

УДК 004.0; 004.8

Рощупкіна Н.В., магістр,
Саченко А.О., д-р техн. наук проф.,
Юсипчук Р.Ю., магістр,
Чернівецький національний університет
ім. Ю. Федьковича

ІНТЕЛЕКТУАЛІЗОВАНА ОБРОБКА ДАНИХ БАГАТОПАРАМЕТРИЧНИХ СЕНСОРІВ НА ОСНОВІ АДАПТИВНОЇ НЕЙРО-НЕЧІТКОЇ СИСТЕМИ ВИВОДУ

Н.В. Рощупкіна, А.О. Саченко, Р.Ю. Юсипчук. Інтелектуалізована обробка даних багатопараметричних сенсорів на основі адаптивної нейро-нечіткої системи виводу. У роботі описано покращений алгоритм і програмну реалізацію інтелектуалізованої обробки даних багатопараметричних сенсорів за рахунок інтеграції модифікованого способу ідентифікації індивідуальних функцій перетворення багатопараметричного сенсора та нейро-нечіткої системи виводу ANFIS. Наведено результат прогнозування даних, при навчанні ANFIS системи із 2,5 % та 10 % зашумленням навчального вектора та з різною кількістю навчальних епох. Пропонований алгоритм дає змогу забезпечити високу точність прогнозованих даних і малу похибку при навчанні нейромережі.

Ключові слова: ANFIS, адаптивна нейро-нечітка система виводу, нейронні мережі, багатопараметричні сенсори, ідентифікація, прогнозування.

Н.В. Рощупкіна, А.О. Саченко, Р.Ю. Юсипчук. Интеллектуализированная обработка данных многопараметрических сенсоров на основе адаптивной нейро-нечеткой системы вывода. В работе описано улучшенный алгоритм интеллектуализированной обработки данных многопараметрических сенсоров за счет интеграции модифицированного способа идентификации индивидуальных функций преобразования многопараметрического сенсора и нейро-нечеткой системы вывода ANFIS. Проведена разработка, программная реализация, исследования предлагаемого алгоритма. Приведен результат прогнозирования данных, при обучении ANFIS системы с 2,5 % и 10 % зашумлением обучающего вектора и с разным количеством учебных эпох. Предлагаемый алгоритм позволяет обеспечить высокую точность прогнозируемых данных и малую погрешность при обучении нейросети.

Ключевые слова: ANFIS, адаптивная нейро-нечеткая система вывода, нейронные сети, многопараметрические сенсоры, идентификация, прогнозирование.

N.V. Roshchupkina, A.O. Sachenko, R.U. Usupchuk. Intelligent Data Processing of Multisensors Based On Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. This paper describes an improved algorithm of intelligent data processing by integrating to the modified identification method of individual characteristic curve together with adaptive neuro-fuzzy inference system. Implementing, software programming, studies of the proposed algorithm is showed in this paper. The result of data prediction with training of ANFIS system with 2.5% and 10% noisy inserted in training vectors and with different number of training epochs also showed. The proposed algorithm provides high accuracy of data prediction and low neural network learning error.

Keywords: ANFIS, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, Multisensor, Identification, Prediction, Conversion Function, Individual Characteristic Curve.

Сенсори, що набувають все більшого розповсюдження, поділяються на традиційні однопараметричні сенсори з вихідним сигналом, залежним від однієї фізичної величини, і багатопараметричні сенсори (БПС), вихідний сигнал яких залежить від декількох фізичних величин [1, 8]. Враховуючи раціональність останніх, все більше досліджень проводиться у напрямку розширення сфери застосування БПС.

Неідеальність сенсорів [1] приводить до того, що на їх вихідний сигнал впливають також інші фізичні величини, що веде до похибки вимірювання [2]. Відомі методи корекції [3, 4, 8] в

більшості випадків не пристосовані для одночасної корекції похибок вимірювання декількох фізичних величин. Для цього потрібно провести ідентифікацію їхніх індивідуальних функцій перетворення [4]. Існує велика кількість методів та способів ідентифікації індивідуальної функції перетворення БПС [1]. Серед них можна виділити перевірку сенсора в ряді точок із наступною апроксимацією методами: поліноміальної апроксимації, апроксимацією раціональними функціями (з використанням базису Флоатера-Хорманна), апроксимація сплайнами (регресійним сплайном зі штрафною функцією) [6], апроксимація з використанням лінійного методу найменших квадратів. Однак, вартість такого лабораторного обладнання досить висока, так як, за звичай, необхідно використати достатньо велику кількість точок. Найбільш повний аналіз методів ідентифікації вихідних сигналів БПС здійснено в [9]. Автори проаналізували 23 методи ідентифікації, базовані на машинному навчанні, статистичних та нейромережових підходах і порівняли їх кількісно та якісно. Їх висновки зводяться до того, що нейромережові методи дають найкращі показники, проте вимагають довгого часу навчання та інтуїції експерта-дослідника для цілеспрямованого застосування.

Для ідентифікації індивідуальних функцій перетворення БПС може бути застосований спосіб [1], де прогноз результатів перевірки в точках, де перевірка не проводилась, проводять з допомогою набору нейронних мереж. Однак, ряд задач вимагає більш прискореного навчання і адаптації до умов експлуатації, тому авторами висунуто ідею інтеграції модифікованого способу ідентифікації індивідуальних функцій перетворення БПС [1] з адаптивною нейро-нечіткою системою виводу ANFIS [7]. Адаптивна нейро-нечітка система виводу — ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System), запропонована Янгом (R. Jang) [5], реалізує систему нечіткого виведення Такагі-Сугено [10] у вигляді п'ятишарової нейронної мережі прямого поширення сигналу. Ця система поєднує переваги нейромереж та апарат нечіткої логіки, вона має високу апроксимуючу здатність і дозволяє формалізувати та включити в модель нечітку інформацію, отриману від експертів і представлена в лінгвістичній формі [7].

Для реалізації висунутої ідеї в структуру алгоритму [1] введено три нових процедури: процедуру формування навчального і прогнозуючого векторів для ANFIS; процедуру навчання ANFIS; процедуру прогнозування даних із використанням ANFIS.

Процедура формування навчального і прогнозуючого векторів для ANFIS складається із наступних кроків: головний модуль UAITF (рис. 1) програми формування навчального і прогнозуючого векторів для ANFIS зчитує дані індивідуальної функції перетворення БПС, зчитує відсоток випадкової похибки зашумлення навчального вектору, записує модель адитивної та мультиплікативної похибок та їхні значення (степені поліномів та їхні знаки згідно [1]). Далі виконується процедура формування навчальної вибірки: розміщується значення точок дійсної перевірки, що належать прямій; розміщується значення цілої лінії; розміщується наступне значення в шарі (що знаходяться рядом); розміщується значення найменш подібне (саме віддалене), останнім розміщується значення, яке шукається (результат, мета перевірки). Після зчитування відсортованих даних зчитуються кількості епох навчання та викликається модуль UTest (рис. 1), який забезпечує взаємодію графічного інтерфейсу програми із програмами Matlab. Модулю UTest передаються вищезгадані зчитані дані у відповідному форматі. Модуль також фіксує значення часу від початку до закінчення навчання та передає ці значення у модуль UAITF для відображення. Далі управління передається модулю CreateAndTrainANFIS (рис. 1), який генерує FIS-структури і бази правил, зчитує задані параметри навчання та початкові значення (рис. 2).

Процедура навчання ANFIS реалізується сукупністю наступних кроків: спочатку визнаються правила, які впливають на результат (ті, що не дорівнюють нулю) і виконується перевірка: якщо є нерозглянуті правила, які впливають на результат, то розраховується приріст параметрів функцій приналежності, далі змінюється значення параметрів функцій приналежності на розраховану величину (на цих двох кроках відбувається навчання вузлів вихідного шару). Інакше, якщо розглянуті всі правила, що впливають на результат, виконується перехід до обчислення вихідного значення мережі.

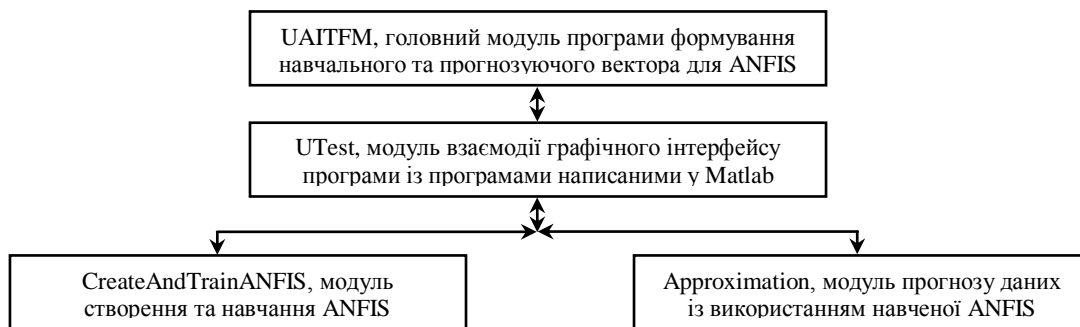


Рис. 1. Узагальнена структура модулів

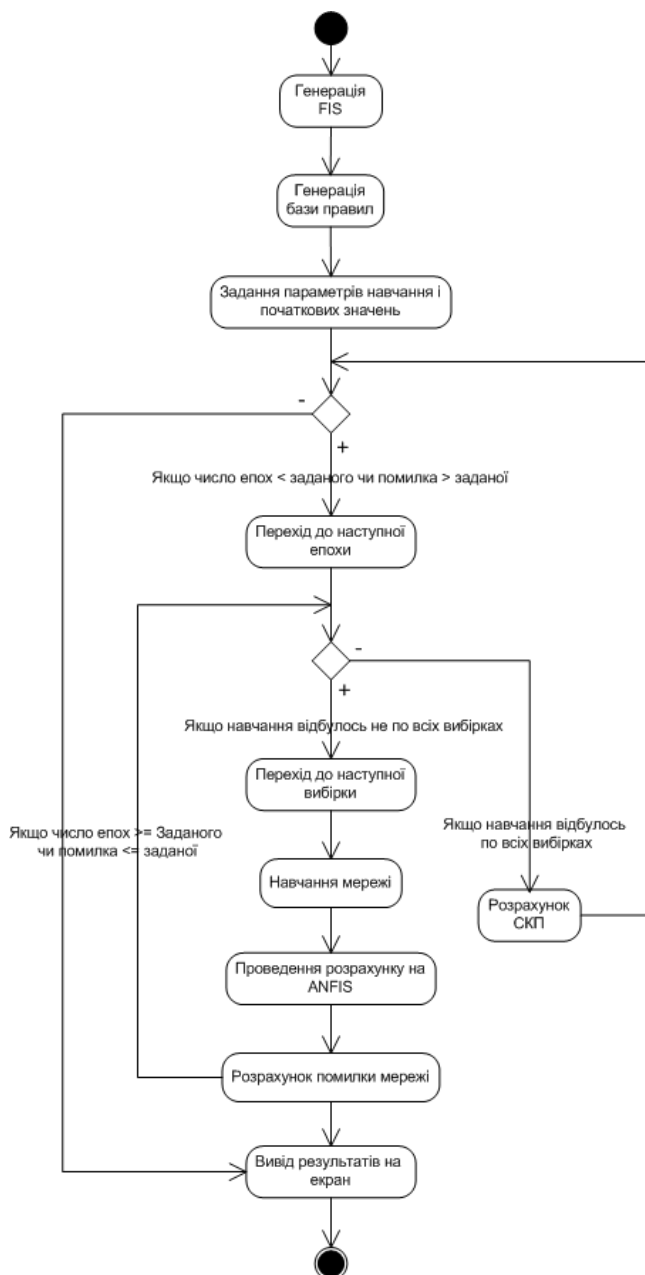


Рис. 2. Діаграма станів модуля CreateAndTrainANFIS

На наступному кроці розраховується залишкова помилка. Далі виконується наступна перевірка: якщо є нерозглянуті правила, які впливають на результат, то здійснюється виявлення вузлів першого шару, що являються передумовами поточного правила; обчислюється похідна функції приналежності вузлів першого шару; обчислюється приріст параметрів функції приналежності та здійснюється зміна параметрів функції приналежності першого шару. В іншому випадку, якщо розглянуті всі правила, виконується вихід із процедури.

Після виконання навчання ANFIS, користувач може здійснити прогнозування даних. Для цього використовується модуль Approximation (рис. 1), послідовність операцій в якому наступна: спочатку через модуль UTest отримується вхідний вектор для апроксимації, тобто мета прогнозу (останній стовбець). Далі за допомогою функції readfis, набору інструментів Fuzzy Logic Toolbox, пакету Matlab, завантажується Fis-структура зі збереженого файлу з навченою мережею. Далі відбувається апроксимація мети прогнозу шляхом обробки вхідного вектора із використанням навченої мережі та функції виконання нечіткого виводу за допомогою команди evalfis. . Результат апроксимації, за допомогою модуля UTest передається у головний модуль UAITEF для відображення та побудови графіків мети прогнозу та отриманого результату прогнозу. У головному модулі отримані результати можна зберегти у вигляді графічного файлу.

Для реалізації алгоритму інтелектуалізованої обробки даних багатопараметричних сенсорів розроблено програмне забезпечення з виконанням наступних функцій: зчитування індивідуальної функції перетворення БПС; зчитування відсотку зашумлення навчального вектора; зчитування адитивної та мультиплікативної похибки; зчитування кількості епох навчання ANFIS; створення навчального і прогнозуючого векторів, які можна в подальшому переглянути за допомогою відповідних вкладок головного вікна програми; запуску програми навчання ANFIS на відповідному сформованому навчальному векторі з вкладки “Навчання нейромережі” головного вікна програми та проведення прогнозу даних; завантаження FIS-структури навченої мережі та проведення прогнозу даних; перегляду результатів навчання і прогнозу та збереження їх у графічний файл.

Основний графічний інтерфейс програми реалізовано в середовищі Borland C++ Builder, а власне програмне забезпечення — у контролері. Експериментальні дослідження контролера показали, що при збільшенні кількості епох навчання системи, зменшується похибка, і збільшується точність прогнозованих даних. При 2,5 % зашумленні навчального вектора, де кількість епох навчання більша 1000 — відбувається перенавчання ANFIS. Тому при такому відсотку шуму ефективно використовувати кількість епох навчання, що менша за 1000 [7].

Крім того, проведено вибірккові експериментальні дослідження для другої степені поліному моделі похибки та четвертої і другої степені поліному моделі похибки згідно з [1], при 3-х епохах навчання та значеннях шуму більших за 2,5 % (із кроком у 5,0 % до 30,0 %). Результати експериментів показали, що середні значення для прогнозу даних не перевищували 1 % аж до значень випадкової складової у 10 % від номінального, що свідчить про здатність запропонованого алгоритму подавлювати великі значення випадкового шуму.

У таблиці і рис. 3 наведено результат навчання системи ANFIS, що навчалася при 2,5 % зашумленні навчального вектора, з кількістю навчальних епох, рівною 20, 200, 400, та 1000.

Навчання системи ANFIS при зашумленні навчального вектора на 2,5 %

№ експерименту	Кількість епох	Час навчання (год.: хв.)	Похибка навчання
1	20	0:02	4,2E-07
2	200	0:14	3,5E-07
3	400	1:06	2,8E-07
4	1000	2:05	2,4E-07

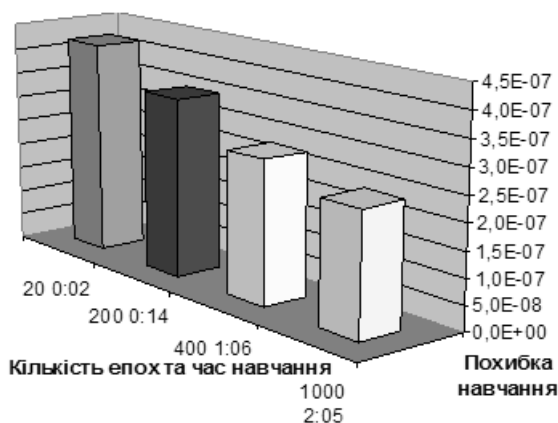


Рис. 3. Діаграма залежності похибок навчання ANFIS системи при 2,5 % зашумленні навчального вектора від кількості епох та часу навчання

Можна виділити наступні переваги пропонуваного алгоритму інтелектуалізованої обробки даних БПС: прискорення навчання та прогнозу, яке досягається завдяки однократному навчанню та невеликій кількості епох навчання; стабільність результату навчання (не залежить від кількості запусків); здатність подавлювати випадкові складові похибок із великою амплітудою (це в 4 рази краще у порівнянні із відомим способом [1]).

Даний алгоритм доцільно застосовувати, наприклад, при обробці сигналів сенсорів в інформаційних системах для оцінки рівня ультрафіолетового випромінювання на пляжах, у соляріях то що. Вони допомагають визначити рівень і розрахувати час можливого знаходження на сонці, що важливо для людей із типом шкіри вразливим до еритеми

(сонячних опіків), яка може призводити до захворювань шкіри та раку шкіри.

Таким чином, на основі інтеграції модифікованого способу ідентифікації індивідуальних функцій перетворення багатопараметричного сенсора та адаптивної нейро-нечіткої системи виводу ANFIS запропоновано алгоритм інтелектуалізованої обробки даних багатопараметричного сенсора, який поєднує переваги нейромереж та апарат нечіткої логіки, що дало змогу зменшити час навчання мережі, зменшити кількість епох навчання.

На базі алгоритму розроблено і реалізовано в контролері програмне забезпечення, експериментальні дослідження якого підтвердили високу точність прогнозованих даних (середні значення похибки не перевищували 1%), і малу похибку при навчанні ($2,4 \cdot 10^{-7}$ %), а також здатність подавлювати випадкові складові похибок із великою амплітудою (це в 4 рази краще у порівнянні із відомим способом [1]).

В майбутньому передбачено подальші дослідження алгоритму інтелектуалізованої обробки даних БПС, а саме у напрямку розширення діапазону епох навчання, часу навчання, тощо. Перспективним також є дослідження можливостей розпаралелювання алгоритму навчання.

Література

1. Roshchupkin, O. Reducing the Calibration Points of Multisensors / O. Roshchupkin, R. Smid, V. Kochan, A. Sachenko // Proceedings of the 9th IEEE International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices (SSD'2012)). — Chemnitz (Germany), March 20 — 23, 2012. — P. 1 — 6.
2. Государственная система обеспечения единства измерений. Нормируемые метрологические характеристики средств измерений : межгосударственный стандарт. ГОСТ 8.009-84. — Офиц. изд. — На заміну ГОСТ 8.009-72; Введ. з 01.01.86. — М.: Издательство стандартов, 2003. — 26 с.
3. Калиткин, Н.Н. Численные методы / Н.Н. Калиткин; под ред. А.А. Самарского. — СПб.: БХВ-Петербург, 2011. — 586 с.
4. Новицкий, П.В. Оценка погрешностей результатов измерений / П.В. Новицкий, И.А. Зограф. — 2-е изд., перераб. и доп. — Л.: Энергоатомиздат, 1991. — 301 с.
5. Jang, J.-S.R. ANFIS: Adaptive-Network-based Fuzzy Inference Systems / J.-S.R. Jang // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. — 1993. — Vol. 23, No. 3. — P. 665 — 685.
6. Уолш, Дж.Л. Интерполяция и аппроксимация рациональными функциями в комплексной области / Дж.Л. Уолш; пер. с англ. А.А. Гончара, С.Я. Хавинсона. — М.: Иностран. лит., 1961. — 508 с.

7. Юсипчук, Р.Ю. Дослідження адаптивної нейро-нечіткої системи логічного виведення для багатопараметричного сенсора в інтелектуальному контролері / Р.Ю. Юсипчук, А.О. Саченко, О.Ю. Рошупкін // *Матеріали другої міжнародної наукової конференції студентів та молодих вчених "Сучасні Інформаційні Технології 2012"*, 26 — 27 квітня 2012 р. Інститут комп'ютерних систем. — Одеса: ОНПУ, 2012. — С. 7.
8. Auge, J. High-speed multi-parameter data acquisition and web-based remote access to resonant sensors and sensor arrays / J. Auge, K. Dierks, F. Eichelbaum, P. Hauptmann // *Sensors and Actuators B*. — 2003. — Vol. 95, No. 1-3. — P. 32 — 38.
9. Michie, D. Machine Learning, Neural and Statistical Classification / D. Michie, D.J. Spiegelhalter, C.C. Taylor. — New York: Ellis Horwood, 1994. — 290 p.
10. Takagi T. Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control / T. Takagi, M. Sugeno // *IEEE Trans. On System, Man and Cybernetics*. 1985 — Vol 15(1). — P. 116 — 132.

References

1. Roshchupkin, O. Reducing the Calibration Points of Multisensors / O. Roshchupkin, R. Smid, V. Kochan, A. Sachenko // *Proceedings of the 9th IEEE International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices (SSD'2012)*. — Chemnitz (Germany), March 20 — 23, 2012. — pp. 1 — 6.
2. State system for ensuring the uniformity of measurements. Standardized metrological characteristics of measuring instruments: GOST 8.009-84. — Official edition. — To replacing of GOST 8.009-72 ; Inserted on 01.01.86. — Moscow, 2003. — p. 26.
3. Kalitkin, N.N. Chislennyye metody [Numerical Methods] / N.N. Kalitkin, ed. A.A. Samarskii.— St.-Petersburg, 2011. — 586 p.
4. Novitsky, P.V. Ocenka pogreshnostej rezul'tatov izmerenij [Evaluation of measurement errors] / P.V. Novitsky, I.A. Zograf. — 2nd ed., Rev. and add. — Leningrad, 1991. — 301 p.
5. Jang, J.-S.R. ANFIS: Adaptive-Network-based Fuzzy Inference Systems / J.-S.R. Jang // *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. — 1993. — Vol. 23, # 3. — pp. 665 — 685.
6. Walsh, J.L. Interpoljacija i aproksimacija racional'nymi funkcijami v kompleksnoj oblasti [Interpolation and approximation by rational functions in the complex domain] / J.L. Walsh, trans. from English. — Moscow, 1961. — 508 p.
7. Yusypchuk, R.Y. Doslidzhennya adaptivnoyi nejro-nechitkoyi systemy lohichnoho vyvedennya dlya bahatoparametrychnoho sensora v intelektual'nomu kontroleri [Study of adaptive neuro-fuzzy inference system for multiparameter sensor in intelligent controller] / R.Y. Yusypchuk, A. Sachenko, O. Roschupkin // *Proceedings of the second International Conference of Students and Young Scientists "Modern Information Technologies 2012"*, 26 — 27 April 2012 Institute of Computer Systems. — Odessa, 2012. — p. 7.
8. Auge, J. High-speed multi-parameter data acquisition and web-based remote access to resonant sensors and sensor arrays / J. Auge, K. Dierks, F. Eichelbaum, P. Hauptmann // *Sensors and Actuators B*. — 2003. — Vol. 95, # 1-3. — pp. 32 — 38.
9. Michie, D. Machine Learning, Neural and Statistical Classification / D. Michie, D.J. Spiegelhalter, C.C. Taylor. — New York: Ellis Horwood, 1994. — 290 p.
10. Takagi, T. Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control / T. Takagi, M. Sugeno // *IEEE Trans. On System, Man and Cybernetics*. 1985 — Vol. 15(1). — pp. 116 — 132.

Рецензент д-р техн. наук, проф. Одес. нац. політехн. ун-ту Крисілов В.А.

Надійшла до редакції 24 грудня 2012 р.