

МЕТОД РОЗПІЗНАВАННЯ ВИХІДНОГО СИГНАЛУ МУЛЬТИСЕНСОРА ЗА ДОПОМОГОЮ МОДУЛЬНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

І.В. Турченко

Тернопільський національний економічний університет,
вул. Львівська, 1, Тернопіль, 46020, Україна; e-mail: iryna.turchenko@gmail.com

Розглянуто метод розпізнавання вихідного сигналу мультисенсора за допомогою модульних нейронних мереж. Вихідний сигнал мультисенсора описано за допомогою набору математичних моделей. Математичні моделі розглянуті для випадків, коли характеристики перетворення по фізичних величинах мають додатні похідні, від'ємні похідні, похідні різного знаку при збільшенні та зменшенні амплітуди вихідного сигналу мультисенсора. Підвищення точності розпізнавання підтверджено результатами імітаційного моделювання.

Ключові слова: мультисенсор, розпізнавання, модульні нейронні мережі

Вступ

Останнім часом все більшого поширення набувають сенсори, вихідний сигнал яких навмисно залежить від декількох фізичних величин, так звані багатопараметричні або мультисенсори (МС) [1]. Такі сенсори використовуються для одночасного збору даних про декілька фізичних величинах. При цьому вимірювані величини впливають на всі параметри вихідного сигналу МС. Наприклад, чутливий елемент МС може бути виконаний у вигляді плівки, яка контактує з вимірюваними фізичними величинами. Таку структуру мають сенсори, які використовуються для ідентифікації різних типів забруднень при екологічних дослідженнях, а також сенсори ідентифікації вибухонебезпечних газів [2] в гірничодобувній промисловості. Останні виконані на базі плівки SnO_2 , яка при нагріванні робочим струмом стає чутливою до концентрацій оксиду вуглецю (CO) і метану (CH_4). Вихідною величиною цих сенсорів є провідність, значення якої залежать від обох фізичних величин. Тому виникає завдання ідентифікації інформації, що знаходиться у вихідному сигналі МС, з метою визначення значень окремих фізичних величин. Точне визначення значень фізичних величин дозволить підвищити достовірність даних, що надходять користувачеві від системи збору та обробки сенсорних даних. Іншими словами, маючи один вихідний сигнал МС необхідно визначити, яка складова його сигналу характеризує кожен окрему фізичну величину. Тому фізичний зміст цього завдання зводиться до відомої в теорії обробки даних задачі розпізнавання образів.

Методи розпізнавання вихідних сигналів МС розроблялися багатьма вченими. Дедре [3] здійснив якісний аналіз методів класифікації, популярних в загальній хімометрії, наприклад, методи гнучкого незалежного моделювання аналогій класу (soft independent modeling of class analogy – SIMCA) та дискримінантного лінійного аналізу (linear discriminate analysis - LDA). Основні висновки цієї роботи полягають у тому, що: по-перше, вибір кращого алгоритму розпізнавання сильно залежить від сфери застосування, та, по-друге, кращі результати забезпечуються застосуванням змішаних підходів. Найбільш повний аналіз алгоритмів розпізнавання вихідних сигналів МС

хімічних величин [4] включає 23 методи розпізнавання, що базуються на машинному навчанні, статистичних та нейромережових підходах, а також їх якісне та кількісне порівняння. Результат цього аналізу зводиться до того, що нейромережові методи дають найкращі результати, однак вимагають довгого часу навчання та інтуїції експерта-дослідника для їх цілеспрямованого застосування. Як показано в [5], нейромережові методи показують кращі результати в порівнянні з іншими математичними підходами завдяки узагальнюючим властивостям нейронних мереж (НМ), що шляхом самонавчання можуть найбільш оптимально налаштуватися на вирішувану задачу.

Однак розглянуті вище відомі рішення здійснюють розпізнавання на основі даних, отриманих від масиву сенсорів (sensors arrays). Це призвело до використання дуже складних архітектур НМ, що містять 8 і більше нейронів у вхідному шарі, 16 і більше нейронів у прихованому шарі. На відміну від згаданих методів, метою даної статті є дослідження ефективності найбільш відомої нейромережової парадигми - багатошарового перцептронну з алгоритмом навчання зворотного поширення помилки. Його вивченість та хороше сходження алгоритмів навчання [6-7] робить його привабливим для широкого використання, зокрема, в системах реального часу на базі мікроконтролерів. Цей підхід буде застосований для розпізнавання вихідного сигналу одного МС у двох режимах його роботи для підвищення достовірності розпізнавання двох фізичних величин - концентрацій оксиду вуглецю (СО) і метану (СН₄). Таке завдання є надзвичайно важливим для шахтних вентиляційних мереж [8].

Математичні моделі вихідного сигналу мультисенсора

У зв'язку з відсутністю нормованих характеристик перетворення (ХП) МС провести прямі дослідження нейромережових методів розпізнавання не є можливим. Тому для вирішення поставленого завдання, доцільно розробити математичну модель МС. Така модель може бути розроблена на основі аналізу ХП широко використовуваних газових сенсорів типу TGS. Як прототип для побудови математичної моделі був обраний сенсор TGS-813 [9]. У таблиці 1 представлені результати дослідження індивідуальної ХП цього МС, виконані в рамках спільного польсько-грецького дослідницького проекту в Сілезькому вугільному басейні [10]. Для забезпечення розпізнавання обох вхідних величин використовувалися 2 режиму роботи МС, що перемикалися шляхом зміни напруги джерела живлення. При різних напругах живлення МС має різні ХП. В комірках таблиці вказані значення провідності МС (у мікро Сіменсах), що відповідають зазначеним у заголовках значенням концентрацій СО і СН₄. У чисельнику кожної комірки таблиці вказано значення провідності для напруги живлення 4 вольт, у знаменнику - для 5 вольт. Дані таблиці підтверджують висновок про істотну нелінійність ХП МС по обом вхідним величинам.

Таблиця 1.
Значення провідності МС TGS-813 при різних концентраціях СО та СН₄

$C_{CO} \backslash C_{CH_4}$	0	0.05%	0.1%	0.15%	0.2%
0	21.6 / 24.4	52.5 / 31.7	70.7 / 35.3	85.3 / 43.5	95.9 / 44.9
0.05%	28.2 / 43.3	58.8 / 45.3	75.2 / 58.2	87.7 / 60.5	96.4 / 51.1
0.1%	34.5 / 64.5	66.7 / 65.6	81.0 / 73.8	91.3 / 75.7	98.3 / 77.4
0.15%	45.3 / 96.1	75.6 / 100.3	87.2 / 103.8	95.3 / 106.3	100.6 / 108.7
0.2%	61.0 / 134.0	84.1 / 134.8	93.0 / 136.8	100.0 / 138.6	102.9 / 140.2

Однак забезпечення розпізнавання значень окремих фізичних величин (концентрацій газів) нейронними мережами на прикладі характеристик перетворення одного конкретного МС не вирішує питання можливості та доцільності застосування НМ для вирішення цього завдання в загальному випадку. Тому необхідна розробка узагальненої математичної моделі МС, що забезпечує дослідження можливості застосування нейромережевої парадигми для сімейства МС, виконаних за тонкоплівковою технології SnO₂. Таким чином, з даних таблиці 1 необхідно зробити висновок про загальний характер поверхонь, що описують ХП МС та можливості їх варіацій [11]. Слід враховувати, що необхідно моделювати одночасно два варіанти ХП, що відповідають двом режимам роботи МС. Аналіз технічної документації та результатів дослідження різних типів МС показує, що можливі наступні поєднання параметрів математичних залежностей, що моделюють ХП МС:

1. ХП МС у двох режимах роботи мають по першій фізичній величині додатні перші і другі похідні, а по другій - від'ємну першу і додатну другу похідні;
2. ХП МС у двох режимах роботи мають по першій фізичній величині додатні перші і від'ємну другу похідні, а по другій - від'ємну першу і другу похідні;
3. ХП МС в першому режимі роботи мають по першій фізичній величині додатну першу і від'ємну другу похідні, а по другій - від'ємну першу і другу похідні. У другому режимі роботи ХП МС мають по обох фізичних величинах від'ємну першу і другу похідні;
4. ХП МС в першому режимі роботи мають по першій фізичній величині додатні першу і другу похідні, а по другій - від'ємну першу і додатну другу похідні. У другому режимі - по першій фізичній величині додатну першу і від'ємну другу похідні, а по другій - від'ємні першу і другу похідні. При цьому ХП в обох режимах роботи перетинаються.

Чисельний аналіз показав, що такі ХП можуть бути про імітовані за допомогою добутку двох поліномів різного порядку з різними коефіцієнтами [11]:

$$Y = (A \times (X_1 + B)^k + C \times (X_1 + B)) \times (D \times (X_2 + E)^l + F \times (X_2 + E)) \times G,$$

де

X_1 і X_2 - концентрації СО і СН₄,

B, E - зміщення, що враховують початковий опір МС.

Всі зазначені вище чотири варіанти ХП МС реалізуються зміною значень і полярності коефіцієнтів A, B, C, D, E, F, G і показників ступеня k і l [12]. Зображення поверхонь, що відповідають варіантам (1)...(4), представлені на рис. 1. Найбільш адекватною ХП МС TGS-813 є модель (2), так як значення вихідного сигналу МС росте (перша похідна додатна), а швидкість росту сповільнюється (друга похідна від'ємна). Однак ХП МС можуть змінюватися в досить широких межах. Тому необхідно дослідити можливості розпізнавання вихідного сигналу МС для згаданих вище чотирьох варіантів, що відображають граничні відхилення ХП від номінальних. На рис. 1 верхні поверхні описують ХП МС в першому режимі роботи, нижні - в другому режимі роботи. Значення по осях рис. 1 представлені в умовних одиницях. Для формування вибірок навчання НС ці поверхні були спроектовані на вісь ординат таким чином, що по осі ординат відкладені значення вихідного сигналу МС в першому і в другому режимах роботи, а по осі абсцис - відповідні їм значення двох вхідних фізичних величин.

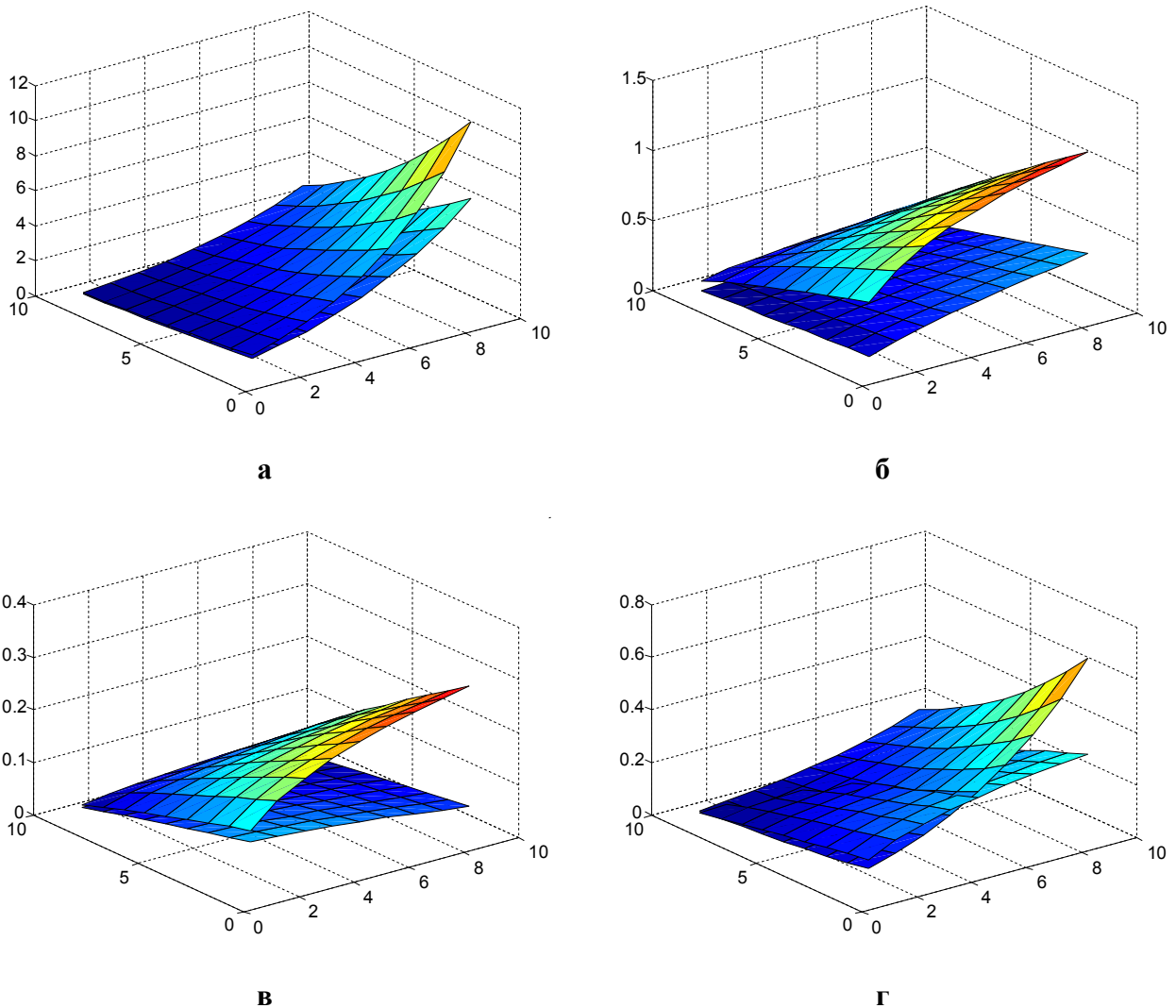


Рис. 1. Математичні моделі вихідного сигналу МС: а – для варіанту (1); б – для варіанту (2); в – для варіанту (3); г – для варіанту (4)

Метод модульних нейронних мереж для розпізнавання сигналу мультисенсора

Серед відомих структур НМ, які вирішують задачі розпізнавання значень фізичних або хімічних величин на основі сенсорних даних, доцільно вибрати просту модель багатошарового перцептрона враховуючи його хороші узагальнюючі властивості і додатний досвід застосування іншими дослідниками [4]. Кількість нейронів вихідного шару НМ має відповідати кількості вхідних фізичних величин МС і дорівнює двом. Кількість нейронів вхідного шару НМ визначається кількістю режимів роботи НМ, що також дорівнює двом. Кількість нейронів прихованого шару має бути достатнім для забезпечення необхідної точності розпізнавання. Однак надмірне збільшення цієї кількості може призвести до погіршення узагальнюючих властивостей НМ [6]. Для проведення досліджень використана гетерогенна НМ з різними функціями активації нейронів в прихованому і вихідному шарах. У порівнянні з гомогенними (функції активації нейронів в шарах однакові), гетерогенні НМ забезпечують кращу здатність до навчання (універсальність) на різних даних за рахунок застосування функцій активації різної природи. У гетерогенних НМ для навчання доцільно використовувати алгоритм багаторазового поширення помилки (multiple propagation

error) [7], який є модифікацією алгоритму зворотного поширення помилки [6] (back propagation error) шляхом налаштування вагових коефіцієнтів тільки одного шару на кожному кроці навчання. Цей алгоритм дозволяє підвищити стабільність процесу навчання НМ за рахунок усунення явища розсинхронізації навчання для шарів НМ з різними функціями активації [7].

Отримані результати імітаційного моделювання методу розпізнавання за допомогою одномодульної НМ [11, 12] показали середнє і максимальне відносне відхилення розпізнавання 1% і 8% для першої фізичної величини і 5% і 18% для другої фізичної величини. Похибка 5% і вище не задовольняє вимоги безпеки шахтних вентиляційних мереж - концентрація метану 1.5% є вибухонебезпечною, при якій все обладнання має бути вимкнене, а люди евакуйовані з небезпечних ділянок [8].

Широко відомим прийомом підвищення точності вимірювань є розбиття широкого діапазону вхідних сигналів на ряд піддіапазонів. По відношенню до методу розпізнавання за допомогою НМ розбиття на діапазони означає використання окремої НМ для кожного піддіапазону. У теорії НМ такий підхід називається модульними нейронними мережами [13]. При цьому велике або багатопараметричне завдання розбивається на ряд елементарних завдань, вирішується окремими НМ з незалежними вибірками навчання, а приватні рішення об'єднується в один результат. Використовувати цей підхід дозволяє відсутність взаємозв'язку між значеннями вихідного сигналу МС і вихідними фізичними величинами в окремих піддіапазонах.

Згідно з методом розпізнавання вихідного сигналу МС за допомогою модульних НМ (рис. 2), вся вибірка навчання (81 вектор) розділена на три підвибірки розміром 27 навчальних векторів. Відповідно оригінальна вибірка тестування (576 векторів) також розділена на три підвибірки розміром 192 вектора. Кожен модуль НМ функціонував окремо, здійснюючи розпізнавання вихідного сигналу МС у своєму діапазоні.

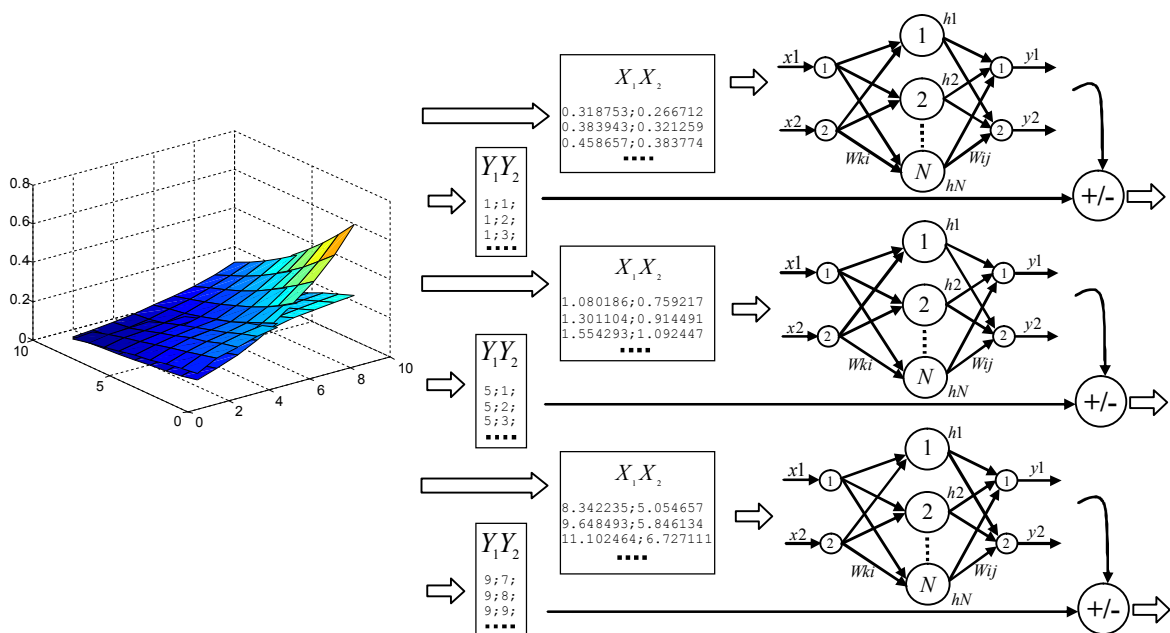


Рис. 2. Метод розпізнавання вихідного сигналу МС модульними НМ

Імітаційне моделювання методу

Для імітаційного моделювання використано середовище MATLAB 6.5. Кожен модуль НМ складався з 2 нейронів вхідного і 2 нейронів вихідного шару. Згідно з

результатами попередніх експериментальних досліджень найвищу точність розпізнавання при застосуванні одномодульної НМ забезпечує архітектура з 10 нейронами прихованого шару [11, 12]. Були досліджені усереднені по чотирьох математичних моделях залежності максимального і середнього відносного відхилення розпізнавання обох фізичних величин. Дослідження проводилися при зміні значення сумарної середньоквадратичної помилки навчання НМ (4) до значень 10^{-2} , 10^{-3} , 10^{-4} та 10^{-5} . Результати імітаційного моделювання по розпізнаванню двох фізичних величин згідно з методом модульної НМ наведено на рис. 3. Як видно, при навчанні НМ до значення середньоквадратичної помилки 10^{-5} , метод модульних НМ забезпечує середнє і максимальне відносні відхилення розпізнавання менше 1% і 2% відповідно, що дозволяє говорити про достатню точність запропонованого підходу. Таким чином, метод розпізнавання за допомогою модульних НМ показав зменшення максимального відносного відхилення розпізнавання в 5-10 разів, а середнього відносного відхилення розпізнавання в 3-4 рази в порівнянні з методом одномодульної НМ.

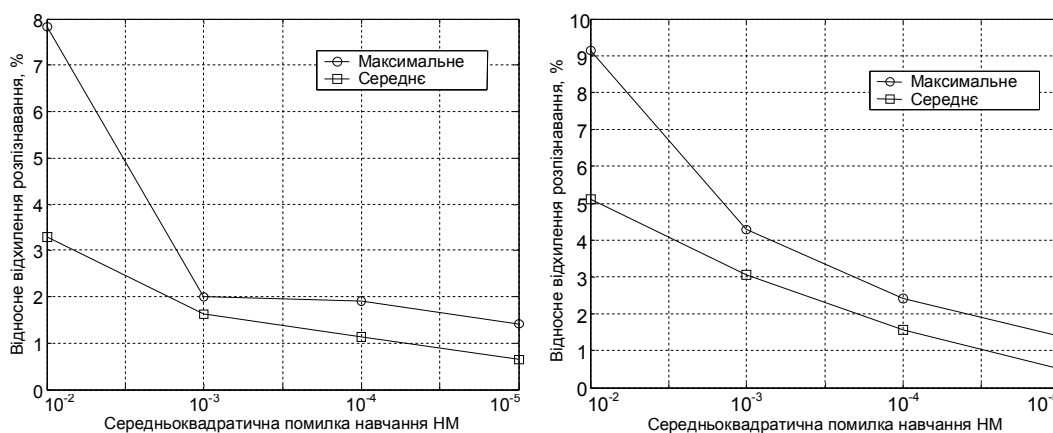


Рис. 3. Результати розпізнавання двох фізичних величин методом модульних НМ

Висновки

Згідно з наведеними вище результатами досліджень можна зробити висновок про перспективність застосування модульних нейронних мереж для розпізнавання вихідних сигналів мультисенсорів. Практичне застосування описаного методу розпізнавання фізичних величин можливо, в першу чергу, для розпізнавання концентрацій шкідливих газів CO і CH_4 в аерогазовому середовищі вугільних шахт з метою запобігання аварійних ситуацій. Крім того, даний підхід може бути адаптований для роботи в автомобільних тунелях, метрополітенах, в інших підземних або закритих приміщеннях, де безпека людей є надзвичайно важливим фактором.

Список літератури

1. Taner, A.H. Virtual instrumentation and intelligent sensors / A.H. Taner, J.E. Brignell // *Sensors and Actuators A: Physical*. – 1997. – Vol. 61, No. 1-3. – P. 427-430.
2. Capone, S. Analysis of CO and CH₄ gas mixtures by using a micromachined sensor array / S. Capone, P. Siciliano, N. Bârsan, U. Weimar, L. Vasanelli // *Sensors and Actuators B: Chemical*. – 2001. – Vol. 78, No. 1-3. – P. 40-48.
3. Derde, M.P. Supervised pattern recognition: the ideal method? / M.P. Derde, D.L. Massart // *Analytica Chimica Acta*. – 1986. – Vol. 191. – P. 1-16.

4. Michie, D. Machine Learning, Neural and Statistical Classification / D. Michie, D.J. Spiegelhalter, C.C. Taylor – New York: Ellis Horwood, 1994.
5. Shaffer, R. E. A comparison study of chemical sensor array pattern recognition algorithms / R.E. Shaffer, S.L. Rose-Pehrsson, A.R. McGill // Analytica Chimica Acta. – 1999. – Vol. 384, No. 3. – P. 305-317.
6. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание / С. Хайкин: Пер. с. англ. – Под. ред. Куссуль Н.Н. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
7. Головкин, В.А. Нейронные сети: обучение, модели и применение / В.А.Головкин. – М.: Радиотехника, 2001. – 256 с.
8. Абрамов, Ф.А. Моделирование динамических процессов рудничной аэрологии / Ф.А. Абрамов, Л.П. Фельдман, В.А. Святный. – К.: Наукова думка, 1981. – 284 с.
9. TGS 813 – for the detection of Combustible Gases: Product information [Електронний ресурс] / Figaro. Режим доступу: <http://www.figarosensor.com/products/813pdf.pdf>
10. Zakrzewski, J. Improving Sensitivity and Selectivity of SnO₂ Gas Sensors by Temperature Variation / J. Zakrzewski, W. Domanski, P. Chaitas and Th. Laopoulos // IEEE International Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications. – 2003. – Lviv, Ukraine. - P. 296-299.
11. Turchenko, I. Recognition of MPS Output Signal Described by Different Mathematical Models / I. Turchenko, V. Kochan, A. Sachenko // Proceedings of the 3rd IEEE International Workshop of Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Application (IDAACS'05). – 2005. – Sofia (Bulgaria). – P. 89-94.
12. Турченко, И.В. Нейросетевые методы распознавания выходного сигнала мультисенсора / И.В. Турченко, В.В. Кочан, А.А. Саченко // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 2011. – №2. – С. 137-144.
13. Happel, B. Design and evolution of modular neural network architectures / B. Happel, J. Murre // Neural Networks. – 1994. – Vol. 7. – P. 985-1004.

МЕТОД РАСПОЗНАВАНИЯ ВЫХОДНОГО СИГНАЛА МУЛЬТИСЕНСОРА С ПОМОЩЬЮ МОДУЛЬНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

И.В. Турченко

Тернопольский национальный экономический университет,
ул. Львовская, 1, г.Тернополь, 46020, Украина; e-mail: iryna.turchenko@gmail.com

Метод распознавания выходного сигнала мультисенсора с помощью модульных нейронных сетей рассмотрен в этой статье. Выходной сигнал мультисенсора описан с помощью набора математических моделей. Математические модели рассмотрены для случаев, когда характеристики преобразования по физическим величинам имеют положительные производные, отрицательные производные, производные различного знака при увеличении и уменьшении амплитуды выходного сигнала мультисенсора. Повышение точности распознавания подтверждено результатами имитационного моделирования.

Ключевые слова: мультисенсор, распознавание, модульные нейронные сети.

A METHOD TO IDENTIFY A MULTISENSOR OUTPUT SIGNAL BY MEANS OF MODULAR NEURAL NETWORKS

I.V. Turchenko

Ternopil national economical university
1, Lvivska Str., Ternopil, 46020, Ukraine; e-mail: iryna.turchenko@gmail.com

In this paper, a method to identify a multisensor output signal by means of modular neural networks was discussed. A multisensor output signal was defined by mathematical modeling. Mathematical models were considered for the instances when physical quantities transformation characteristics have positive derivatives, negative derivatives, and both positive and negative derivatives for the increase and decrease in the amplitude of multisensor output signal. The improvement in accuracy of identification was confirmed by the results of simulation modeling.

Keywords: multisensory, identification, modular neural networks