



УКРАЇНА

(19) UA

(11) 50830

(13) C2

(51) 6 G06F15/18

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ
І НАУКИ УКРАЇНИДЕРЖАВНИЙ ДЕПАРТАМЕНТ
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ
ВЛАСНОСТІОПИС
ДО ПАТЕНТУ НА ВИНАХІД**(54) СПОСІБ ФОРМУВАННЯ НАВЧАЛЬНОЇ ВИБІРКИ ПРОГНОЗУЮЧОЇ ДРЕЙФ ПРИБОРУ ЗБОРУ ДАНИХ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ**

1

2

(21) 2000010010

(22) 04 01 2000

(24) 15 11 2002

(46) 15 11 2002, Бюл №11, 2002 р

(72) Саченко Анатолій Олексійович, Кочан Володимир Володимирович, Турченко Володимир Олександрович, Головка Володимир Адамович, ВУ, Савицький Юрій Вікторович, ВУ, Лаопулос Теодоре, GR

(73) Саченко Анатолій Олексійович, Кочан Володимир Володимирович, Турченко Володимир Олександрович, Головка Володимир Адамович, ВУ, Савицький Юрій Вікторович, ВУ, Лаопулос Теодоре, GR

(56) US, 5111531, 05 05 1992

US, 5282261, 25 02 1994

US, 5461699, 24 10 1995

US, 5555345, 10 09 1996

US, 5559929, 24 09 1996

WO, 9642058, 27 12 1996

US, 5621861, 15 04 1997

US 5826249, 20 10 1998

(57) 1 Спосіб формування навчальної вибірки прогнозуючої дрейф пристрою збору даних нейронної мережі, на основі періодичного визначення дійсного значення дрейфу і історичних даних про дрейф, який **відрізняється** тим, що об'єм даних при формуванні вибірки штучно збільшується шляхом формування вибірок даних послідовно для двох додаткових нейронних мереж - інтегруючої історичні дані і апроксимуючої

2 Спосіб за п 1 який **відрізняється** тим, що при формуванні вибірок даних для інтегруючої історичні дані нейронної мережі з наявних історичних даних про дрейф пристрою збору даних окремо для кожного моменту часу визначення дійсного значення їх дрейфу, для окремого варіанту інтегруючої історичні дані нейронної мережі формується вибірка даних, що складається з пар історичних значень дрейфу для одного пристрою збору даних

в даному і наступному моменті часу визначення дрейфу

3 Спосіб за п 2, який **відрізняється** тим, що при формуванні навчальної вибірки для варіанту інтегруючої історичні дані нейронної мережі з сформованої вибірки даних формується набір навчальних векторів шляхом почергового виділення однієї пари історичних значень дрейфу і сортування всіх інших пар по відхиленню від значення дрейфу виділеної пари в даному моменті часу визначення дійсного значення дрейфу, причому вхідними елементами кожного навчального вектора є відсортовані значення дрейфу інших пар в даному моменті визначення дійсного значення дрейфу, а вихідним елементом цього навчального вектора є значення дрейфу виділеної пари в наступному моменті визначення дійсного значення дрейфу

4 Спосіб за п 1, який **відрізняється** тим, що при формуванні робочої вибірки для інтегруючої історичні дані нейронної мережі для кожного варіанту інтегруючої історичні дані нейронної мережі сортують пари історичних значень дрейфу по відхиленню від значення дрейфу пристрою збору даних і відкидають пару з найбільшим відхиленням, причому як значення дрейфу пристрою збору даних використовується визначене дійсне значення дрейфу в даному моменті часу і прогнозовані відповідними варіантами інтегруючих історичні дані нейронних мереж значення дрейфу у всіх наступних моментах часу визначення дрейфу

5 Спосіб за п 1, який **відрізняється** тим, що при формуванні навчальної вибірки для апроксимуючої нейронної мережі в навчальній вибірці поєднуються визначені в попередніх і даному моменті часу дійсні значення дрейфу прогнозованого пристрою збору даних з результатами прогнозу значень дрейфу відповідними варіантами інтегруючих історичні дані нейронних мереж у всіх наступних моментах часу визначення дрейфу

Запропонований спосіб формування навчальної вибірки прогнозуючої дрейф пристрою збору

даних нейронної мережі може бути використаний при створенні спеціалізованих прецизійних вимі-

(19) UA (11) 50830 (13) C2

рувально-керуючих систем та мереж, які використовують нестабільні пристрої збору даних, наприклад, сенсори, аналого-цифрові перетворювачі і т.п.

Точність систем збору даних про реальні фізичні об'єкти на сьогодні визначається, в основному, похибками сенсорів. Незважаючи на велику кількість різноманітних фізичних ефектів, які покладені в основу роботи різних сенсорів і широкую їх номенклатуру, проблеми підвищення їх точності практично подібні. Більшість сенсорів, які випускаються, мають великий початковий (в момент випуску з виробництва) розкид параметрів (див., наприклад, [1]) та значний часовий дрейф під дією умов експлуатації (див., наприклад, [2]). Дрейф сенсора полягає у зміні його характеристики перетворення під час експлуатації під дією впливаючих величин. Вплив початкового розкиду параметрів можна значно зменшити за рахунок настрійки вимірювальної схеми під індивідуальні характеристики перетворення сенсорів (див., наприклад, [3]). Однак таким чином неможливо усунути похибку, викликану дрейфом сенсора або іншого пристрою збору даних, під час його експлуатації. На другому місці в каналі обробки даних звичайно стоять похибки аналого-цифрових перетворювачів, при використанні яких виникають аналогічні проблеми.

Можна виділити два основні шляхи вдосконалення сенсорів та інших пристроїв каналу збору даних - конструктивно-технологічний і структурно-алгоритмічний. Перший шлях полягає у вдосконаленні власне самого пристрою - матеріалів, з якого він виготовлений, його конструкції, захисних матеріалів, технології виготовлення і т.д. Цей шлях вимагає значних капіталовкладень і багато часу на розробку нових типів пристроїв збору даних (особливо сенсорів), а отримані результати часто не конкурентноздатні. Другий шлях полягає в такій обробці сигналів пристроїв збору даних, яка дозволяє компенсувати їх недоліки, зокрема похибки. В більшості випадків можна виділити два основні структурно-алгоритмічні методи підвищення точності пристроїв збору даних [4] - метод додаткових вимірювань та метод взірцевих сигналів.

Метод додаткових вимірювань полягає у вимірюванні впливаючих на пристрій збору даних величин, та корекції вихідних даних згідно функцій впливу впливаючих величин. Для його використання потрібно знати, або якимось чином прогнозувати ці функції впливу. Якщо функції впливу відомі з низькою точністю, або нестабільні, метод не забезпечує високої точності корекції.

Метод взірцевих сигналів полягає в періодичній повірці або калібруванні пристрою збору даних на місці експлуатації. Він характеризується високою точністю і надійністю, але потребує періодичного підключення взірцевого пристрою збору даних (наприклад, взірцевого сенсора) або джерела взірцевих сигналів (калібратора). Крім того необхідне переведення каналу збору даних і об'єкту в спеціальні режими роботи, що вимагає додаткових часових та експлуатаційних затрат і не завжди можливе в довільний момент часу. При цьому, чим вища необхідна точність збору даних, тим частіше необхідно повірять або калібрувати пристрій збору даних, тобто затрати на використання методу взір-

цевих сигналів із зменшенням допустимої похибки різко зростають.

Зменшити недоліки згаданих методів дозволяє їх комбінація [5, 6], при якій періодичне визначення дійсного значення дрейфу (шляхом повірки або калібрування) є основою для прогнозу дрейфу між моментами повірки або калібрування. Тоді сумарна похибка отримання даних визначається похибкою визначення дійсного значення дрейфу і похибкою прогнозу дрейфу між повірками (калібруваннями). Остання визначається як похибкою апроксимації результатів повірки, так і похибкою екстраполяції. Обидві похибки можуть бути зменшені за рахунок, наприклад, зменшення кроку прогнозування, але це вимагає збільшення частоти повірки або калібрування і, відповідно, збільшення затрат.

Таким чином, інтервал між повірками (або калібруваннями) пристроїв збору даних залежить від якості прогнозу процесу їх дрейфу. Дрейф більшості з них (зокрема, сенсорів) носить закономірний характер, але має значні індивідуальні особливості. Крім того, функція дрейфу звичайно характеризується значною випадковою складовою. Як показано в [7, 8] найвища точність апроксимації та прогнозування таких функцій досягається шляхом використання нейронних мереж. Застосування нейронних мереж для прогнозу дозволяє врахувати індивідуальні особливості дрейфу і, тим самим, різко збільшити інтервал між повірками. Інші відомі методи, наприклад, апроксимація поліномами, експонентами, сплайнами [9] дають значно гірші результати.

Прогнозування за допомогою нейронних мереж використовується достатньо широко, причому покращення якості прогнозування традиційно досягається шляхом вдосконалення структур нейронних мереж, функцій активації нейронів, алгоритмів навчання тощо [8]. Однак це не завжди забезпечує потрібний результат, тому часто застосовують відповідне формування навчальної вибірки. В [10] запропоновано в навчальну вибірку додатково включити вихід статистичної моделі прогнозованого процесу з метою покращення достовірності прогнозу. Таке рішення покращує якість прогнозу тільки в тому випадку, коли індивідуальні відхилення наборів вхідних даних в навчальній вибірці малі порівняно з значеннями прогнозованої функції. При таких прогнози математичне сподівання прогнозованого процесу коригується індивідуальними відхиленнями отриманих дійсних значень. Цей спосіб не ефективний при значних індивідуальних відхиленнях функцій дрейфу.

Відомий спосіб керування деяким процесом [11], в якому навчальна вибірка прогнозує нейронної мережі формується на основі поточних та "історичних" даних. "Історичні" дані характеризують стан процесу, використовуючи значення параметрів, які прямо і посередньо впливають на процес керування. Використання "історичних" даних дозволяє покращити якість керування процесом, але запропонований спосіб формування "історичних" даних не може бути використаний для прогнозу дрейфу пристроїв збору даних, зокрема сенсорів.

Також відомий спосіб відновлення втрачених даних на основі "історичних" даних [12], який передбачає їх прогнозування з допомогою нейронної мережі. Однак в цьому способі під "історичними" даними розуміють попередні результати вимірювання параметрів цього ж процесу. Як вказувалось вище, для зменшення затрат на підвищення точності пристроїв збору даних, необхідно зменшувати частоту їх повірки або калібрування, що створює дефіцит "історичних" даних і зробить неможливим якісне навчання (а значить і прогнозування) прогнозуючої нейронної мережі при використанні способу [12].

Спосіб навчання нейронної мережі, базований на використанні історичної бази даних [13], передбачає селекцію "історичних" даних шляхом датування в певні моменти часу деяких даних з загального потоку вхідних даних про стан контрольованого процесу. При цьому "історичні" дані можуть як співпадати з прогнозованими параметрами контрольованого процесу, так і бути іншими параметрами цього ж процесу. Пропозиція використання як "історичних" даних іншого характеру є перспективною, проте спосіб [13] не вказує шляхів здійснення прогнозу дрейфу пристроїв збору даних.

Прототипом запропонованого способу є спосіб оптимізації навчальної вибірки для навчання нейронної мережі [14], який полягає у почерговому відкиданні з навчальної вибірки пар значень прогнозованої функції (пара складається з вхідного і вихідного вектора значень), навчання нейронної мережі на скороченій вибірці і визначенні похибки прогнозу. Якщо похибка прогнозу без відкинутої пари даних суттєво менша від похибки прогнозу з відкинутою парою даних, то відкинута пара вважається збоєм, і відкидається з навчальної вибірки назавжди. Такий спосіб оптимізації навчальної вибірки дозволяє суттєво підвищити завадостійкість прогнозу. Однак високоякісний прогноз дрейфу пристроєм збору даних із застосуванням такого способу вимагає достатньо великої кількості даних для навчання прогнозуючої нейронної мережі, а використання "історичних" даних для зменшення кількості даних для навчання прогнозуючої нейронної мережі в цьому способі не передбачено. Пряме використання "історичних" даних в цьому способі найімовірніше приведе до відкидання отриманих в результаті повірки або калібрування дійсних даних про дрейф. Таким чином, ні аналоги, ні прототип не вирішують основного протиріччя між необхідністю забезпеченням високої якості прогнозу з допомогою нейронних мереж і збільшенням часових та експлуатаційних затрат для досягнення високої точності прогнозу.

Метою винаходу є штучне збільшення об'єму даних для навчання прогнозуючої дрейфу пристроїв збору даних, зокрема сенсорів, нейронної мережі, особливо на початковому етапі їх експлуатації, шляхом використання історичних даних про дрейф однотипних пристроїв збору даних у аналогічних умовах експлуатації.

Суть запропонованого способу формування навчальної вибірки прогнозуючої дрейфу пристроєм збору даних нейронної мережі полягає в тому, що, на основі періодичного визначення дійсного зна-

чення дрейфу і історичних даних про дрейф, об'єм даних при формуванні вибірки штучно збільшується шляхом послідовного застосування двох додаткових нейронних мереж - інтегруючої історичні дані і апроксимуючої. При цьому інтегруюча історичні дані нейронна мережа має стільки окремих варіантів, скільки в історичних даних є моментів часу, в які були отримані дійсні значення дрейфу цих пристроїв збору даних (скільки разів проводилась повірка або калібрування). В свою чергу для навчання кожного з цих окремих варіантів інтегруючих історичні дані нейронних мереж з наявних історичних даних про дрейф пристроєм збору даних (окремо для кожного моменту часу визначення дійсного значення їх дрейфу) формуються вибірки даних, кожна з яких складається з пар історичних значень дрейфу для одного пристрою збору даних в даному і наступному моменті часу визначення дрейфу. З сформованих таким чином вибірок даних для кожного варіанту інтегруючої історичні дані нейронної мережі формуються навчальні вибірки, які складаються з набору навчальних векторів. Кожен навчальний вектор формується шляхом виділення однієї пари історичних значень дрейфу і сортування всіх інших пар по відхиленню від значення дрейфу виділеної пари в даному моменті часу визначення дійсного значення дрейфу, причому вхідними елементами кожного навчального вектору є посортовані значення дрейфу інших пар в даному моменті визначення дійсного значення дрейфу, а вихідним елементом цього навчального вектору є значення дрейфу виділеної пари в наступному моменті визначення дійсного значення дрейфу. Набір навчальних векторів формується почерговим виділенням всіх пар історичних значень дрейфу, які складають вибірку даних даного окремого варіанту інтегруючої історичні дані нейронної мережі. Після того, як сформовані навчальні вектори всіх варіантів інтегруючих історичні дані нейронних мереж, ці нейронні мережі навчаються згідно відомих алгоритмів навчання, наприклад, зворотнього розповсюдження помилки [8]. Для прогнозування значення дрейфу в наступні моменти часу повірки або калібрування на основі дійсних (отриманих в результаті виконаної повірки або калібрування) даних про дрейф пристроєм збору даних в попередні та даний момент часу застосовують вже навчені на історичних даних варіанти інтегруючих історичні дані нейронних мереж. Для цього кожному варіанту інтегруючих історичні дані нейронних мереж формують робочі вибірки шляхом сортування пар історичних значень дрейфу по відхиленнях від значення дрейфу пристроєм збору даних і відкидають пару з найбільшим відхиленням, причому як значення дрейфу пристроєм збору даних використовуюється визначене (в результаті виконаної повірки або калібрування) дійсне значення дрейфу в даному моменті часу і прогнозовані відповідними варіантами інтегруючих історичні дані нейронних мереж значення дрейфу у всіх наступних моментах часу визначення дрейфу. В результаті отримуємо прогнозовані значення дрейфу пристроєм збору даних на базі як історичних даних, так і визначеного дійсного значення дрейфу, їх кількість відповідає кількості повірок або калібрувань, які були виконані при наборі істо-

ричних даних і, звичайно, є недостатньою для високоякісного навчання прогнозуючої нейронної мережі. Тому, для додаткового збільшення об'єму даних, застосовуємо апроксимуючу нейронну мережу. Навчальну вибірку для неї формують шляхом поєднання визначених (в результаті перевірки або калібрування) в попередніх і даному моменті часу дійсних значень дрейфу прогнозованого пристрою збору даних з результатами прогнозу значень дрейфу відповідними варіантами інтегруючих історичні дані нейронних мереж у всіх наступних моментах часу визначення дрейфу. Навчання апроксимуючої нейронної мережі здійснюють згідно відомих алгоритмів навчання, наприклад, зворотного розповсюдження помилки. Далі навчену апроксимуючу нейронну мережу застосовують, але на вхід подають значення часу з значно меншим кроком, ніж при навчанні. В результаті отримуємо достатньо даних для формування навчальної вибірки прогнозуючої нейронної мережі, навчання і застосування якої здійснюють відомими способами.

Застосування при формуванні навчальної вибірки для прогнозуючої нейронної мережі додаткових нейронних мереж з заданими властивостями і описаним чином сформованими навчальними вибірками дозволяє ефективно використати історичні дані про дрейф однотипних пристроїв збору даних в аналогічних умовах експлуатації, поєднати їх з дійсними значеннями дрейфу і тому вже після другого визначення дійсного значення дрейфу (перевірки або калібрування) отримати достатній об'єм даних для якісного навчання прогнозуючої нейронної мережі. Це дозволяє отримати в результаті застосування прогнозуючої нейронної мережі підвищену точність прогнозу дрейфу і збільшити міжповірний інтервал. Надалі ефективність запропонованого способу зростає, що дає можливість додаткового збільшення міжповірного інтервалу, і, тим самим, зниження затрат на перевірку або калібрування. Слід відзначити, що тільки послідовне застосування двох додаткових нейронних мереж, завдяки їх індивідуальним властивостям і відповідним чином сформованим навчальним вибіркам і векторам, дозволяє досягнути мету запропонованого способу - значно збільшити об'єм даних для навчання прогнозуючої дрейф пристроїв збору даних нейронної мережі.

Застосування запропонованого способу розглянемо на прикладі одного з найбільш розповсюджених різновидів сенсорів - термопар (термоелектричних перетворювачів), дрейф яких при високих робочих температурах значно (в 5-10 разів) перевищує допустимі похибки збору даних в прецизійних системах (наприклад, в електронній промисловості та металургії). Етапи застосування запропонованого способу ілюструються чотирма фігурами.

фіг 1 - Історичні дані про дрейф однотипних сенсорів,

фіг 2 - Відносні похибки інтеграції дев'яти історичних даних про дрейф сенсорів в моменти часу визначення дрейфу,

фіг 3 - Відносні похибки апроксимації апроксимуючою нейронною мережею значень дрейфу, прогнозованих інтегруючими історичні дані ней-

ронними мережами у моменти часу визначення дрейфу,

фіг 4 - Відносні похибки прогнозування дрейфу пристроєм збору даних прогнозуючою нейронною мережею у наступні моменти часу.

Як показано в [15], дрейф термопар характеризується доволі великою індивідуальною складовою. Нехай історичні дані про дрейф термопар одного типу, які знаходяться в однакових (аналогічних) умовах експлуатації описується набором кривих (фіг 1). По осі x показані моменти часу a, b, c здійснення, наприклад, калібрування, а перетин ліній a, b, c з кривими дрейфу d_1, \dots, d_n представляє собою дійсне значення дрейфу сенсора $da_1, db_1, dc_1,$

$i = \overline{1, n}$ в конкретних умовах експлуатації, визначене шляхом калібрування. Після встановлення нового (практично з нульовим часом експлуатації) сенсора у канал збору даних перше калібрування в момент часу 0 дозволяє скоригувати початковий розкид характеристики перетворення сенсора. Друге калібрування в момент часу a дозволяє отримати перше дійсне значення його дрейфу da_k . Метою використання інтегруючої історичні дані нейронної мережі є прогнозування на основі da_k ряду точок db_k, dc_k, \dots, d_t на прогнозованій кривій дрейфу цього нового сенсора. Цей прогноз повинен дати достатньо точок для навчання апроксимуючої нейронної мережі. Використання апроксимуючої нейронної мережі зумовлене тим, що для здійснення високоякісного навчання прогнозуючої нейронної мережі необхідний достатньо великий об'єм даних [16] - кілька десятків значень дрейфу. В результаті використання інтегруючої історичні дані нейронної мережі можна отримати обмежену кількість значень дрейфу - виключно стільки, скільки було калібрувань при отриманні історичних даних. Застосування проміжної нейронної мережі, архітектура якої оптимізована для виконання власне операції апроксимації, дозволяє усунути це протиріччя і суттєво розширити коло реалізацій кривих дрейфу, які можуть вважатися історичними даними для сенсора, дрейф якого прогнозується.

Кількість наявних історичних даних визначає структуру вхідного рівня інтегруючої історичні дані нейронної мережі, тобто кількість історичних даних і кількість вхідних розподільчих нейронів мережі повинна бути однаковою. Кількість варіантів інтегруючих історичні дані нейронних мереж визначається кількістю моментів часу здійснення калібрувань. Для навчання першого варіанту інтегруючої історичні дані нейронної мережі формується вибірка значень дрейфу сенсора $da_1, db_1, \dots, dc_1, \dots, d_n$ (див фіг 1) для навчання другого варіанту інтегруючої історичні дані нейронної мережі формується вибірка значень дрейфу сенсора db_1, dc_1, \dots, d_n і т.д. Вибірка складається з множини пар значень дрейфу одного і того самого сенсора в даному і наступному моменті часу визначення дрейфу. Наприклад, для першого варіанту інтегруючої історичні дані нейронної мережі вибірка складається з пар значень дрейфу сенсора $da_1, db_1, \dots, da_n, db_n$ (див фіг 1).

На основі кожної вибірки значень дрейфу сенсора формується навчальна вибірка для відповід-

ного варіанту інтегруючої історичні дані нейронної мережі. Для цього, наприклад, для першого варіанту інтегруючої історичні дані нейронної мережі, з вибірки значень дрейфу сенсора da_i, db_i , $i = \overline{1, n}$ (див. фіг. 1) навчальна вибірка, яка представляє собою набір навчальних векторів, формується наступним чином:

1. Одна з пар da_i, db_i виділяється.

2. Визначаються абсолютні відхилення значень дрейфу da_j всіх інших пар da_j, db_j по відношенню до значення дрейфу da_i виділеної пари da_i, db_i

$$\Delta_{ij} = |da_i - da_j|$$

де $i = \overline{1, n}, j = \overline{1, i-1}, j = \overline{i+1, n}$.

3. Всі отримані на кроці 2 абсолютні відхилення Δ_{ij} сортуються, наприклад, у порядку спадання, причому знаходяться максимальне $\Delta_{ij}^{\max} = \max \Delta_{ij}$ та мінімальне значення $\Delta_{ij}^{\min} = \min \Delta_{ij}$ абсолютних відхилень.

4. Формується навчальний вектор як набір по-сорттованих у порядку спадання відхилень значень дрейфу da_j та значень дрейфу виділеної пари da_i, db_i (див. табл. 1), де $i \neq j$.

5. Пункти 1 - 4 повторюються для всіх $i = \overline{1, n}$.

Таблиця 1

Структура навчального вектору інтегруючої історичні дані нейронної мережі

Максимальне	Проміжні	Мінімальне	Виділене для калібрування a	Виділене для калібрування b
da_j , при $\Delta_{ij} = \Delta_{ij}^{\max}$		da_j , при $\Delta_{ij} = \Delta_{ij}^{\min}$	da_i	db_i

Для інших варіантів навчальні вибірки для інтегруючої історичні дані нейронної мережі формуються аналогічно.

Після формування навчальних вибірок для всіх варіантів інтегруючих історичні дані нейронних мереж проводиться їх навчання, причому на вході нейронних мереж подаються значення дрейфу з 1 по 4 колонку таблиці 1, а в результаті навчання на виході маємо одержати значення дрейфу з 5 колонки таблиці 1. Як інтегруючі історичні дані нейронну мережу можна використати найпростішу модель однорівневого перцептрон з лінійною функцією активації нейрону з кількістю входів n . Для його навчання можна використати правило Відроу-Хоффа, яке базується на методі градієнтного спуску в просторі вагових коефіцієнтів і порогів нейронної мережі [17].

Після навчання всіх варіантів інтегруючих історичні дані нейронних мереж проводиться формування робочих вибірок для прогнозування значень дрейфу db_k, dck (див. фіг. 1) і т.д. на прогнозованій кривій дрейфу нового сенсора. Робочі вибірки формуються для всіх варіантів інтегруючих історичні дані нейронних мереж. Кожна робоча вибірка складається з одного вектора прогнозу, який формується подібно до векторів навчальних вибірок для відповідного варіанту інтегруючої історичні дані нейронної мережі. При цьому роль виділеної пари da_i, db_i грають отримане в результаті калібрування дійсне значення дрейфу da_k і прогнозоване першим варіантом інтегруючої історичні дані нейронної мережі значення дрейфу db_k . Для другого варіанту (для третього перевірки або калібрування) інтегруючої історичні дані нейронної мережі роль виділеної пари db_i, dci грають отримане в результаті прогнозування першим варіантом інтегруючої історичні дані нейронної мережі значення дрейфу db_k і прогнозоване другим варіантом інтегруючої історичні дані нейронної мережі значення дрейфу dck . Вектори прогнозу для всіх наступних варіантів інтегруючих історичні дані нейронних мереж формуються аналогічно другому

варіанту.

В результаті прогнозування всіма варіантами інтегруючих історичні дані нейронних мереж отримуємо набір значень da_k, db_k, dck (див. фіг. 1) дрейфу прогнозованого сенсора, який враховує як історичні дані про дрейф аналогічних сенсорів в аналогічних умовах (через наявність прогнозованих значень db_k, dck і т.д.), так і індивідуальні особливості дрейфу прогнозованого сенсора (через наявність дійсного значення дрейфу da_k). Однак цей набір звичайно є достатньо обмеженим, число значень дрейфу в ньому відповідає числу перевірок або калібрувань сенсорів, дрейф яких відображений в історичних даних. Цього набору в більшості випадків недостатньо для високоякісного навчання прогнозуючої нейронної мережі (особливо, коли в якості історичних даних використовуються дійсні значення дрейфу пристроїв збору даних, частота перевірок або калібрувань яких знижена за допомогою запропонованого способу). Тому для подальшого збільшення об'єму даних використовуємо додаткову апроксимуючу нейронну мережу. Ця нейронна мережа при навчанні апроксимує набір значень дрейфу da_k, db_k, dck прогнозованого сенсора, отриманий як в результаті перевірок або калібрувань, так і в результаті прогнозування всіма варіантами інтегруючих історичні дані нейронних мереж. Для навчання апроксимуючої нейронної мережі формується навчальна вибірка, входними елементами векторів якої є значення моментів часу a, b, c отримання дійсних значень дрейфу пристрою збору даних (моментів перевірок або калібрувань), а вихідними - набір значень дрейфу пристрою збору даних da_k, db_k, dck , у якому поєднані наявні дійсні значення дрейфу прогнозованого пристрою збору даних (отримані в результаті перевірки або калібрування) з отриманими в результаті прогнозування інтегруючими історичні дані нейронними мережами. При цьому як вихідні елементи вибірки використовуються всі отримані до поточного моменту часу дійсні значення дрейфу прогнозованого пристрою збору даних і прогнозо-

вані інтегруючими історичні дані нейронними мережами значення для наступних моментів часу. Як апроксимуючу нейронну мережу можна використати модель багаторівневого (наприклад, трьохрівневого) персеPTRону з нелінійною функцією активації нейронів схованого рівня. В апроксимуючих нейронних мережах у вхідному та вихідному рівнях доцільно використати один нейрон. Кількість нейронів схованого рівня вибирається достатньо великою (10 - 20 нейронів) для покращення властивостей апроксимації нейронної мережі. Для навчання такої мережі можна використати відомі способи, які базуються на методі градієнтного спуску в просторі вагових коефіцієнтів і порогів нейронної мережі [17].

При застосуванні апроксимуючої нейронної мережі на її вхід подаються значення часу з кроком, який значно менший кроку навчання. Тоді на виході формується набір значень дрейфу прогнозованого сенсора з відповідно меншим кроком, тобто кількість значень дрейфу відповідно зростає. Цей розширений набір значень використовується як навчальна вибірка для прогнозуючої дрейф пристрою збору даних нейронної мережі. Як прогнозуючу нейронну мережу можна використати модель багаторівневого персеPTRону з нелінійною функцією активації нейронів схованого рівня. Кількість входів нейронної мережі можна вибрати виходячи з необхідних часових та обчислювальних затрат на здійснення процесу навчання (вона повинна бути більшою певного мінімального значення, яке можна визначити експериментально, наприклад, шляхом дослідження історичних даних). Кількість нейронів схованого рівня вибирається меншою кількості нейронів схованого рівня в апроксимаційній мережі (5 - 10 нейронів) для покращення властивостей прогнозування нейронної мережі. Процес навчання прогнозуючої нейронної мережі також можна здійснити на основі методу градієнтного спуску в просторі вагових коефіцієнтів і порогів нейронної мережі [17].

На фіг 2 показані відносні похибки застосування інтегруючих історичні дані нейронних мереж. Для експерименту використано дев'ять кривих історичних даних, які по чергово виконували роль дійсних значень дрейфу прогнозованого сенсора. На фіг 2 представлені як суцільні криві результати прогнозування всіма варіантами інтегруючих історичні дані нейронних мереж окремих значень дрейфу у моменти його визначення. Прогнозування проводилось для п'яти моментів визначення дрейфу прогнозованих сенсорів (дійсні значення дрейфу визначались шляхом калібрування). Як видно з фіг 2 запропоновані операції з історичними даними дозволяють інтегруючій історичні дані нейронній мережі досить ефективно прогнозувати значення дрейфу в момент майбутньої перевірки або калібрування. Максимальна відносна похибка не перевищує 11%, а більшість прогнозів лежить в межах 3%.

На фіг 3 показані максимальна і середня відносна похибка апроксимації апроксимуючою нейронною мережею значень дрейфу, отриманих з допомогою застосування інтегруючих історичні дані нейронних мереж (див фіг 2). Як вихідні дані для апроксимації використано по п'ять значень

дрейфу для кожної з дев'яти кривих історичних даних, в результаті апроксимації отримано 25 значень дрейфу кожної кривої. На фіг 3 показані тільки криві максимальної та середньої відносних похибок апроксимації у моменти здійснення калібрувань. Як видно з фіг 3 максимальна відносна похибка апроксимації менша 2%.

На фіг 4 показані результати застосування прогнозуючої нейронної мережі, навчання якої проводилось по 25 значеннях дрейфу (для кожної з дев'яти кривих історичних даних), які отримані в результаті застосування апроксимуючої нейронної мережі (див фіг 2, 3). Прогноз проводився для більшого в десять раз міжповірного інтервалу (від 5-го до 15-го моменту калібрування). Як видно з фіг 4, максимальна відносна похибка прогнозування не перевищує 11%, а середня відносна похибка прогнозування з дев'яти кривих не перевищує 7%. Похибка прогнозу зростає із збільшенням міжповірного інтервалу, що дозволяє її знизити шляхом зменшення цього інтервалу.

Таким чином, запропонований спосіб дозволяє досить ефективно прогнозувати дрейф пристрою збору даних при різкому зниженні частоти його повірок або калібрувань. В розглянутому прикладі максимальна сумарна відносна похибка при використанні запропонованого способу не перевищує 24% при збільшенні міжповірного інтервалу пристрою збору даних в 10 разів. Запропонований спосіб може бути використаний при побудові інтелектуальних вимірювально-керуючих систем та мереж, які здатні, за рахунок самонавчання та адаптації до умов функціонування, забезпечувати зниження похибки збору даних із збільшенням часу їх експлуатації.

Список використаних джерел

1 Лах В.И., Хохлова Л.С. Анализ номинальных статических характеристик и допускаемых отклонений термо-э.д.с. преобразователей, выпускаемых в СССР и за рубежом // Контрольно-измерительная техника. Респ. межвед. науч.-техн. сб. / Львовский политехнический институт. Изд-во при Львовском университете, 1983 - С. 73-77.

2 Самсонов Г.В., Киц А.И., Кюздені О.А. Датчики для измерения температуры в промышленности -К. Наукова думка, 1972.

3 А.с. № 352152 Устройство для измерения температуры / Обелевская К.М., Заничковская Л.В., Кочан В.А., Саченко А.А. (СССР) - Опубл. 1972, Бюл. № 28.

4 Земельман М.А. Автоматическая коррекция погрешностей измерительных устройств - М. Издательство стандартов, 1972 - с. 200.

5 А.с. № 1136032 Устройство для измерения температуры / Саченко А.А., Гада Н.Ф., Кочан В.В., Голомедов А.В., Мильченко В.Ю. (СССР) - Опубл. 1985, Бюл. № 3.

6 А.с. № 1506295 Устройство для измерения температуры / Саченко А.А., Кочан В.В., Масляк Б.А., Мильченко В.Ю., Цебрик Р.И. (СССР) - Опубл. 1989, Бюл. № 33.

7 A.K. Jain, J. Mao, K.M. Mohiuddin. Artificial Neural Networks: A Tutorial // Computer -March 1996 -P. 31-44.

8 Головкин В.А. Нейроинтеллект: теория и применение. Книга 1. Организация и обучение

нейронных сетей с прямыми и обратными связями - Брест Изд БПИ, 1999 - с 264

9 MATLAB Language Reference Manual, the Math Works Inc, 1998

10 Пат 5461699 США, МКИ G06F 015/18 Forecasting using a neural network and a statistical forecast / Arbabi Mansur, Fischthal Scott (США), IBM Corp - № 142653, Заявл 25 10 93, Опубл 24 10 95, НКИ 395/21 - с 21

11 Пат 5111531 США, МКИ G05B 013/00 Process control using neural network / Grayson Keith, Rudd John (США), Automation Technology Inc - № 462503, Заявл 08 01 90, Опубл 05 05 92, НКИ 364/513 - с 23

12 Пат 5282261 США, МКИ G06F 015/18 Neural network process measurement and control / Skeirik Richard (США), E I Du Pont de Nemours and Co Inc - № 563095, Заявл 03 08 90, Опубл 25 01 94, НКИ 395/906 - с 61

13 Пат 5826249 США, МКИ G06E 001/00 Historical database training method for neural networks / Skeirik Richard (США), E I Du Pont de Nemours and

Co Inc - № 870659, Заявл 06 07 97, Опубл 20 10 98, НКИ 395/20 - с 58

14 Пат 5559929 США, МКИ G06F 007/00 Method of enhancing the selection of a training set for use in training of a neural network / Wasserman Philip (США), Unisys Corp - № 282250, Заявл 29 07 94, Опубл 24 09 96, НКИ 395/23 - с 18

15 Саченко А А, Мильченко В Ю, Кочан В В, Чирка М И, Карачка А Ф Экспериментальные исследования неустойчивости градуировочных характеристик термоэлектрических преобразователей градуировки хромель-алюмель // Измерительная техника - 1985 - № 10 С 28-29

16 Kroese B An Introduction to Neural Networks - Amsterdam University of Amsterdam, 1996 - 120p

17 Golovko V, Grandinetti L, Kochan V, Lopoulos T, Sachenko A, Turchenko V Sensor Signal Processing Using Neural Networks // Proc IEEE Region 8 Intern Conf Africon'99 - Cape Town (South Africa) - 1999 - P 339-344

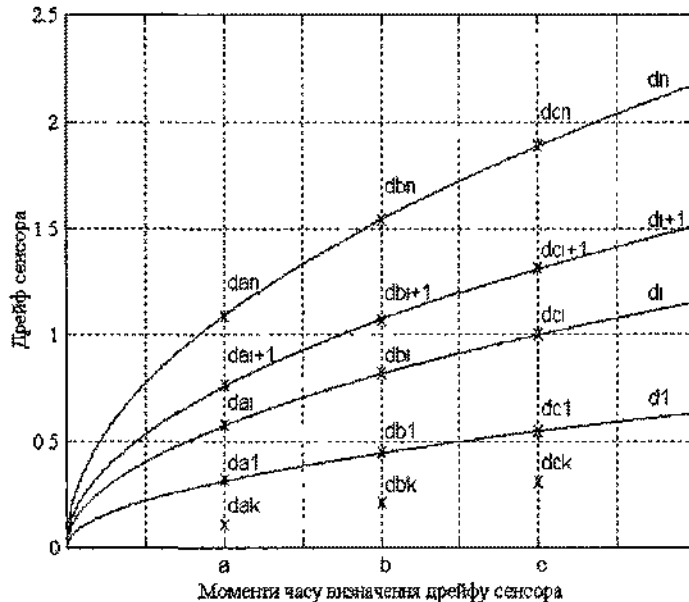
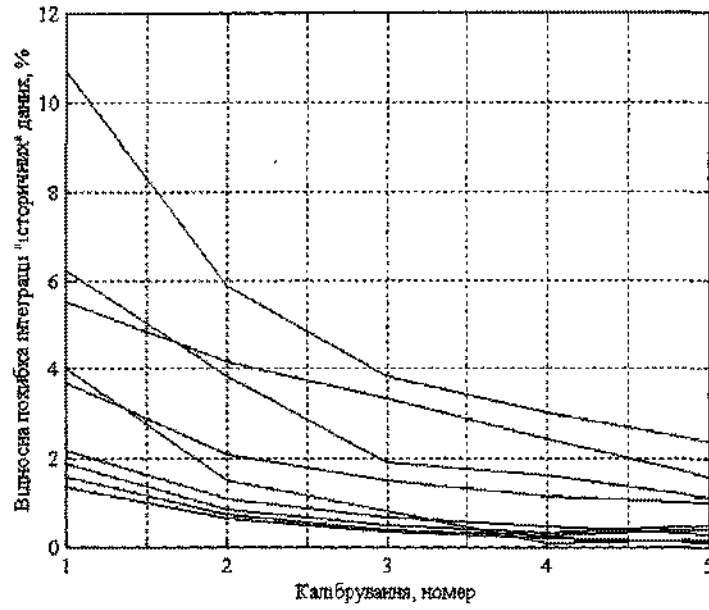
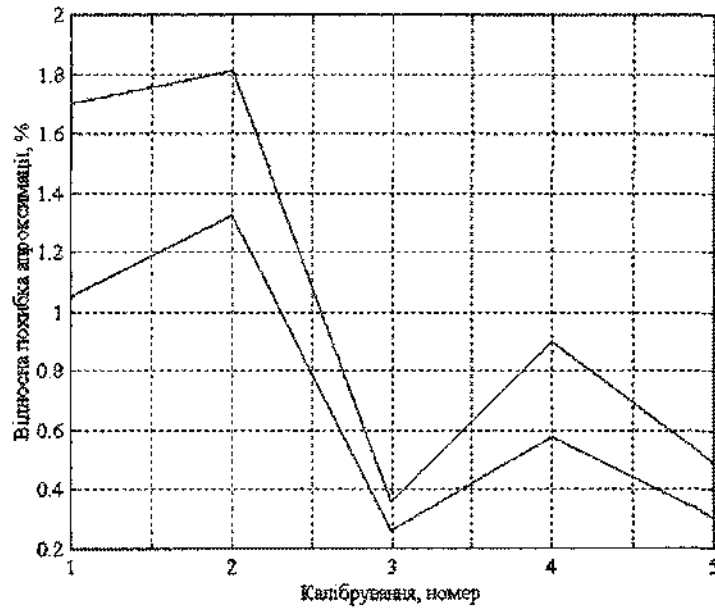


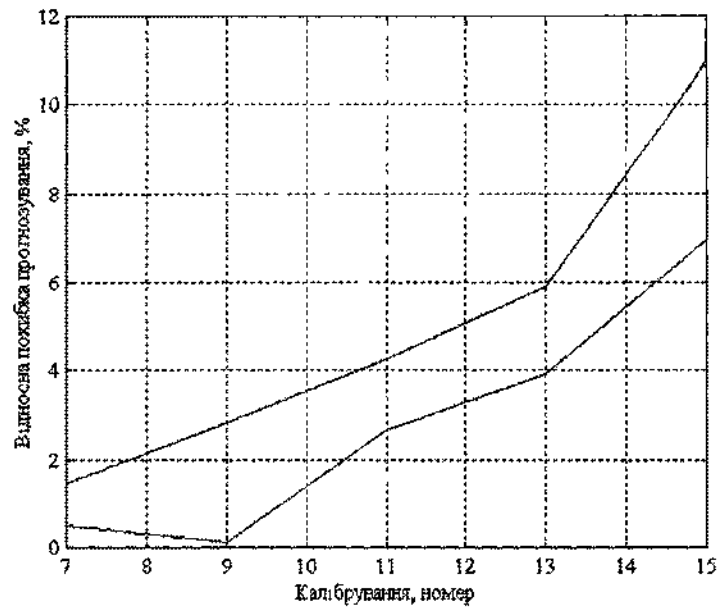
Fig. 1. Історичні дані про дрейф однотипних сенсорів



Фіг. 2. Відносні похибки інтеграції дев'яти історичних даних про дрейф сенсорів в моменти часу визначення дрейфу



Фіг. 3. Відносні похибки апроксимації апроксимуючою нейронною мережею значень дрейфу, прогнозованих інтегруючими історичні дані нейронними мережами у моменти часу визначення дрейфу



Фіг. 4. Відносні похибки прогнозування дрейфу пристрою збору даних прогнозуючою нейронною мережею у наступні моменти часу

ДП «Український інститут промислової власності» (Укрпатент)
вул. Сім'ї Хохлових, 15, м. Київ, 04119, Україна
(044) 456 – 20 – 90

ТОВ «Міжнародний науковий комітет»
вул. Артема, 77, м. Київ, 04050, Україна
(044) 216 – 32 – 71