рекомендації з проектування адекватних компактних нечітких баз знань. Об’єктом дослідження обрано синглтонну базу знань, антецеденти якої представлено нечіткими множинами, а консеквенти – дійсними числами. Такий формат правил дозволяє створювати лінгвістично-інтерпретабельні, прозорі нечіткі бази знань [7]. Алгоритми логічного виведення за синглтонною базою та її навчання достатньо прості, тому її достатньо часто застосовують в нечіткій ідентифікації.

Постановка задачі

Вважатимемо відомою тестову вибірку з M пар експериментальних даних, що пов’язують фактори впливу $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ з виходом y досліджуваної залежності:

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

де X_r – вхідний вектор в r -ому рядку вибірки та y_r – відповідний вихід.

Позначимо через $y = F(N, P, X)$ – модель на основі нечіткої синглтонної бази знань з N нечітких правил, що пов’язують X з y , а через P – вектор настроюваних параметрів нечіткої бази знань. Задача навчання нечіткої бази знань зводиться до знаходження таких її параметрів P , які забезпечать найбільшу точність ідентифікації. Точність ідентифікації визначимо як середньоквадратичну нев’язку на вибірці (1):

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

Задачу дослідження поставимо, як знаходження залежності нев’язки $RMSE$ після навчання від обсягу N нечіткої бази знань. За фіксованого нечіткого розбиття вхідних та вихідної змінних можна згенерувати кілька нечітких баз знань з одним і тим самим числом правил (N). Серед цих нечітких баз одного обсягу для навчання оберемо одну з найменшим значенням $RMSE$. Побудову кривих навчання здійснимо за результатами комп’ютерних експериментів з ідентифікації трьох залежностей з двома входами та одним виходом. Ідентифікацію проведемо на основі нечітких синглтонних баз знань з різною потужністю терм-множин вхідних змінних.

Нечітке виведення за синглтонною базою знань

Синглтонну нечітку базу знань запишемо так [4]:

$$(x_1 = \tilde{a}_{1j} \text{ та } x_2 = \tilde{a}_{2j} \text{ та } \dots \text{ та } x_n = \tilde{a}_{nj}) \Rightarrow y = d_j, \quad j = \overline{1, N},$$

де \tilde{a}_{ij} – нечіткий терм, яким оцінено фактор x_i в j -му правилі, $i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, N}$;

d_j – консеквент j -го правила, який задано дійсним числом.

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

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

де $\mu_j(x_i^*)$ – ступінь належності значення x_i^* нечіткому терму \tilde{a}_{ij} .

Чітке значення на виході моделі розраховують через дефазифікацію нечіткої множини

$$\tilde{y} = \left(\frac{\mu_{d_1}(X^*)}{d_1}, \frac{\mu_{d_2}(X^*)}{d_2}, \dots, \frac{\mu_{d_m}(X^*)}{d_m} \right) \text{ за методом центра тяжіння } y = \frac{\sum_{i=1}^m d_i \cdot \mu_{d_i}(X^*)}{\sum_{i=1}^m \mu_{d_i}(X^*)}.$$

Навчання нечіткої сингтонної бази знань

Відповідно до принципу зовнішнього доповнення [8] навчання за експериментальними даними полягає в синтезі моделей-кандидатів за мінімумом RMSE на навчальній вибірці з подальшим вибором серед них моделі з найменшою нев'язкою на тестовій вибірці.

Нечіткі множини в базі знань задамо гаусовою функцією належності:

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

де b – ядро нечіткої множини \tilde{a} та $c > 0$ – коефіцієнт концентрації.

Відповідно до ідей збереження прозорості нечітких моделей [4, 9, 10] вектор P настроюваних параметрів сформуємо з консеквентів правил, коефіцієнтів концентрацій функцій належності усіх термів та ядер нечітких множин некрайніх термів. Для нечіткої бази знань із N правил з потужностями терм-множин вхідних змінних N_1 та N_2 кількість настроюваних параметрів дорівнюватиме $N + (2N_1 - 2) + (2N_2 - 2)$. Консеквенти обмежимо з урахуванням діапазону можливих значень вихідної змінної. На параметри функцій належності накладемо обмеження, які збережуть лінійну упорядкованість терм-множини та суттєву відмінність сусідніх термів.

Комп'ютерні експерименти

Експерименти проведемо для 3 еталонних залежностей (рис. 1) – неспадної, унімодальної та багатоекстремальної:

$$y = x_1 \sqrt{x_2}, \quad x_1 \in [2; 22], \quad x_2 \in [2; 14], \quad (3)$$

$$y = -x_1^2 - x_2^2, \quad x_1 \in [-7; 3], \quad x_2 \in [-5; 5], \quad (4)$$

$$y = (1 + \sin(x_1)^2)^{x_2}, \quad x_1 \in [0; 5], \quad x_2 \in [0.5; 2]. \quad (5)$$

Нечітке моделювання здійснено в середовищі MATLAB з використанням пакету Fuzzy Logic Toolbox. Нечітке розбиття діапазону вхідних змінних здійснено за допомогою гаусових функцій належності, ядра яких рівномірно розподілено на області визначення. Коефіцієнт концентрації функцій належності прийнято рівним $c = \Delta core / 2.4$, де $\Delta core$ – відстань між ядрами сусідніх термів. За такого розподілу висота перетину нечітких множин сусідніх термів дорівнює 0.5. Консеквент кожного правила розраховувався за формулами (3) – (5) для ядер нечітких термів антецедента.

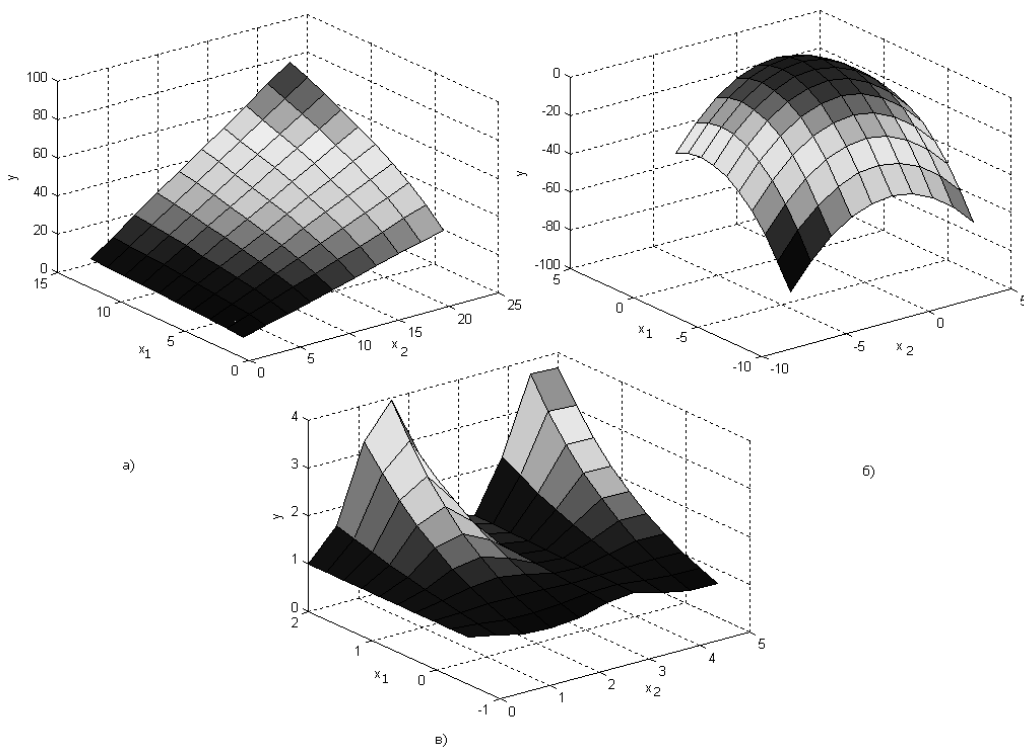


Рис. 1. Еталонні залежності: а) неспадна (3); б) унімодальна (4); в) багатоекстремальна (5)

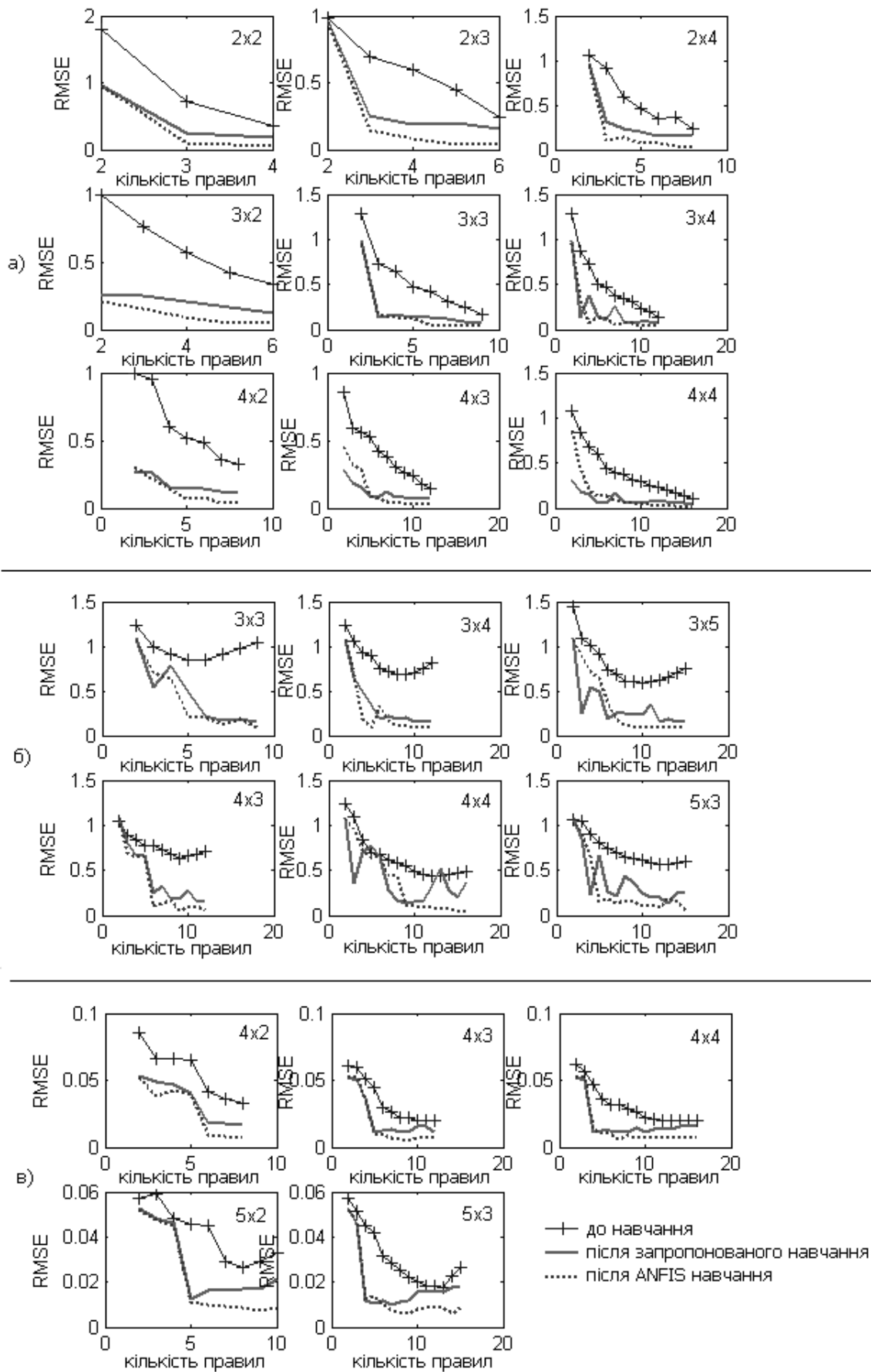


Рис. 2. Криві навчання найкращих баз знань: а) залежності (3); б) залежності (4); в) залежності (5)

Для неспадної залежності (3) 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}) складала 4, 6, 8, 6, 9,

12, 8, 12 та 16. Таким чином, протягом одного експерименту перевірено від $2^{2^2} - 1 = 15$ до $2^{4^4} - 1 = 65535$ нечітких баз знань, з яких для подальшого навчання відібрано $4+6+8+6+9+12+8+12+16=81$. Для унімодальної залежності (4) застосовано нечіткі розбиття вхідних змінних 3×3 , 3×4 , 3×5 , 4×3 , 4×4 та 5×3 , а для багатоекстремальної залежності (5) – нечіткі розбиття 4×2 , 4×3 , 4×4 , 5×2 та 5×3 .

Відібрані найкращі бази знань з $1..N_{\max}$ правил настроєно за допомогою алгоритмів нелінійного програмування з Optimization Toolbox системи MATLAB на навчальній вибірці з 81 точок. Результати експериментів показали (рис. 2), що після навчання нев'язка *RMSE* спадає зі збільшенням кількості нечітких правил, але її мінімум в багатьох випадках досягається за неповної бази знань. Порівняння з результатами навчання за ANFIS-алгоритмом показало, що точність ідентифікації компактних нечітких баз знань приблизно така ж, як і для запропонованого підходу. Але за ANFIS-навчання часто отримуємо непрозорі нечіткі бази знань. На кривих навчання добре простежується «плато насичення», коли додавання нових правил майже не змінює адекватність нечіткої моделі після навчання. Як приклад, на рис. 3 наведено компактні нечіткі бази знань з 3–4 правил, які за *RMSE* майже не поступаються найточнішим моделям з 8–16 правил.

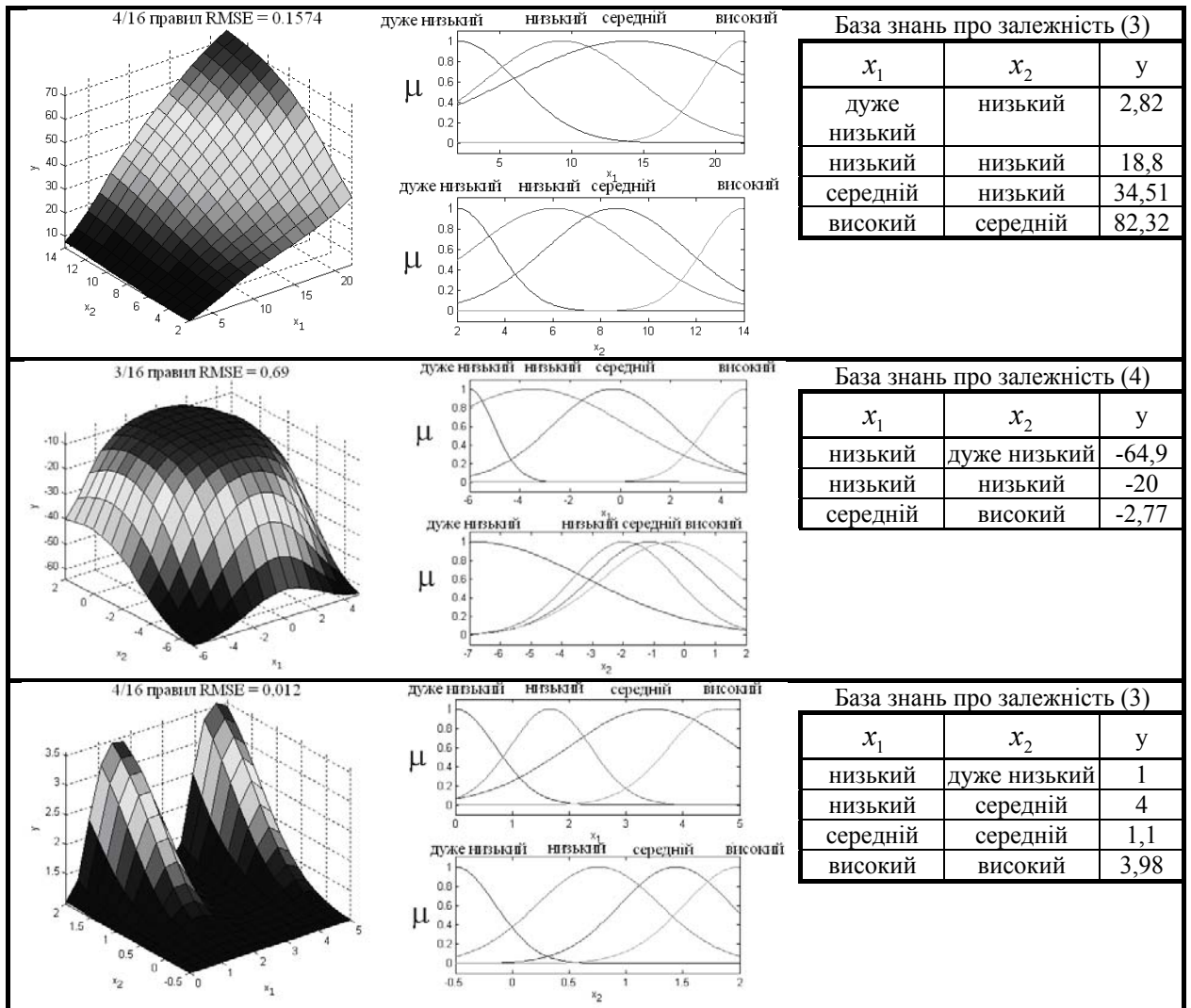


Рис. 3. Компактні нечіткі бази знань після навчання

Зведемо результати усіх експериментів до одного масштабу (рис. 4). Для цього для кожної бази знань розрахуємо відносне відхилення її нев'язки від нев'язки найкращої бази знань. Позначимо цю величину через $\Delta RMSE$. На рис. 4 ромбами виділено результати найкращого навчання для баз знань з однаковою кількістю правил. Експоненційні апроксимації експериментальних даних за результатами найкращого навчання показують, що плато насичення починається при наповненості бази знань правилами на 30–40%. На рис. 5 представлена залежність помилки ідентифікації від кількості настроюваних параметрів. Встановлено, що достатньо не більше 12–15 параметрів щоб отримати адекватну та компактну нечітку сингтонну базу знань, що відповідає трьом – чотирьом правилам за нечіткого розбиття 3×3 , 3×4 , 4×3 , 5×3 , 3×5 або 4×4 .

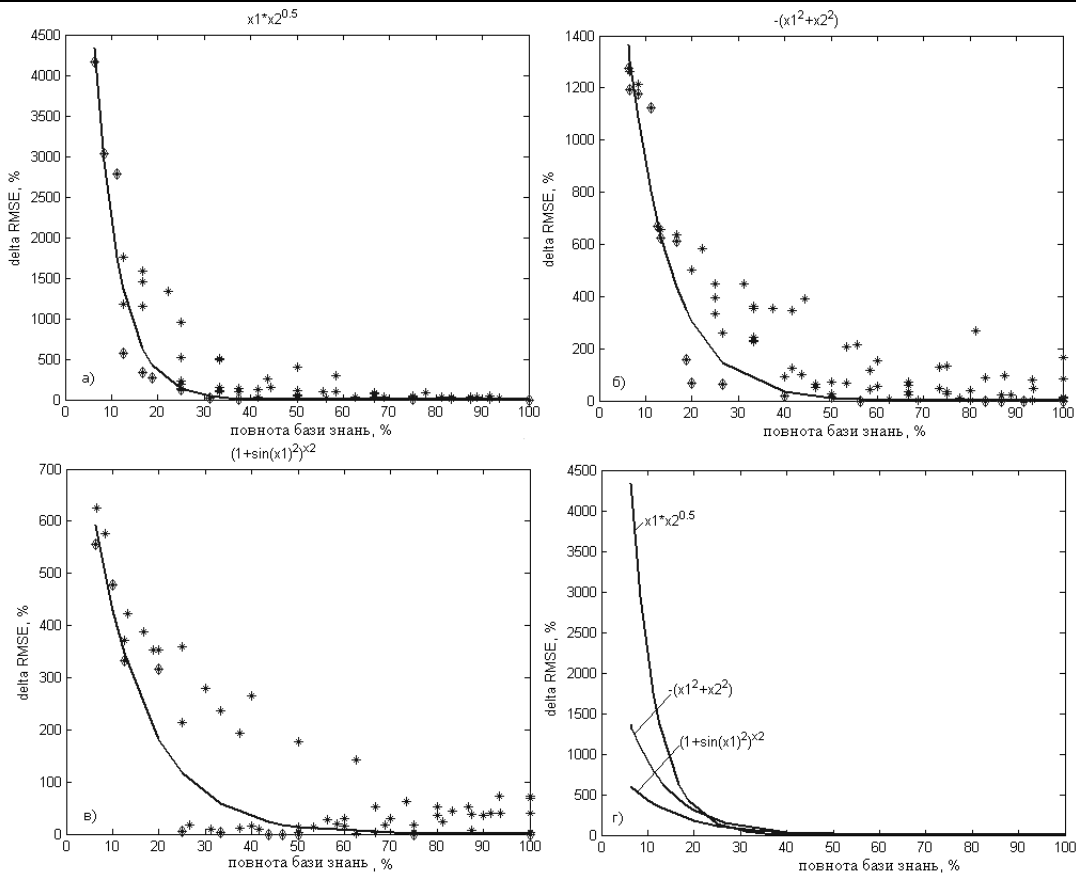


Рис. 4. Залежність похибки ідентифікації від повноти бази знань

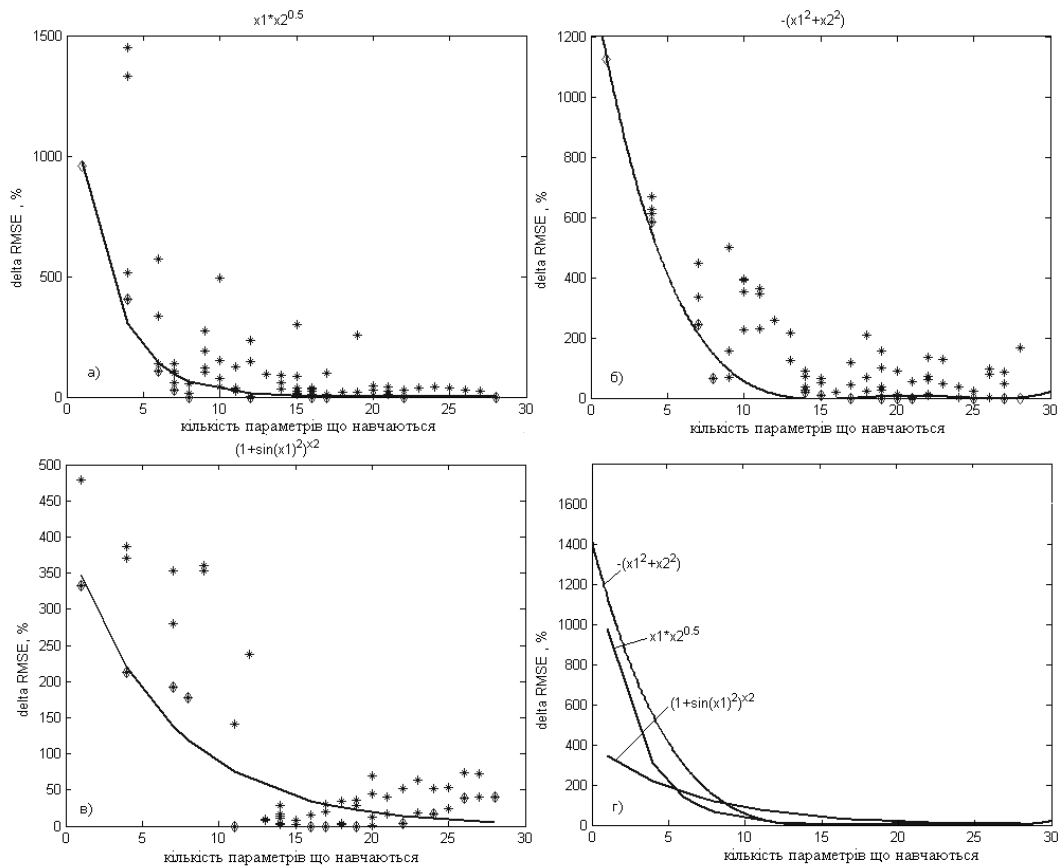


Рис. 5. Залежність похибки ідентифікації від кількості параметрів що налаштовуються

Висновки

В проведеному дослідженні виявлено, що компактну базу знань з достатньою похибкою ідентифікації можна отримати при наповненості бази знань на 30–40%, після чого збільшення кількості

правил істотного не зменшує нев'язку. На нашу думку, це обумовлено: 1) ускладненням задачі оптимізації через збільшення кількості керованих параметрів та 2) збільшенням взаємодії між правилами на їх границях. Встановлено, що після навчання залежність точності вдало спроектованої нечіткої бази знань від її розмірності може бути описана експоненційною залежністю. Для трьох досліджених залежностей прийнятними можуть бути обрані бази знань з трьох– чотирьох нечітких правил, які забезпечують добрий баланс між складністю навчання, тривалістю оптимізації та точністю ідентифікації. Виявлена експоненційна залежність дозволяє наближено відтворити залежність помилки навчання від кількості правил за результатами ідентифікації на основі всього 3 бази знань, наприклад, з наповненням в 70 %, 30 % та 10 %. Подальші дослідження будуть спрямувати на підтвердження отриманих експериментальних висновків під час вирішення реальних задач ідентифікації.

література

1. Holmblad L.P. Control of Cement Kiln by Fuzzy Logic / Holmblad L.P., Osregard J.J. In "Approximate Reasoning in Decision Analysis" (Eds.: Gupta M.M. and Sanchez E.): Amsterdam, New York: Oxford. – 1982. – P. 389– 400.
2. Прикладные нечеткие системы/ Т. Тэрано, К. Асаи, М. Сугэно и др. – М. Мир, 1993. – 368 с.
3. Zimmermann H. – J. Fuzzy Sets Theory and Its Applications / Zimmermann H. – J. 3rd ed. – Kluwer Academic Publisher, 1996. – 435 p.
4. Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB / Штовба С.Д. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 288 с.
5. Precup R. A Survey on Industrial Applications of Fuzzy Control / Precup R., Hellendoorn H // Computers in Industry. – 2011. – Vol. 62, № 3. – P. 213– 226.
6. Wong B. A Survey of the Application of Fuzzy Set Theory in Production and Operations Management: 1998– 2009 / Wong B., Lai V // International Journal of Production Economics. – 2011. – Vol. 129, № 1. – P. 157– 168.
7. Riid A. Identification of Transparent, Compact, Accurate and Reliable Linguistic Fuzzy Models / Riid A., Rustern E // Information Sciences. – 2011 (In Press).
8. Ивахненко А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами / Ивахненко А.Г. – К.: Техніка, 1975. – 312 с.
9. Штовба С.Д. Обеспечение точности и прозрачности нечеткой модели Мамдани при обучении по экспериментальным данным / Штовба С.Д // Проблемы управления и информатики. – 2007. – № 4. – С. 102– 114.
10. Штовба С.Д. Моделивання кількісних показників надійності операторської діяльності нечіткими базами знань / Штовба С.Д // Системні дослідження та інформаційні технології. – 2008. – № 2. – С. 46– 58.

Надійшла до редакції
6.3.2011 р.

УДК 004.415.5

О.Г. ХАРЧЕНКО, В.В. ЯЦИШИН, І.О. БОДНАРЧУК

Національний авіаційний університет, Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

МЕТОДИ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ТА КОНТРОЛЮ ЯКОСТІ WEB-ЗАСТОСУВАНЬ НА СТАДІЯХ ЖИТТЄВОГО ЦИКЛУ

У статті запропоновано методи забезпечення та контролю якості програмних систем на основі моделей якості для формування вимог на різних стадіях життєвого циклу. Забезпечення якості програмних систем реалізує запропонована процедура розробки та комунікації вимог. Контроль якості забезпечено процедурою перевірки виконання вимог якості на кожній стадії ЖЦ. Ефективність запропонованих методів доведено на прикладі web-застосувань.

There are methods of providing and control of software quality in the article on the base of quality models for requirements forming on different stages of life cycle. Offered procedure for design and communication of requirements realizes insurance of quality of software. The quality control is insured by the procedure of checking quality requirements on every stage of life cycle. The efficiency of offered methods is proved on the example of web-applications.

Ключові слова: якість програмного забезпечення, комунікація вимог, оцінювання якості програмних систем, життєвий цикл.

Вступ. Постановка задачі.

Сучасні програмні комплекси інформаційно-пошукових систем масового використання, фінансово-банківських та комерційних систем, корпоративних систем управління, WEB-сервісів та багатьох інших характеризуються високою функціональною інтегрованістю, розподіленістю, відкритістю, мультимедійним представленням результатів [1]. Тому, ключовими вимогами до таких систем при проектуванні, або виборі готових альтернативних програмних продуктів є вимоги якості надання інформаційних послуг користувачу.