

УДК 004.94

І. В. Турченко (канд. техн. наук, доц.),

В. В. Кочан (канд. техн. наук, доц.)

Тернопільський національний економічний університет

itu@tneu.edu.ua

ВІДТВОРЕННЯ ХАРАКТЕРИСТИКИ ПЕРЕТВОРЕННЯ МУЛЬТИСЕНСОРА БАГАТОШАРОВИМ ПЕРСЕПТРОНОМ ТА МЕТОДОМ ОПОРНИХ ВЕКТОРІВ

Метод окремої конверсійної реконструкції мультисенсора, використовуючи скорочену кількість його результатів калібрування/тестування, описано в цій статті. Запропонований метод заснований на нейронній основі наближення і передбачення поверхневих пунктів конверсійної особливості мультисенсора. Кожен модуль нейронної мережі відновлює окремих пункт поверхні. Наші результати показують, що використання моделі векторної машини підтримки (ВМП) дозволяє покращувати точність реконструкції конверсійної особливості мультисенсора. Результати реконструкції, отримані ВМП, порівнюються з результатами, отриманими багатошаровим персептроном.

Ключові слова: мультисенсор, нейромережевий метод, персептрон, помилка, точки.

Вступ

Останнім часом все більшого розповсюдження набувають сенсори, вихідний сигнал яких цілеспрямовано залежить від декількох фізичних величин [1]. Їх називають мультисенсорами. Такі сенсори успішно використовуються при одночасному зборі даних декількох фізичних величин в хімічній промисловості, системах безпеки різного призначення, екологічному моніторингу та в інших областях. Головними перевагами цих сенсорів є можливість вимірювання великої кількості фізичних величин, які часто не можна виміряти іншими традиційними сенсорами, простота використання та відносно мала ціна.

Водночас суттєвим недоліком мультисенсорів є значні відхилення їх індивідуальних характеристик перетворення (ХП) від номінальних [2], при цьому сама номінальна ХП часто задається з невисокою точністю. Тому зазвичай вимірювальні засоби, що використовують мультисенсори, мають невисоку точність. Підвищення точності можливе за рахунок переходу до індивідуальних ХП, що визначені за результатами повірки [3]. Однак такий

підхід вимагає значних затрат на експериментальні дослідження. Тому постає задача зменшення цих затрат.

В нашій попередній роботі [4] розроблено нейромережевий метод відтворення ХП мультисенсора, що дозволив на основі скороченої кількості точок повірки (лише 9) відтворити всі 49 точок поверхні його ХП. В роботі [4] (i) представлено ХП мультисенсора у вигляді поверхні у тривимірній системі координат на прикладі газового мультисенсора TGS-813 [2], (ii) оцінено відомі підходи і доведено, що нейромережеві методи забезпечують кращу точність відтворення поверхонь ХП мультисенсорів, (iii) описано розробку нейромережевого методу відтворення, що складається з трьох етапів, та (iv) показано високу точність відтворення точок поверхні на першому етапі методу, тобто на етапі відтворення точок поверхні між дійсними точками повірки апроксимаційною нейронною мережею (відносна похибка відтворення не перевищує 0,36%).

Метою даної статті є оцінка результатів другого етапу методу відтворення, запропонованого в [4], а саме оцінка точності відтворення точок поверхні ХП мультисенсора, що знаходяться поза значеннями дійсних точок повірки, за допомогою прогнозуючої нейронної мережі (ПНМ). Враховуючи добрі узагальнюючі та апроксимуючі властивості багаточарового перцептронну (БШП) [5, 6], а також його здатність прогнозувати на основі малої кількості вхідних даних [7], ми використали цю модель нейронної мережі (НМ) для виконання обох типів задач: апроксимації та прогнозування. Тим часом метод опорних векторів (МОВ) успішно застосовується в багатьох реальних задачах та показує добрі узагальнюючі властивості [8]. Тому ми також застосували МОВ для нашої задачі та порівняли результати обох підходів.

Розробка нейромережевого методу відтворення індивідуальної ХП мультисенсора

Основна ідея запропонованого нейромережевого методу відтворення індивідуальної ХП мультисенсора за скороченою кількістю експериментально визначених точок пояснена за допомогою рис. 1. Вона полягає в обчисленні значень відтворюваних точок повірки на основі дев'яти значень дійсних точок повірки [4]. Кожній із 49 точок для відтворення індивідуальної ХП мультисенсорів вимірювання двох фізичних величин присвоєно номер з двох цифр: перша цифра відповідає номеру точки по вертикальній осі – фізичній величині В, а друга цифра – по горизонтальній осі, – фізичній величині А. Дев'ять точок: 22, 24, 26, 42, 44, 46, 62, 64, 66 є дійсними точками експериментальних досліджень мультисенсорів (дійсними точками повірки), сорок інших точок повинні

бути відтворені шляхом використання запропонованого нейромережевого методу.

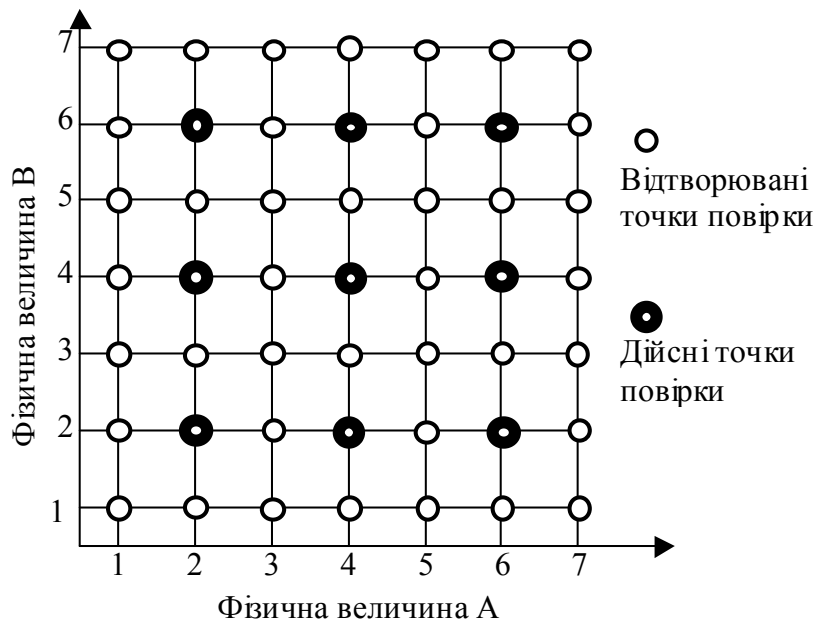


Рисунок 1 - Розміщення дійсних точок повірки та відтворюваних точок в координатах фізичних величин

Процес відтворення 40 точок передбачає три етапи. Перший полягає у інтерполяції точок, що знаходяться між дійсними точками повірки, апроксимаційною НМ (АНМ). Номери відтворюваних точок представлені в третій колонці таблиці 1, а номери дійсних точок повірки, що служать вхідними даними для апроксимації, - в другій. Номери НМ для такої апроксимації наведено в першій колонці цієї ж таблиці. Номер НМ складається з номеру етапу, номеру варіанту в даному етапі та номеру стрічки в таблиці. В результаті виконання першого етапу отримано 16 нових точок, які є відтвореними безпосередньо за результатами повірки. Таким чином, разом отримано 25 точок (9+16), що належать поверхні індивідуальної ХП мультисенсора.

Другий етап полягає у відтворенні точок поверхні шляхом екстраполяції (прогнозу) дійсних точок повірки за допомогою ПНМ. При цьому можливі два варіанти: (i) без включення в навчальну вибірку точок, знайдених на першому етапі; (ii) із включенням в навчальну вибірку точок, знайдених на першому етапі. В таблиці 2 показано реалізацію першого варіанту другого етапу, а в таблиці 3 – другого варіанту другого етапу. В результаті виконання другого етапу отримано ще 16 точок, представлених в третій колонці таблиці 2 або в четвертій колонці таблиці 3. Таким чином, разом отримано 41 точку (25+16), що належать поверхні індивідуальної ХП мультисенсора.

Таблиця 1. Перший етап

Номер НМ	Вхідні дані АНМ	Вихідні дані АНМ
	<i>Номери точок повірки</i>	<i>Номери відтворюваних точок</i>
111	22, 24, 26	23, 25
112	42, 44, 46	43, 45
113	62, 64, 66	63, 65
114	22, 42, 62	32, 52
115	24, 44, 64	34, 54
116	26, 46, 66	36, 56
117	22, 44, 66	33, 55
118	62, 44, 26	53, 35

Таблиця 2. Другий етап, перший варіант

Номер НМ	Вхідні дані ПНМ	Вихідні дані ПНМ
	<i>Номери точок повірки</i>	<i>Номери точок, відтворюваних на II етапі</i>
211	22, 24, 26	21, 27
212	42, 44, 46	41, 47
213	62, 64, 66	61, 67
214	22, 42, 62	12, 72
215	24, 44, 64	14, 74
216	26, 46, 66	16, 76
217	22, 44, 66	11, 77
218	62, 44, 26	71, 17

Третій етап полягає у відтворенні точок поверхні шляхом екстраполяції (прогнозу) точок, відтворених шляхом інтерполяції на I етапі. В таблиці 4 показана реалізація третього етапу. В результаті його виконання отримано ще 8 нових точок, представлених в третій колонці таблиці 4. Таким чином, отримано всі 49 точок, що належать поверхні ХП мультисенсора. Запропонований метод дозволив відтворити 40 точок поверхні на основі 9 точок, що знайдені експериментально шляхом повірки.

Таблиця 3. Другий етап, другий варіант

Номер НМ	Вхідні дані ПНМ		Вихідні дані ПНМ
	<i>Номери точок повірки</i>	<i>Номери точок, відтворених на I етапі</i>	<i>Номери точок, відтворюваних на II етапі</i>
221	22, 24, 26	23, 25	21, 27
222	42, 44, 46	43, 45	41, 47
223	62, 64, 66	63, 65	61, 67
224	22, 42, 62	32, 52	12, 72
225	24, 44, 64	34, 54	14, 74
226	26, 46, 66	36, 56	16, 76
227	22, 44, 66	33, 55	11, 77
228	62, 44, 26	53, 35	71, 17

Таблиця 4. Третій етап

Номер НМ	Вхідні дані ПНМ	Вихідні дані ПНМ
	<i>Номери точок, відтворених на I етапі за допомогою інтерполяції</i>	<i>Номери відтворених точок</i>
311	32, 33, 34, 35, 36	31, 37
312	52, 53, 54, 55, 56	51, 57
313	23, 33, 43, 53, 63	13, 73
314	25, 35, 45, 55, 65	15, 75

Графічна інтерпретація нейромережевого методу ідентифікації індивідуальної ХП мультисенсора наведена на рис. 2. НМ 111-118 є апроксимаційними, НМ 221-228 та 311-314 є прогнозуючими. Для їх навчання використано відомий метод зворотного поширення помилки [5] з використанням адаптивного кроку навчання [9].

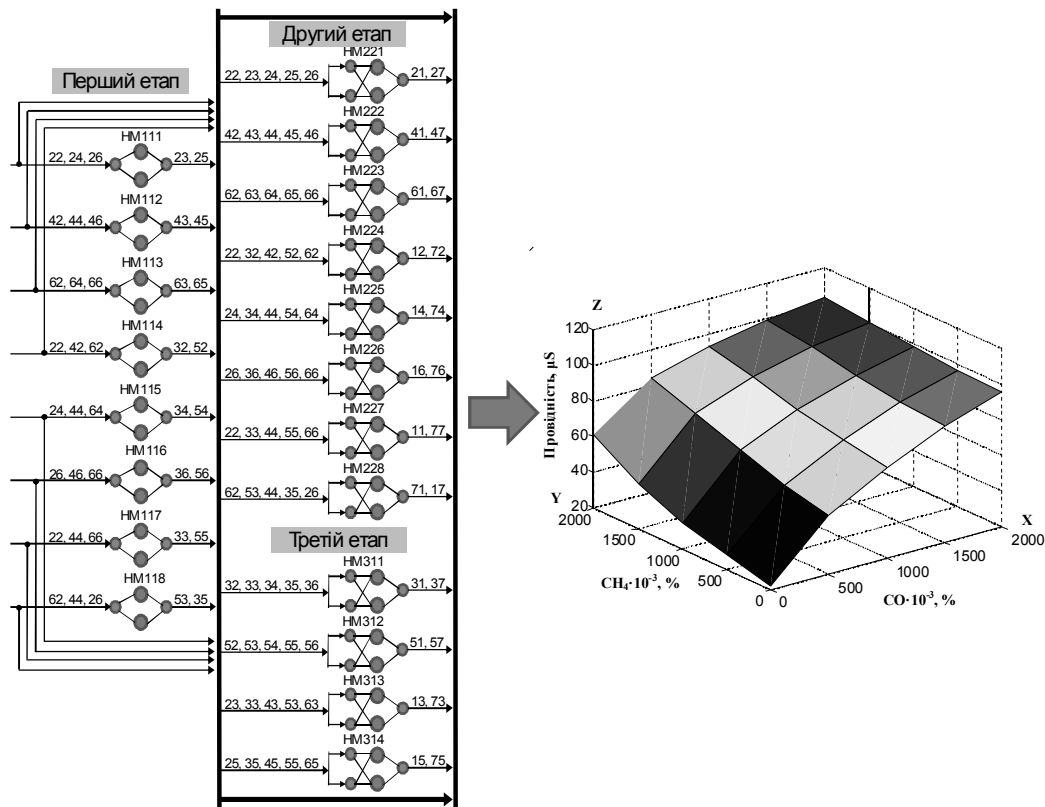


Рисунок 2 - Графічна інтерпретація неймережевого методу відтворення індивідуальної ХП мультисенсора

Результати імітаційного моделювання

Проведені попередні дослідження показали високу точність відтворення на першому етапі запропонованого методу [4], а саме відтворення 16-и точок поверхні індивідуальної ХП мультисенсора за допомогою АНМ. Ці точки знаходилися між значеннями дійсних точок повірки. Максимальна відносна похибка апроксимації не перевищувала 0.36%, середня відносна похибка апроксимації дорівнювала 0.13%.

У цьому розділі представлені результати другого етапу другого варіанту запропонованого методу для прогнозування значень з четвертої колонки таблиці 3, оскільки цей варіант краще відповідає реальним експлуатаційним умовам мультисенсора. Попередньо виконані експерименти показали:

- одна ПНМ, наприклад з номером 221 (таблиця 3), не може одночасно спрогнозувати дві точки 21 і 27, тому що вони знаходяться в різних кінцях числового ряду наявних реальних даних (рис. 1). Тому доцільно застосувати два різних модулі ПНМ, наприклад точка 27 прогнозувалася на основі точок 22,23,24,25,26, а точка 21 – у зворотному напрямку, на основі точок 26,25,24,23,22. При цьому вибірка даних для навчання ПНМ формується за допомогою відомого методу «вікна» [10].

- 5 наявних даних для кожної точки прогнозування є недостатньо для навчання відповідної ПНМ для забезпечення високої точності прогнозу. Тому доцільно штучно збільшити кількість вхідних даних для кожної точки прогнозування шляхом застосування додаткової АНМ.

Таким чином, для підготовки вхідної навчальної вибірки для кожної ПНМ використано додаткову АНМ, зокрема, БПШ із структурою 1-3-1 та нейронами з сигмоїдною функцією активації у схованому та вихідному шарах. Ця додаткова АНМ збільшила кількість вхідних даних для навчання ПНМ з 5 до 11 значень. Кількість навчальних ітерацій дорівнювала $2 \cdot 10^7$, результати апроксимації наведено в таблиці 5. Відносну похибку апроксимації оцінено тільки для 3 дійсних точок перевірки (див. таблицю 3, колонку 2), оскільки ці значення є відомі. Наприклад, для точок апроксимації 21, 27 оцінено похибку апроксимації в точках 22, 24, 26, для випадку 41, 47 – похибки в точках 42, 44, 46 і т.д. (таблиця 5). Як видно, БПШ, як універсальний апроксиматор [6], забезпечує дуже низькі відносні похибки апроксимації, зокрема, максимальна похибка не перевищує 0,39%, середня похибка дорівнює 0,11%. Таким чином, отримано 11 значень вибірки навчання відповідної ПНМ для прогнозу кожної точки четвертої колонки таблиці 3.

Як ПНМ використано модель БШП із структурою 3-2-1 та сигмоїдною функцією активації нейронів схованого і вихідного шару. Моделі АНМ і ПНМ реалізовані на мові програмування С. Всі експерименти виконані на комп'ютері з двоядерним процесором Intel Core 2 Duo 2.4 ГГц, 3 Гб оперативної пам'яті. Параметри навчання БШП та результати прогнозування наведено в таблиці 6.

Інша модель ПНМ за методом опорних векторів (МОВ) – ν -SVR – працює в регресійному режимі з використанням бібліотеки LIBSVM [11]. Параметри навчання моделі МОВ та результати прогнозування наведено в таблиці 7. Використовуючи вхідні параметри $s=4$ і $t=1$ обрано модель МОВ « ν -SVR» та поліноміальне ядро. Всі інші вхідні параметри c , d , g , r вибрані емпірично. Час навчання моделі МОВ не перевищує декілька мілісекунд для кожної відтвореної точки поверхні на тому ж комп'ютері. Максимальна і середня відносні похибки прогнозування становлять відповідно 0.69% та 0.28% для моделі МОВ та 5.2% і 1.29% для моделі БШП. Порівняльний аналіз відносної похибки прогнозування (відтворення) представлено на рис. 3. Як видно з рисунків, в 14 випадках модель МОВ показала кращі результати прогнозування, ніж модель БШП. Така висока точність прогнозування МОВ дозволяє застосовувати цю модель в реальних умовах вимірювання для відтворення індивідуальної ХП мультисенсора.

Таблиця 5. Результати апроксимації для підготовки вхід-х даних для ПНМ

Номери відтворених точок	Досягнута сумарна квадратична помилка	Відносна похибка апроксимації в дійсних точках перевірки		
		№1 (22 ... 42 ... т.д.)	№2 (24 ... 44 ... т.д.)	№3 (26 ... 46 ... т.д.)
21, 27	$1.9 \cdot 10^{-8}$	0.25	0.01	0.04
41, 47	$4.5 \cdot 10^{-8}$	0.12	0.05	0.10
61, 67	$8.1 \cdot 10^{-9}$	0.02	0.00	0.02
12, 72	$9 \cdot 10^{-8}$	0.06	0.01	0.05
14, 74	$2 \cdot 10^{-8}$	0.09	0.02	0.05
16, 76	$1.6 \cdot 10^{-6}$	0.20	0.19	0.39
11, 77	$3.3 \cdot 10^{-7}$	0.26	0.20	0.11
71, 17	$6 \cdot 10^{-8}$	0.16	0.11	0.17

Таблиця 6. Параметри навчання БШП і результати прогнозування

Номер точки	Досягнута сумарна квадратична помилка	Ітерації навчання	Час навчання, с	Відносна похибка прогнозу, %
72	$3.2 \cdot 10^{-7}$	$3 \cdot 10^6$	25.00	0.1
12	$3.3 \cdot 10^{-8}$	$3 \cdot 10^7$	247.00	5.2
74	$8.9 \cdot 10^{-8}$	$3 \cdot 10^7$	248.00	1.5
14	$6.6 \cdot 10^{-8}$	$3 \cdot 10^7$	248.00	3.4
76	$1.7 \cdot 10^{-7}$	$6 \cdot 10^7$	49.00	1.5
16	$7.8 \cdot 10^{-9}$	$3 \cdot 10^7$	243.00	1.4
27	$7.8 \cdot 10^{-9}$	$3 \cdot 10^7$	247.00	0.6
21	$2.8 \cdot 10^{-9}$	$3 \cdot 10^7$	247.00	1.5
47	$1.3 \cdot 10^{-8}$	$1.5 \cdot 10^7$	120.00	0.4
41	$1.0 \cdot 10^{-9}$	$3.8 \cdot 10^7$	34.00	1.3
67	$6.0 \cdot 10^{-9}$	$3 \cdot 10^7$	25.00	0.5
61	$3.5 \cdot 10^{-9}$	$2 \cdot 10^7$	164.00	0.8
77	$6.8 \cdot 10^{-9}$	$3 \cdot 10^7$	263.00	0.1
11	$5.5 \cdot 10^{-9}$	$3 \cdot 10^7$	243.00	1.7
71	$1.3 \cdot 10^{-8}$	$3 \cdot 10^7$	248.00	0.2
17	$3.6 \cdot 10^{-9}$	$3 \cdot 10^7$	246.00	0.5

Таблиця 7. Параметри навчання МОВ і результати прогнозування

Номер точки	c	g	d	r	Ітерації навчання	Середньоквадратична помилка	Відносна похибка прогнозу, %
72	40	4.5	1.5	-1100	3722	$5.4 \cdot 10^{-6}$	0.08
12	40	4.5	1.5	-1100	86	$7.2 \cdot 10^{-7}$	0.19
74	40	4.5	1.5	-	1	$3.6 \cdot 10^{-6}$	0.34
14	40	4.5	1.5	-	2	$4.4 \cdot 10^{-7}$	0.62
76	40	20.5	1.5	1000	72686	$1.5 \cdot 10^{-8}$	0.02
16	45	5	1.5	-	3970	$9.2 \cdot 10^{-7}$	0.67
27	40	20.5	1.5	22000	1	$1.8 \cdot 10^{-7}$	0.25
21	40	20.5	1.5	22000	1	$1.7 \cdot 10^{-9}$	0.04
47	40	20.5	1.5	-	1	$3.2 \cdot 10^{-7}$	0.15
41	40	20.5	1.5	1100	2	$1.3 \cdot 10^{-8}$	0.08
67	4	20.5	1.5	22000	1	$3.4 \cdot 10^{-7}$	0.09
61	40	20.5	1.5	22000	2	$2.2 \cdot 10^{-8}$	0.06
77	40	20.5	1.5	220	1	$2.5 \cdot 10^{-7}$	0.64
11	40	20.5	2.5	100	28297	$1.8 \cdot 10^{-7}$	0.69
71	1	5.5	2.5	10	1139	$2.3 \cdot 10^{-6}$	0.44
17	1	5.5	2.5	10	1	$1.1 \cdot 10^{-7}$	0.18

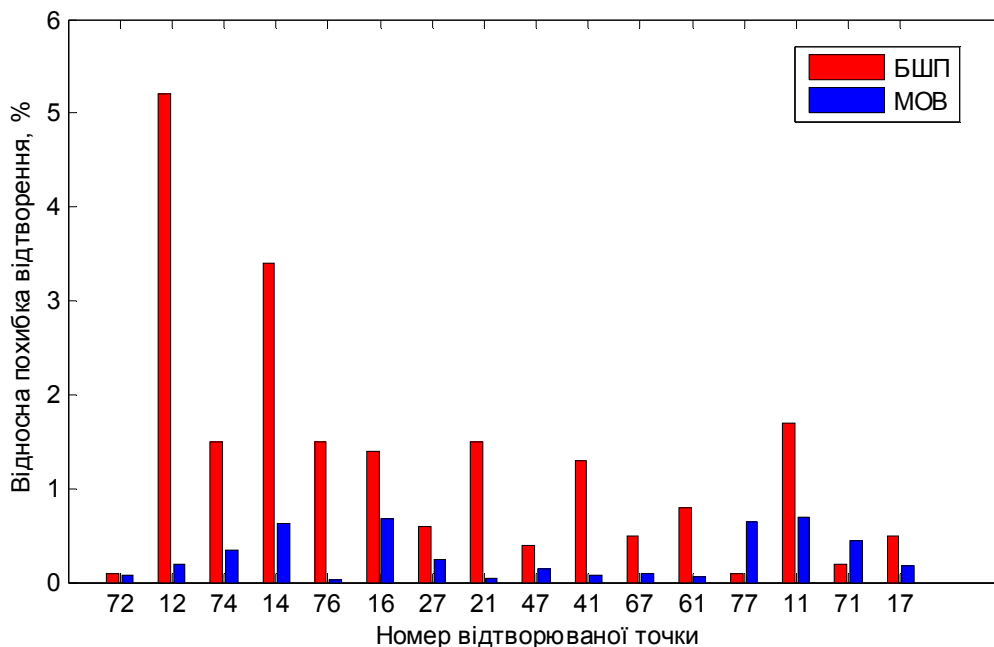


Рисунок 3 - Порівняльний аналіз відносної похибки відтворення БШП та МОВ

Висновки

В статті розглянуто нейромережевий метод відтворення індивідуальної характеристики перетворення мультисенсора за скороченою кількістю визначених експериментально точок його повірки. Представлено результати імітаційного моделювання другого етапу методу за допомогою багат шарового перцептронну та методу опорних векторів. Результати імітаційного моделювання показали високу точність відтворення точок поверхні індивідуальної характеристики перетворення мультисенсора за допомогою методу опорних векторів. При цьому максимальна відносна похибка відтворення не перевищує 0,7%. Ці високоточні результати відтворення точок поверхні дозволяють застосувати розроблений метод в реальних умовах експлуатації мультисенсорів з метою підвищення точності вимірювань.

Список літератури

1. Taner A.H. Virtual instrumentation and intelligent sensors / Taner A.H., Brignell J.E. // Sensors and Actuators A: Physical. – 1997. – Vol. 61, No. 1-3. – P. 427-430.
2. <http://www.figarosensor.com/products/813pdf.pdf>.
3. Brignell E.J. Digital compensation of sensors / Brignell E.J. // Scientific Instruments. – 1987. – Vol. 20, No. 9. – P. 1097-1102.
4. Approach to neural-based identification of multisensor conversion characteristic / Turchenko I., Osolinsky O., Kochan V. et al. // Proceedings of the 5th IEEE International Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: IDAACS'09. – Rende (Italy), 2009. – P. 27-31.
5. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин; пер. с. англ., под. ред. Куссуль Н.Н.; изд 2-е. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104с.
6. Hornik K. Multilayer feedforward networks are universal approximators / Hornik K., Stinchcombe M, White H. // Neural Networks. – 1989. – Vol. 2. – P. 359-366.
7. Sachenko A. Instrumentation for gathering data / Sachenko A., Kochan V., Turchenko V. // IEEE Instrumentation & Measurement Magazine. – 2003. – Vol. 6, Issue 3. – P. 34-40.
8. Support Vector Machine application site, <http://www.clopinet.com/isabelle/Projects/SVM/applist.html>
9. Головкин В.А. Нейронные сети: обучение, модели и применение / В.А. Головкин. – М.: Радиотехника, 2001. – 256 с.
10. Box G. Time Series analysis: Forecasting and Control / Box G., Jenkins G. – San Francisco: Holden-Day, 1976.
11. Chang C.C. LIBSVM: a library for support vector machines / Chang C.C., Lin C.J. – 2001. – Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>

Надійшла до редакції 10.11.2011.

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Святный В.А.

И.В.Турченко, В.В. Кочан

Тернопольский национальный экономический университет

Воспроизведение характеристики преобразования мультисенсора многослойным персептроном и методом опорных векторов. Метод отдельной конверсионной реконструкции особенности мультисенсора, используя сокращенное количество его результатов калибровки/тестирования, описан в этой статье. Предложенный метод основан на нейронной основе приближения и предсказания поверхностных пунктов конверсионной особенности мультисенсора. Каждый модуль нейронной сети восстанавливает отдельный пункт поверхности. Наши результаты показывают, что использование модели векторной машины поддержки (ВМП) позволяет улучшать точность реконструкции конверсионной особенности мультисенсора. Результаты реконструкции, полученные ВМП, сравниваются с результатами, полученными многослойным персептроном.

Ключевые слова: мультисенсор, нейросетевой метод, персептрон, ошибка, точки.

I.V.Tuchenko, V.V. Kochan

[Ternopil National Economic University](#)

Reconstruction of Multisensor Conversion Characteristic Using Multi-layer Perceptron and Support Vector Machine. A method of an individual conversion characteristic reconstruction of a multisensor using a reduced number of its calibration/testing results is described in this paper. The proposed method is based on the neural-based approximation and prediction of surface points of multisensor conversion characteristic. Each neural network module reconstructs separate point of the surface. Our results show that the use of a model of Support Vector Machine (SVM) allows improving the reconstruction accuracy of multisensor conversion characteristic. The reconstruction results obtained by SVM are compared with the results obtained by a multi-layer perceptron.

Keywords: multisensor, neural network method, perceptron, error, points.