



УКРАЇНА

(19) **UA** (11) **71181** (13) **U**  
(51) МПК (2012.01)  
**G01D 21/00**

ДЕРЖАВНА СЛУЖБА  
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ  
ВЛАСНОСТІ  
УКРАЇНИ

## (12) ОПИС ДО ПАТЕНТУ НА КОРИСНУ МОДЕЛЬ

(21) Номер заявки: <b>u 2011 13963</b>	(72) Винахідник(и): <b>Рощупкін Олексій Юрійович (UA), Кочан Володимир Володимирович (UA), Саченко Анатолій Олексійович (UA)</b>
(22) Дата подання заявки: <b>28.11.2011</b>	(73) Власник(и): <b>ЧЕРНІВЕЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ЮРІЯ ФЕДЬКОВИЧА, вул. Коцюбинського, 2, м. Чернівці, 58012 (UA)</b>
(24) Дата, з якої є чинними права на корисну модель: <b>10.07.2012</b>	
(46) Публікація відомостей про видачу патенту: <b>10.07.2012, Бюл.№ 13</b>	

## (54) СПОСІБ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ІНДИВІДУАЛЬНОЇ ФУНКЦІЇ ПЕРЕТВОРЕННЯ БАГАТОПАРАМЕТРИЧНОГО СЕНСОРА

### (57) Реферат:

Спосіб ідентифікації індивідуальної функції перетворення багатопараметричного сенсора за результатами його повірки в скороченій кількості точок, при якому результати повірки у точках, де повірка не проводилась, прогнозують шляхом обробки дійсних результатів повірки. Прогноз результатів повірки в точках, де повірка не проводилась, проводять за допомогою набору нейронних мереж, навчених на результатах попередньої повірки групи однотипних багатопараметричних сенсорів у кількості точок, достатній для ідентифікації індивідуальної функції перетворення багатопараметричних сенсорів цього типу із заданою точністю, причому для прогнозу результатів повірки в кожній точці використовують окрему нейронну мережу, навчену на результатах повірки, при яких значення фізичних величин належать строго заданому набору точок повірки відносно точки, результати повірки якої прогнозуються.

UA 71181 U



Корисна модель належить до галузі вимірювальної техніки, зокрема до вимірювання фізичних величин за допомогою сенсорів (давачів, первинних вимірювальних перетворювачів), особливо, за допомогою сенсорів, вихідний сигнал яких залежить від двох або більше вимірюваних величин - так званих багатопараметричних сенсорів.

5 Традиційні сенсори спеціально розробляються і конструюються таким чином, щоб їх вихідний сигнал залежав від однієї фізичної величини, вимірюваної за допомогою цього сенсора [1]. Однак неідеальність сенсорів приводить до того, що на їх вихідний сигнал впливають також інші фізичні величини, які називають впливаючими величинами [2]. Зазвичай цей вплив є небажаним, він веде до похибки вимірювання [3]. Тому, згідно зі стандартами, цей вплив  
10 обов'язково нормується.

Однак, останнім часом з'явилися так звані багатопараметричні сенсори, вихідний сигнал яких цілеспрямовано залежить від декількох фізичних величин. Наприклад, такими є багатопараметричні сенсори фірми Figaro на основі плівки окису олова, які реагують на концентрацію різних газів, зокрема метану, окису вуглецю, водню, етанолу, аміаку, а також парів  
15 різних спиртів [4].

Задача визначення різних фізичних величин на основі вихідного сигналу багатопараметричних сенсорів полягає в тому, що, маючи один або декілька вихідних сигналів багатопараметричного сенсора, необхідно визначити (ідентифікувати), яка частина (складова)  
20 цього сигналу характеризує кожну окрему фізичну величину. Однак при такому об'єднанні виникає похибка ідентифікації різних фізичних величин, наприклад концентрації різних газів при використанні багатопараметричних сенсорів фірми Figaro [4].

Одним з основних і найбільш перспективних на сьогодні шляхів підвищення точності сенсорів є корекція їх похибок [5], яка в принципі може застосовуватись також у багатопараметричних сенсорах. Однак відомі методи корекції [10-13] в більшості випадків не пристосовані для одночасної корекції похибок вимірювання декількох фізичних величин.  
25

Першим необхідним кроком для корекції похибки сенсорів є ідентифікація їх індивідуальних функцій перетворення [6]. При цьому найвищу точність корекції забезпечує ідентифікація індивідуальних функцій перетворення шляхом перевірки сенсора в декількох точках.

Наприклад, для термометрів опору (однопараметричних сенсорів) номінальна функція перетворення задана з високою точністю [1, 7]. Самі сенсори мають малі відхилення від номінальної функції перетворення. Для ідентифікації їх індивідуальної функції перетворення достатньо  $n \approx 3-4$  точок перевірки (залежно від потрібної точності та потрібної ширини діапазону вимірювань з високою точністю). Якщо для однопараметричних сенсорів номінальна функція перетворення задана з низькою точністю, то потрібна кількість точок перевірки зростає.  
30 Наприклад, для ідентифікації індивідуальної функції перетворення нестандартизованих термопар рекомендовано  $n \approx 5-7$  точок перевірки [8, 9].

В математиці відомо багато методів апроксимації різних функцій, які забезпечують високу точність при невеликій кількості точок - поліноміальна апроксимація [10], апроксимація раціональними функціями (з використанням базису Флоатера-Хорманна) [11], апроксимація  
40 сплайнами (регресійним сплайном зі штрафного функцією) [12], апроксимація з використанням лінійного методу найменших квадратів [13].

Однак ідентифікація індивідуальної функції перетворення багатопараметричних сенсорів на основі перевірки пов'язана із значною трудомісткістю. Якщо для однопараметричних сенсорів потрібно 5-7 точок перевірки, то для багатопараметричних сенсорів кількість точок перевірки повинна бути аналогічною для кожної вимірюваної фізичної величини. Таким чином, для багатопараметричних сенсорів кількість точок перевірки може відповідати квадрату (для двох вимірюваних фізичних величин), куба (для трьох вимірюваних фізичних величин) та вищим ступеням від кількості точок перевірки однопараметричних сенсорів. Наприклад, для двох вимірюваних фізичних величин ідентифікація індивідуальної функції перетворення кожного багатопараметричного сенсора з високою точністю вимагає  $n \approx (5-7)^2 = 25-49$  точок перевірки. Звідси  
50 видно, що для багатопараметричних сенсорів суттєво зростають трудомісткість перевірки і ціна лабораторного обладнання, необхідного для ідентифікації його індивідуальної функції перетворення з високою точністю.

Такий висновок можна підтвердити тим, що універсальним математичним методом апроксимації поверхні (для двопараметричного сенсора) є розбиття цієї поверхні на множину елементарних плоских прямокутників або квадратів настільки малих розмірів, що в їх межах нелінійністю функції перетворення сенсора можна нехтувати. Зрозуміло, що для суттєвого підвищення точності багатопараметричних сенсорів шляхом ідентифікації їх індивідуальної функції перетворення для сенсора з логарифмічною функцією перетворення (як це має місце,  
55

наприклад для багатопараметричних сенсорів фірми Figaro [4]) необхідна кількість точок перевірки є навіть більшою за  $n=49$ , що відповідно збільшує трудомісткість цього шляху.

Для зменшення трудомісткості ідентифікації індивідуальної функції перетворення різними дослідниками пропонуються різні методи [14]. Наприклад, Дерде та Массарт [15] проводять якісний аналіз методів класифікації популярних в загальній хімометрії, зокрема методів гнучкого незалежного моделювання аналогій класу (ГНМАК) - Soft Independent Modeling of Class Analogy, дискримінантного лінійного аналізу та ін. за критеріями оптимальних границь рішень, областей перекриття, точності визначення, викидів. Основні висновки цих дослідників - вибір кращого методу ідентифікації функції перетворення істотно залежить від сфери застосування; кращі результати дає використання змішаних підходів.

Найбільш повний аналіз методів розпізнавання вихідних сигналів багатопараметричних сенсорів здійснено в [16]. Автори проаналізували 23 методи розпізнавання, базовані на машинному навчанні, статистичних та нейромережевих підходах і порівняли їх кількісно та якісно. Їх висновки зводяться до того, що нейромережеві методи дають найкращі показники, проте вимагають довгого часу навчання та інтуїції експерта дослідника для цілеспрямованого застосування.

Прототипом запропонованого способу ідентифікації індивідуальної функції перетворення багатопараметричного сенсора є апроксимація індивідуальної функції перетворення багатопараметричних сенсорів за допомогою навченої на результатах перевірки нейронної мережі [17]. Однак прототип характеризується суттєвим зниженням точності ідентифікації індивідуальної функції перетворення багатопараметричних сенсорів при зменшенні кількості точок перевірки. Необхідно відмітити, що така властивість - необхідність для високої точності навчання достатньо великої навчальної вибірки - притаманна всім нейромережевим методам [18].

Задачею запропонованого способу є забезпечення високої точності ідентифікації індивідуальної функції перетворення багатопараметричного сенсора при значному скороченні необхідної кількості точок дійсної перевірки шляхом прогнозу результатів перевірки в інших точках за допомогою комплексу нейронних мереж, що навчалися на результатах попередньої перевірки групи однотипних багатопараметричних сенсорів у кількості точок, яка є достатньою для ідентифікації індивідуальної функції перетворення багатопараметричних сенсорів цього типу із заданою точністю.

Суть способу полягає в тому, що для ідентифікації індивідуальної функції перетворення даного багатопараметричного сенсора залучається додаткова інформація про характер функції перетворення багатопараметричних сенсорів даного типу, отримана на основі результатів перевірки групи однотипних багатопараметричних сенсорів у відносно великій кількості точок, наприклад,  $n=25-49$  (назвемо ці результати базою даних). Це дозволяє нейронним мережам виявити та узагальнити закономірності, характерні для функції перетворення багатопараметричних сенсорів даного типу. Згідно з цими виявленими характерних закономірностей та результатів перевірки даного багатопараметричного сенсора в скороченій кількості точок результати його перевірки в інших точках прогнозуються. Це дозволить отримати результати перевірки даного багатопараметричного сенсора в повному наборі точок - як в тих, де його перевірка дійсно проводилася, так і в інших точках функції перетворення, де його перевірка насправді не проводилася. Основами для отримання високої точності прогнозу служить база даних перевірки групи однотипних багатопараметричних сенсорів у кількості точок, яка є достатньою для ідентифікації індивідуальної функції перетворення багатопараметричних сенсорів цього типу із заданою точністю, а також індивідуальне нейромережеве прогнозування в кожній точці згідно з описаною нижче методикою.

Для кожної з прогнозованих точок функції перетворення (для якої перевірка даного сенсора не проводилася) використовують три множини нейронних мереж, причому кожна нейронна мережа прогнозує результат перевірки тільки в одній точці перевірки:

1. Нейронні мережі множини А, які позначимо АНК (Н - номер точки прогнозованого результату перевірки; К - номер варіанта конфігурації точок перевірки групи однотипних багатопараметричних сенсорів, які відповідають даній мережі). Прогноз значення результату перевірки даного багатопараметричного сенсора в точці Н нейронні мережі множини А ведуть на базі результатів його перевірки та результатів перевірки групи однотипних багатопараметричних сенсорів в точках, які належать одній прямій, що проходить через точку Н. Кількість К таких прямих (і, відповідно, нейронних мереж) визначається кількістю прямих, які можна провести через точку Н і точки дійсної перевірки даного багатопараметричного сенсора.

2. Нейронні мережі множини В, які позначимо ВНМ (Н - номер точки прогнозованого результату перевірки; М - номер варіанта конфігурації точок перевірки групи однотипних

багатопараметричних сенсорів, які відповідають даній мережі). Прогноз значення результату перевірки даного багатопараметричного сенсора в точці  $N$  нейронні мережі множини  $B$  ведуть на базі результатів його перевірки та результатів перевірки групи однотипних багатопараметричних сенсорів в точках, що прилягають до точки  $N$  різним чином. Кількість  $M$  варіантів конфігурації точок перевірки групи однотипних багатопараметричних сенсорів визначається кількістю фігур, які можна описати навколо точки  $N$  і які включають точки дійсної перевірки даного багатопараметричного сенсора.

3. Нейронні мережі множини  $C$ , які позначимо  $CN$  ( $N$  - номер точки прогнозованого результату перевірки). Ці нейронні мережі об'єднують окремі результати прогнозу результатів перевірки, отримані за допомогою нейронних мереж множин  $АНК$  і  $ВНМ$ .

Результати перевірки групи однотипних багатопараметричних сенсорів у великій кількості точок дозволяють нейронним мережам виявити та узагальнити закономірності, характерні для функцій перетворення даного типу сенсорів. При цьому використання набору нейронних мереж, кожна з яких спеціалізується на прогнозі результатів перевірки в одній точці, за результатами перевірки в інших точках, що кожен раз входять у строго заданий набір, дозволяє підвищити точність прогнозу. Наприклад, кожна нейронна мережа використовує результати перевірки, які лежать на одній прямій з прогнозованою точкою перевірки. Ця пряма задається спільною для точок дійсної перевірки даного сенсора, точок перевірки однотипних сенсорів і точки, результати перевірки якої прогнозуються. Таким чином досягається взаємно-однозначна відповідність умов навчання нейронної мережі та прогнозу, що сприяє високій точності навчання нейронних мереж і, тим самим, високій точності прогнозу. Заміна операцій пропонованого способу або зміна їх послідовності погіршить спеціалізацію нейронних мереж і відповідність умов навчання та прогнозу, що призведе до зростання похибки прогнозу. Аналогічно, при прогнозі за допомогою груп точок перевірки, прилеглих до точки, де перевірка не проводилась, використання окремих нейронних мереж для цих груп дозволяє забезпечити взаємно-однозначну відповідність умов навчання нейронної мережі та прогнозу, що теж сприяє високій точності навчання нейронних мереж і, тим самим, високій точності прогнозу.

В результаті виконання перелічених операцій способом отримуємо досить великий набір прогнозованих результатів перевірки в точці, де перевірка не проводилась. Кожен з цих результатів є спотвореним деякою похибкою, однак ці похибки носять випадковий характер. Відомі методи зменшення впливу випадкової похибки на результат вимірювання передбачають усереднення отриманих прогнозів [13], знаходження медіанного значення, виключення промахів (наприклад, за методом  $3\sigma$ ) [6]. Ще вищу точність можна отримати за рахунок об'єднання результатів прогнозу за допомогою способу, який, відповідно до особливостей даного типу сенсорів, враховує різну достовірність прогнозу по різних прямих і групах точок перевірки, прилеглих до точки, де перевірка не проводилась. Для цього результати прогнозів в кожній точці, де перевірка не проводилась, об'єднують за допомогою нейронної мережі, навченої на результатах перевірки групи однотипних сенсорів для тих умов прогнозу, щоби досягнути взаємно однозначної відповідності умов навчання та прогнозу.

Таким чином, між операціями пропонованого способу та задачею корисної моделі існує взаємний зв'язок - операції є необхідними для реалізації способу та достатніми для отримання високої точності прогнозу при значному скороченні кількості точок перевірки даного сенсора, тобто зменшенні трудомісткості ідентифікації його індивідуальної функції перетворення. Результати перевірки однотипних багатопараметричних сенсорів у великій кількості точок хоча і збільшують згадану трудомісткість, однак таке збільшення має місце лише на початковому етапі, його результати можуть використовуватися при перевірці всіх сенсорів даного типу, тому в результаті можна отримати значне зменшення середньої трудомісткості ідентифікації індивідуальної функції перетворення багатопараметричних сенсорів.

Виконання процедур ідентифікації пропонованим способом ілюструється фіг. 1-3.

На фіг. 1 представлено розміщення точок перевірки по діапазонах перетворення двох фізичних величин  $A$  і  $B$  багатопараметричного сенсора,

на фіг. 2 - спосіб ідентифікації точок індивідуальної функції перетворення багатопараметричного сенсора згідно з другим пунктом формули винаходу (за прямими, що проходять через прогнозовану точку функції перетворення багатопараметричного сенсора),

на фіг. 3 - спосіб ідентифікації точок індивідуальної функції перетворення багатопараметричного сенсора згідно з третім пунктом формули винаходу (за групами точок, що прилягають до прогнозованої точки функції перетворення багатопараметричного сенсора).

Проілюструємо реалізацію пропонованого способу на прикладі двопараметричного сенсора. Для цього спочатку проводять попередню перевірку групи 30-50 однотипних сенсорів у великій кількості, наприклад у 49 точках - по 7 точок перевірки для кожної з двох фізичних величин. При

рівномірному розподілу точок повірки по діапазонах перетворення обох фізичних величин їх розміщення показує фіг. 1. По осі абсцис відкладені значення першої фізичної величини А, а по осі ординат - значення другої фізичної величини В. 49 точок повірки однотипних сенсорів, від точки 11 до точки 77, показані тонкими кільцями.

5 Сенсор, індивідуальну функцію перетворення якого ми визначаємо, повірений в 9 точках, які позначені на фіг. 1 товстими кільцями - точки 22, 24, 26, 42, 44, 46, 62, 64, 66 (в номері точки перша цифра відповідає фізичній величині А, а друга - фізичній величині В). Ці точки повірки відповідають точкам повірки однотипних сенсорів, однак їх всього 9. Задачею пропонованого способу є виконання прогнозу значень результатів повірки у всіх точках повірки (тонкі кільця) на основі результатів дійсної повірки сенсора в 9 точках (товсті кільця). Для виконання цієї задачі маємо результати повірки однотипних сенсорів (тонкі кільця). Критерієм якості виконання задачі є висока точність прогнозованих результатів повірки в точках 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 21, 23, 25, 27, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 41, 43, 45, 47, 51, 52, 53, 54, 55, 56, 57, 61, 63, 65, 67, 71, 72, 73, 74, 75, 76, 77.

15 На першому етапі прогнозуємо результати повірки сенсора, вибираючи його дійсні точки повірки та точки повірки однотипних сенсорів, що лежать на одній прямій з прогнозованою точкою функції перетворення багатопараметричного сенсора. Наприклад, для прогнозованої точки функції перетворення багатопараметричного сенсора 34 цей процес ілюструється фіг. 2. Через точку 34 можна провести три прямі, які містять також точки дійсної повірки сенсора: 20 пряма № 1 - через точки 24, 44, 64; пряма № 2 - через точки 26, 42; пряма № 3- через точки 22, 46. Одночасно в пряму № 1 ввійдуть точки повірки однотипних сенсорів 14, 34, 54, 74. Кожній прямій відповідає своя нейронна мережа, їх множина входить в групу А, їхнє навчання проводиться за результатами повірки групи, наприклад 50 однотипних багатопараметричних сенсорів у великій кількості точок (у 49 точках).

25 Навчальна вибірка, наприклад, для прямої № 1, формується наступним чином. Один з сенсорів групи, наприклад, перший, приймається сенсором, який повіряють, інші - це група однотипних багатопараметричних сенсорів у великій кількості точок. Тому перший вектор навчання формують як набір чисел, розміщених, наприклад, в наступному порядку:

30 1. Значення результатів повірки сенсора, який повіряють, в точках 24, 44, 64.  
2. Значення результатів повірки найбільш подібного сенсора до того сенсора, який повіряють, серед групи однотипних багатопараметричних сенсорів у точках 14, 24, 34, 44, 54, 64, 74.

35 3. Значення результатів повірки наступного за подібністю сенсора до того сенсора, який повіряють, серед групи однотипних багатопараметричних сенсорів у точках 14, 24, 34, 44, 54, 64, 74.

4. Продовжити виконання пунктів для всіх сенсорів згідно зі зменшенням подібності.

5. Значення результатів повірки найменш подібного сенсора до того сенсора, який повіряють, серед групи однотипних багатопараметричних сенсорів у точках 14, 24, 34, 44, 54, 64, 74.

40 6. Значення результату повірки сенсора, прийнятого сенсором, який повіряють, в точці 34.

45 Найбільш подібний сенсор серед групи однотипних багатопараметричних сенсорів до сенсора, який повіряють, визначається за мінімумом суми абсолютних значень відхилень результатів повірки сенсора серед групи однотипних багатопараметричних сенсорів від результатів повірки сенсора, який повіряють, в тих точках дійсної повірки, які належать прямій, згідно з якою прогнозують результат повірки сенсора, який повіряють. Наступний за подібністю сенсор буде мати більшу (наступну) суму абсолютних значень відхилень результатів повірки сенсора серед групи однотипних багатопараметричних сенсорів від результатів повірки сенсора, який повіряють. Для найменш подібного сенсора вказана сума буде максимальною.

50 Таким чином, при виконанні операцій пп. 1-6, сенсори в складі навчального вектора, що входять в групу однотипних багатопараметричних сенсорів, розміщуються в порядку зменшення їх подібності до сенсора, який повіряють, саме в тих точках, згідно з якими ведеться прогноз значення повірки. Останнім в ряду буде записано значення, яке є метою навчання (з яким порівнюється результат роботи нейронної мережі).

55 Слід відзначити, що порядок запису значень результатів повірки, приведений в пп. 1-6, може бути інший, але він мусить бути завжди однаковий, тільки тоді нейронна мережа при навчанні має можливість виявити закономірності, що визначають відхилення функції перетворення багатопараметричних сенсорів від номінальної. Тому важливим є не сам порядок розміщення значень результатів повірки в складі навчального вектора, а його сталість (незмінність) як при навчанні, так і при прогнозі.

Наступний вектор навчальної вибірки формується шляхом визначення іншого сенсора тим, який повіряють, серед групи однотипних багатопараметричних сенсорів, які були повірені у всіх точках повірки. Для формування навчальної вибірки знову повторюють пп. 1-6. Процес формування навчальних векторів продовжують до того моменту, коли всі сенсори групи однотипних багатопараметричних сенсорів, які були повірені у всіх точках повірки, не побувають в ролі того сенсора, який повіряють.

Для прогнозу можна використати нейронні мережі типу тришарового перцептрон [18-20] з кількістю вхідних нейронів, що відповідає кількості значень результатів повірки у даній точці. Вихідний нейрон - один. Кількість нейронів схованого шару та вид функції їх активації слід вибирати експериментально, за результатами пробних навчань. Для забезпечення добрих узагальнюючих властивостей слід, згідно з рекомендаціями [18, 20], вибирати кількість нейронів схованого шару якнайменшою.

Після навчання нейронної мережі на такій навчальній вибірці її коефіцієнти відбивають закономірності відхилення функції перетворення багатопараметричних сенсорів від номінальної. Така навчена нейронна мережа може бути використана для прогнозу результатів повірки сенсора, який дійсно повіряють, в точці повірки 34 згідно з прямою № 1.

При використанні навченої нейронної мережі для прогнозу результатів повірки сенсора, який повіряють, результати його повірки в точках 24, 44, 64 підставляють у вектор прогнозу на місце, де були результати повірки сенсора, який імітував сенсор, який повіряють, під час навчання нейронної мережі в цих же ж точках (згідно п. 1). Далі розміщують результати повірки найбільш подібного сенсора, далі наступного (згідно з пп. 2, 3, 4). Значення результатів повірки найменш подібного сенсора до того сенсора, який повіряють, відкидають. В результаті нейронна мережа прогнозує з високою точністю значення результату повірки сенсора, який дійсно повіряють, в точці 34 за прямою № 1.

Для прогнозу результатів повірки сенсора, який дійсно повіряють, в точці повірки 34 згідно з прямою № 2 та № 3 слід повторити всі описані операції заново і навчити відповідні нейронні мережі.

Для прогнозу результатів повірки в інших точках також слід навчити відповідні нейронні мережі. При цьому слід зважати на подібність способів проведення прямих через точки 43, 45, 54 до прямих через точку 34. Через точки 33, 35, 53, 55 можна провести дві прямі - через точки 22, 44, 66 та через точки 24, 42. Через точки 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 21, 23, 25, 27, 31, 32, 36, 37, 41, 47, 51, 52, 56, 57, 61, 63, 65, 67, 71, 72, 73, 74, 75, 76, 77 можна провести лише одну пряму. Тому похибка прогнозу в цих точках може бути дещо вищою. Всі навчені згідно з описаним вище способом нейронні мережі створюють множину АНК.

Для додаткового підвищення точності прогнозу можна використати додаткову інформацію, яка міститься в неявному вигляді в результатах повірки групи однотипних багатопараметричних сенсорів. Для цього можна використати результати повірки для груп точок, прилеглих до точки, де повірка не проводилась. На фіг. 3 показано трикутні групи точок, прилегли до точок 35 і 53. При цьому щоби не затемнювати фіг. 3 цифрами, вказані трикутні групи, які формуються шляхом повороту трикутників, які позначені №1. Порядок формування навчальної вибірки, навчання індивідуальних нейронних мереж і прогнозу результатів повірки сенсора, який дійсно повіряють, повністю аналогічний описаному вище.

Аналогічно до чотирьох менших трикутників, представлених на фіг. 3, формують по чотири трикутники для точок 33, 53, 55. Більший трикутник, представлений на фіг. 3, може служити для прогнозу результатів повірки як в точці 53, так і в точках 54, 63 (однак для кожної точки необхідно навчити свою нейронну мережу). Аналогічно до представлених на фіг. 3 чотирьох варіантів більшого трикутника можна сформувати такі ж трикутники для груп точок: 22, 24, 42, 44; 24, 26, 44, 46; 44, 46, 64, 66.

На фіг. 4 представлено великі трикутники на базі точок 22, 24, 26, 44, сформовані для прогнозу результатів повірки в точках 23, 25, 33, 34, 35. Аналогічні трикутники можна сформувати: на базі точок 26, 44, 46, 66 для прогнозу результатів повірки в точках 35, 36, 45, 55, 56; на базі точок 44, 62, 64, 66 для прогнозу результатів повірки в точках 53, 54, 55, 63, 65; на базі точок 22, 42, 44, 62 для прогнозу результатів повірки в точках 32, 33, 43, 52, 53. Для кожної точки необхідно навчити свою нейронну мережу.

На фіг. 5 зліва представлено додатковий трикутник, який на базі точок 24, 26 дозволяє отримати додатковий прогноз для точки 34. Шляхом повороту такого додаткового трикутника можна отримати ще вказаних цифрами п'ять значень результату прогнозу в точках 25, 34, 35, 36, 43, 45. Таким чином можна побудувати такі додаткові трикутники на базі точок: 22, 24; 24, 26; 42, 44; 44, 46; 62, 64; 64, 66; 22, 42; 42, 62; 24, 44; 44, 64; 26, 46; 46, 66. Для кожної пари точок можна побудувати чотири трикутники, тобто отримати 48 результатів повірки.

Як видно з попереднього опису, точки повірки в центральній частині функції перетворення багатопараметричного сенсора, який повіряють, за допомогою описаних операцій можна спрогнозувати багато разів. А точки периферійної частини описані операції прогнозують значно рідше. Для підвищення точності прогнозу можна використати додаткові трикутники, представлені в правій частині фіг. 5, де на базі точок 62 і 64 показано прогноз точок 71, 72, 73, 74, 75 (для того, щоби не затемняти фіг. 5 показано тільки два трикутники, які прогнозують точки 71 і 75). Аналогічно можна побудувати такі трикутники на базі пар точок: 22, 24; 24, 26; 26, 46; 46, 66; 64, 66; 22, 42; 42, 62. Через те, що на базі кожної пари трикутників можна отримати прогноз п'яти точок повірки, разом отримуємо ще 35 точок.

Слід відзначити, що для прогнозу точок повірки багатопараметричного сенсора, який повіряють, можна використати не тільки трикутники. На фіг. 6 представлено використання квадратів, прилеглих до точки повірки. Зокрема, квадрат точок 22, 24, 42, 44 дійсної повірки дозволяє прогнозувати результати повірки сенсора, який повіряють, в точках 23, 32, 33, 34, 43 (як вже вказувалося, для кожної точки необхідно навчити свою нейронну мережу). Аналогічні квадрати можна побудувати на базі точок: 24, 26, 44, 46; 42, 44, 62, 64; 44, 46, 64, 66. Квадрати дозволять отримати прогноз ще 20 точок.

Для прогнозу результатів повірки багатопараметричного сенсора, який повіряють, можна використати також представлені на фіг. 6 великі квадрати, наприклад, 22, 24, 26, 42, 44, 46. Цей квадрат дозволяє прогнозувати результати повірки в точках 23, 25, 32, 33, 34, 35, 36, 43, 45. Аналогічні квадрати можна побудувати на базі точок: 42, 44, 46, 62, 64, 66; 22, 24, 42, 44, 62, 64; 24, 26, 44, 46, 64, 66. Великі квадрати дозволять отримати прогноз ще 36 точок.

Всі навчені на прилеглих трикутниках і квадратах нейронні мережі створюють множину ВМ.

В результаті навчання множин нейронних мереж АНК і ВМ та використання їх для прогнозу результатів повірки сенсора, який повіряють, отримуємо велику кількість прогнозованих результатів - по декілька в кожній точці прогнозу. Це дозволяє підвищити точність прогнозу за рахунок їх об'єднання. Однак використання усереднення не дає можливості максимального підвищення точності через те, що результати прогнозу мають різну достовірність. Тому для їх об'єднання також використаємо нейронні мережі множини СН. Кожна з них об'єднує (узагальнює) результати прогнозу в одній точці повірки. Навчальні вибірки для них формуємо аналогічно до описаного в пп. 1-6. Вектори навчання формують як набори чисел, розміщених, наприклад, в наступному порядку:

1. Всі результати прогнозу за допомогою АНК результатів повірки групи однотипних сенсорів (за виключенням результатів повірки сенсора, прийнятого за сенсор, який повіряють), впорядковані, наприклад, за годинниковою стрілкою від вертикальної лінії, проведеної від поточної точки прогнозу (для розглянутого на фіг. 2 випадку - спочатку прогноз, отриманий за допомогою прямої 3, потім 1, потім 2);

2. Всі результати прогнозу за допомогою ВМ результатів повірки групи однотипних сенсорів (за виключенням результатів повірки сенсора, прийнятого за сенсор, який повіряють), впорядковані, наприклад, згідно з нумерацією на фіг. 3-6.

3. Значення результату повірки сенсора, прийнятого сенсором, який повіряють, в даній точці.

Аналогічно, як і для множин нейронних мереж АНК і ВМ, для множини нейронних мереж СН не стільки важливий порядок розміщення результатів прогнозу, скільки його сталість (незмінність) при навчанні і при прогнозуванні. Навчання множини нейронних мереж СН, а також їх використання для об'єднання результатів прогнозу в усіх точках, де сенсор, який повіряють, в дійсності не повіряли, проводять аналогічно до множин нейронних мереж АНК і ВМ. В результаті узагальнюючих властивостей нейронних мереж нейронні мережі СН об'єднують результати прогнозу відповідно до отриманої в результаті навчання ваги (достовірності) кожного прогнозу, що дозволяє підвищити точність вихідного прогнозованого результату повірки.

Таким чином, в результаті використання пропонованого способу ідентифікації індивідуальної функції перетворення багатопараметричного сенсора за результатами його повірки в скороченій кількості точок можна отримати високу точність прогнозу результатів повірки в тих точках, де ця повірка в дійсності не проводилася і, тим самим, дуже суттєво скоротити кількість точок дійсної повірки багатопараметричного сенсора для отримання малої похибки його індивідуальної функції перетворення. Пропонований спосіб може отримати широке використання, наприклад, в системах захисту від перевищення допустимої концентрації газів, зокрема захисту від перевищення безпечної концентрації метану та закису вуглецю в шахтах, а також в системах газового аналізу, де можна застосувати двопараметричні сенсори на основі окису олова. Також пропонований спосіб можна використати в системах корекції



впливу динамічної зміни температури напівпровідникового кристалу на результат вимірювання фізичної величини сенсором, реалізованим на цьому кристалі. Наприклад, для корекції температурної похибки фотодіода, викликаной його нагрівом вимірюваним світловим потоком. В такому випадку сенсор температури довільного типу, розміщений поряд з фотодіодом, буде

5 мати значну динамічну похибку через запізнення результату його вимірювання відносно температури кристалу фотодіода, викликану малою швидкістю процесу теплопередачі. Тільки в тому випадку динамічна похибка буде малою, коли сам фотодіод буде сенсором своєї температури. Однак в такому випадку фотодіод стає двопараметричним сенсором, в якому генерована фото-е.р.с. служить мірою світлового потоку (однак вона залежить і від температури кристалу), а спад напруги при проходженні прямого струму через фотодіод служить мірою температури кристалу (однак він залежить і від світлового потоку, який падає на кристал). Ідентифікація індивідуальної функції перетворення такого фотодіода як двопараметричного сенсора дозволяє реалізувати корекцію температурної похибки з високою точністю.

Джерела інформації:

- 15 1. Поліщук Є.С., Обозовський С.С., Шморгун Є.І., Кочан В.О. Електричні вимірювання електричних та неелектричних величин. За ред. проф. Є.С. Поліщука - К.: Вища школа, 1978. - 352с.
2. ГОСТ 8.009-84. Електронний ресурс ([http://neo-chaos.narod.ru/useful/gost/gost\\_8\\_009-84.pdf](http://neo-chaos.narod.ru/useful/gost/gost_8_009-84.pdf))
- 20 3. Методы оценки рабочих характеристик измерительных преобразователей, предназначенных для использования в системах управления промышленными процессами. /Стандарт МЭК, публикация 770.
4. <http://www.figarosensor.com/products/813pdf.pdf>.
5. Новицкий П.В., Зограф И.А. Оценка погрешностей результатов измерений. - Л.: Энергоатомиздат (Ленингр. отд-ние), 1985. - 248 с., ил.
- 25 6. Поліщук Є.С., Дорожовець М.М., Яцук В.О. та ін. "Метрологія та вимірювальна техніка", за ред. Є.С.Поліщука, Львів Бескид Біт, 2003. - 544с.
7. Специальные термометры с термопреобразователями сопротивления / Е.И.Фандеев, Г.А. Луцаев, В.А. Карчков. - М.: Энергоатомиздат, 1987. - 96 с: ил. - (Б-ка по автоматике; Вып 663).
- 30 8. Куинн Т. Температура. Пер. с англ. М.: Мир 1985 .- 448 с, ил.
9. Рогельберг И.Л. Сплавы для термопар / И.Л. Рогельберг, В.М. Бейлин. - М.: Металлургия, 1983. - 360 с.
10. Богуславский И. А. Полиномиальная аппроксимация для нелинейных задач оценивания и управления. Изд: ФИЗМАТЛИТ, 2006. - 208 стр.
- 35 11. Уолш Дж. Л. Интерполяция и аппроксимация рациональными функциями в комплексной области. Издательство иностранной литературы. М.: 1961. - 505с.
12. Алберг Дж., Нильсон В., Уолш Дж. Теория сплайнов и ее приложения. М.: Мир, 1972. - 316с.
13. Калинин Н.Н. Численные методы. Наука, 1978. - 512с.
- 40 14. Daqi G. An electronic nose and modular radial basis function network classifiers for recognizing multiple fragrant materials / Daqi G., Shuyan W., Yan J. // Sensors and Actuators B.- 2004. -Vol. 97, No. 2-3. - P. 391-401.
15. Derde M. P. Supervised pattern recognition: the ideal method? / Derde M. P., Massart D. L. // Analytica Chimica Acta.-1986. - Vol. 191. - P. 1-16.
- 45 16. Michie D. Machine Learning, Neural and Statistical Classification / Michie D., Spiegelhalter D.J., Taylor C.C. -New York: Ellis Horwood, 1994.
17. Крисилов В.А., Чумичкин К.В., Кондратюк А.В. Представление исходных данных в задачах нейросетевого прогнозирования // В сб. научных трудов V Всероссийской научно-технической конференции "Нейроинформатика-2003", Том 1. М.: МИФИ., 2003. - С. 184-191.
- 50 18. Kroese B. An introduction to Neural Networks.- Amsterdam: Univercity of Amsterdam.-1996.- 120р.
19. <http://alglib.sources.ru/dataanalysis/mlpensembles.php>.
20. Головкин В.А. Нейроинтеллект: теория и применение. Книга 1: Организация и обучение нейронных сетей с прямыми и обратными связями. - Брест: Изд. БПИ, 1999. - 264 с.

55

#### ФОРМУЛА КОРИСНОЇ МОДЕЛІ

1. Спосіб ідентифікації індивідуальної функції перетворення багатопараметричного сенсора за результатами його повірки в скороченій кількості точок, при якому результати повірки у точках, де повірка не проводилась, прогнозують шляхом обробки дійсних результатів повірки, який

60

**відрізняється** тим, що прогноз результатів повірки в точках, де повірка не проводилась, проводять за допомогою набору нейронних мереж, навчених на результатах попередньої повірки групи однотипних багатопараметричних сенсорів у кількості точок, достатній для ідентифікації індивідуальної функції перетворення багатопараметричних сенсорів цього типу із заданою точністю, причому для прогнозу результатів повірки в кожній точці використовують окрему нейронну мережу, навчену на результатах повірки, при яких значення фізичних величин належать строго заданому набору точок повірки відносно точки, результати повірки якої прогнозуються.

2. Спосіб ідентифікації індивідуальної функції перетворення багатопараметричного сенсора за п. 1, який **відрізняється** тим, що прогноз результатів повірки даного сенсора в кожній точці, де повірка не проводилась, ведуть окремо для всіх прямих, які можна провести через цю і сусідні точки дійсної повірки.

3. Спосіб ідентифікації індивідуальної функції перетворення багатопараметричного сенсора за п. 1, який **відрізняється** тим, що прогноз результатів повірки даного сенсора в кожній точці, де повірка не проводилась, ведуть окремо для груп точок повірки, прилеглих до точки, де повірка не проводилась.

4. Спосіб ідентифікації індивідуальної функції перетворення багатопараметричного сенсора за п. 1, який **відрізняється** тим, що окремі прогнози результатів повірки даного сенсора в кожній точці, де повірка не проводилась, об'єднують за допомогою нейронних мереж, навчених на результатах повірки групи однотипних сенсорів для того ж самого заданого набору точок повірки.

5. Спосіб ідентифікації індивідуальної функції перетворення багатопараметричного сенсора за пп. 2, 3, 4, який **відрізняється** тим, що при навчанні відповідних нейронних мереж, кожен вхідний вектор навчання формують як набір значень результатів повірки сенсора, що імітує сенсор який повіряють, далі значень результатів повірки найбільш подібного сенсора серед групи однотипних багато параметричних сенсорів, далі значень результатів повірки наступного за подібністю сенсора аж до найменш подібного сенсора, а вихідний - як результат повірки сенсора, що імітує сенсор, який повіряють, в точці, де результат повірки прогнозується, причому подібність визначається за мінімумом суми абсолютних значень відхилень результатів повірки сенсора серед групи однотипних багатопараметричних сенсорів від результатів повірки сенсора, що імітує сенсор який повіряють, в точках дійсної повірки.

6. Спосіб ідентифікації індивідуальної функції перетворення багатопараметричного сенсора за п. 5, який **відрізняється** тим, що при прогнозі окремих результатів повірки сенсора, який дійсно повіряють, вхідний вектор кожної нейронної мережі формують як набір значень результатів повірки сенсора, який дійсно повіряють, далі значень результатів повірки найбільш подібного сенсора серед групи однотипних багатопараметричних сенсорів, далі значень результатів повірки наступного за подібністю сенсора аж до сенсора, який передусім найменш подібному сенсору, причому значення результатів повірки найменш подібного сенсора відкидають.

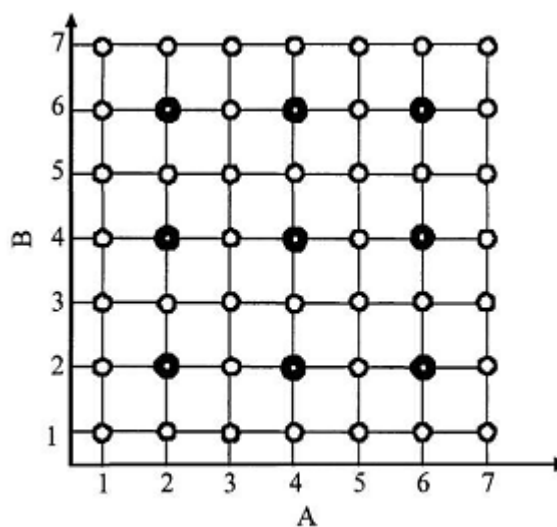
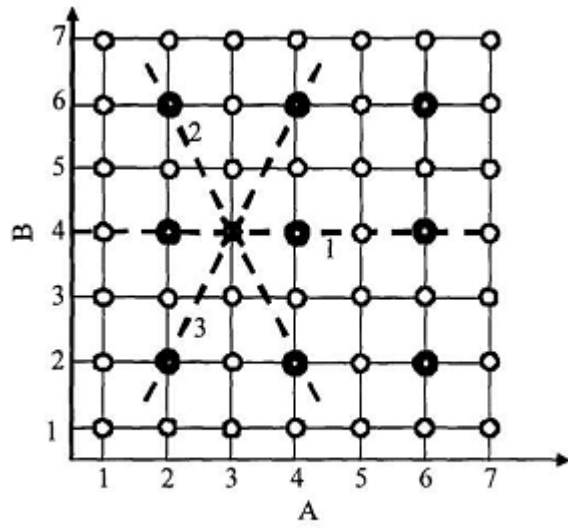
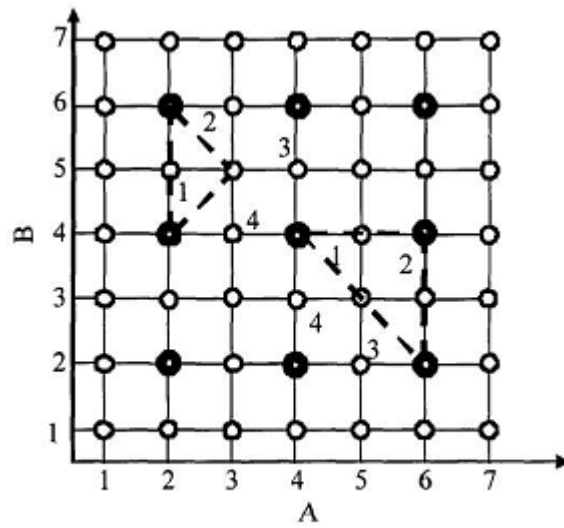


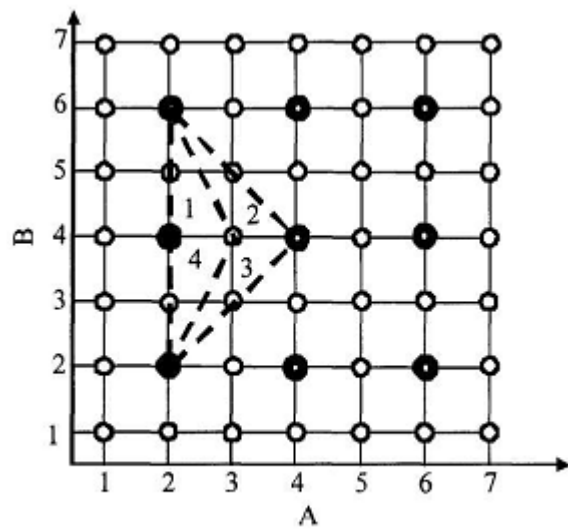
Fig. 1



Фиг. 2



Фиг. 3



Фиг. 4

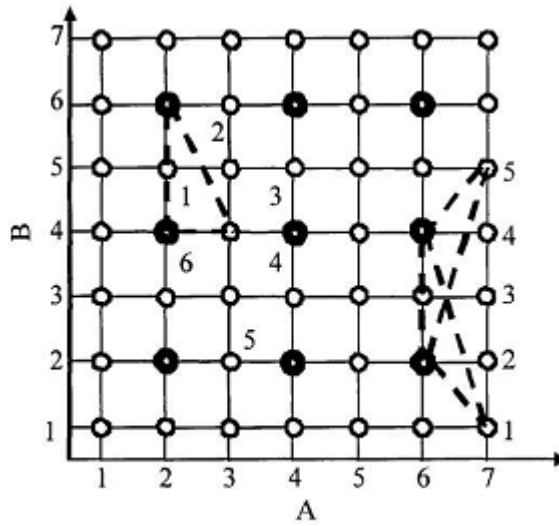


Fig. 5

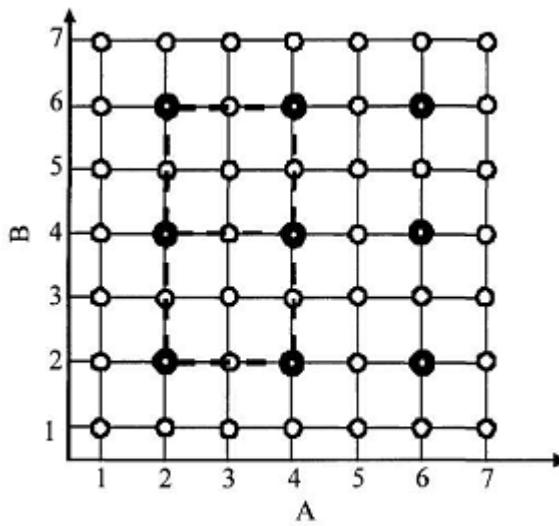


Fig. 6

---

Комп'ютерна верстка Л.Литвиненко

---

Державна служба інтелектуальної власності України, вул. Урицького, 45, м. Київ, МСП, 03680, Україна

---

ДП "Український інститут промислової власності", вул. Глазунова, 1, м. Київ – 42, 01601