

- № 3. – Р. 290–297. 2. Ромака Л. П., Крайовський В. Я., Ромака В. В., Стадник Ю. В., Рогль П., Горинь А. М. Дослідження особливостей кристалічної та електронної структур напівпровідникового твердого розчину $Hf_{1-x}Tm_xNiSn$ // Фізика і хімія твердого тіла. – 2016. – Т. 17. – № 2. – С. 212–221. 3. Ромака В. А., Рогль П., Стадник Ю. В., Ромака Л. П., Качаровський Д., Крайовський В. Я., Лах О. І. Дослідження структурних, енергетичних та кінетичних характеристик термоелектричного матеріалу $Hf_{1-x}Y_xNiSn$ // Термоелектрика. – 2015. – № 4. – С. 30–38. 4. Ромака В. А., Ромака В. В., Стадник Ю. В. Інтерметалічні напівпровідники: властивості та застосування. – Львів: Вид-во Львівської політехніки, 2011. – 488 с. 5. Romaka V. V., Rogl P., Romaka L., Stadnyk Yu., Grytsiv A., Lakh O., Krayovsky V. Peculiarities of Structural disorder in Zr- and Hf-Containing Heusler and Half-Heusler Stannides // Intermetallics. – 2013. – Vol. 35. – P. 45–52.

УДК 536.531(2)

НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ЯК ЗАСІБ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗНАЧЕННЯ ТЕМПЕРАТУРИ ЗА ПЕРЕХІДНИМ ПРОЦЕСОМ

© Лопатко Ольга, Микитин Ігор, 2016

Національний університет “Львівська політехніка”, кафедра інформаційно-вимірювальних технологій,
вул. С. Бандери, 12, 79013, Львів, Україна

Проаналізовано нейронні мережі як засіб прогнозування значення температури за перехідним процесом.

Розглянуто штучний нейрон як основу нейронної мережі. Наведено класифікацію нейронів залежно від функцій, які вони виконують в нейронній мережі, та основні види передавальних функцій нейрона. Подано класифікацію нейронних мереж за критерієм їх архітектури, алгоритму навчання та типу завдань, які вони можуть виконувати. Зроблено висновок, що для розв’язання поставленої задачі оптимальним є застосування нейронної мережі з архітектурою прямого поширення з алгоритмом навчання з вчителем.

Ключові слова: нейронна мережа, прогнозування значення температури, температурний перехідний процес.

Проанализированы нейронные сети как средства прогнозирования значения температуры за переходным процессом. Рассмотрен искусственный нейрон как основа нейронной сети. Приводится классификация нейронов в зависимости от функций, которые они выполняют в нейронной сети, и основные виды передаточных функций нейрона. Представлена классификация нейронных сетей по критерию их архитектуры, алгоритма обучения и типа задач, которые они могут выполнять. Сделан вывод, что для решения поставленной задачи оптимальным является применение нейронной сети с архитектурой прямого распространения с алгоритмом обучения с учителем.

Ключевые слова: нейронная сеть, прогнозирование значения температуры, температурный переходный процесс.

The present article considers neural networks as a tool for the temperature prediction using transition process. The authors emphasize the need to measure high temperatures in technological processes and indicate problems encountered on this way. The method proposed to solve this problem is neural networks application.

The study of artificial neural networks is motivated by their similarity to successfully working biological systems, which – in comparison to the overall system – consist of very simple but numerous nerve cells that work massively in parallel and (which is probably one of the most significant aspects) have the capability to learn. There is no need to explicitly program a neural network.

One result from this learning procedure is the capability of neural networks to generalize and associate data: after successful training a neural network can find reasonable solutions for similar problems of the same class that were not explicitly trained. This in turn results in a high degree of fault tolerance against noisy input data.

At the very beginning the authors describe artificial neuron as a basis of a neural network and provide its block diagram. Neurons classification depending on the functions they perform in the neural network is also present. They also defined the transfer function of the artificial neuron and its basic types (linear transfer function, positive linear transfer function, piecewise linear transfer function, step transfer function and logistic transfer function) alongside with mathematical expressions (formulas) and diagrams that describe neural networks behavior.

Then, the authors present a neural networks classification based on their architecture (feedforward neural networks, recurrent neural networks and completely linked neural networks were specially highlighted). Each type of these was provided with detailed drawings and structures explanation. In addition, the present article includes a neural network classification, based on training algorithm and the type of problem that such neural network is able to perform.

At the end of the article the authors make conclusions about the most relevant neural network architecture in case of temperature prediction problem using transition process and consider the corresponding learning algorithm. Plans for further research were also outlined.

Key words: *neural network, temperature prediction, temperature transition process.*

Мета. Дослідження нейронної мережі як засобу прогнозування значення температури за перехідним процесом.

Вступ. Температура – один з найважливіших параметрів технологічних процесів [1]. Вимірювання температури завжди супроводжується передаванням теплової енергії від об'єкта вимірювання до первинного перетворювача або навпаки. Коли первинний перетворювач (ПП) розміщується всередині об'єкта або дотикається до нього, між об'єктом і ПП відбувається передавання теплової енергії за рахунок теплопровідності, чутливий елемент, що входить до складу ПП, або розігрівається, або охолоджується. Враховуючи це, можливо вимірювати температуру за перехідним процесом, не очікуючи стану теплової рівноваги. У такому разі значення температури об'єкта визначається за температурним перехідним процесом (рис. 1), що описується виразом [2]:

$$T(t) = T_p + (T_0 - T_p) \left(1 - e^{-t/\tau}\right), \quad (1)$$

де t – час; τ – стала часу первинного перетворювача; T_0 – температура об'єкта вимірювання; T_p – початкове значення температури первинного перетворювача; T – поточне значення температури.

У багатьох випадках потрібно вимірювати високі температури. Тривале перебування ПП під дією високих температур призводить до втрати їхніх метрологічних та технічних характеристик, що істотно зменшує термін їх експлуатації. Зменшення часу вимірювання можна досягти, прогнозуючи значення температури за перехідним процесом. Одним з перспективних методів розв'язання цієї задачі є застосування нейронних мереж.

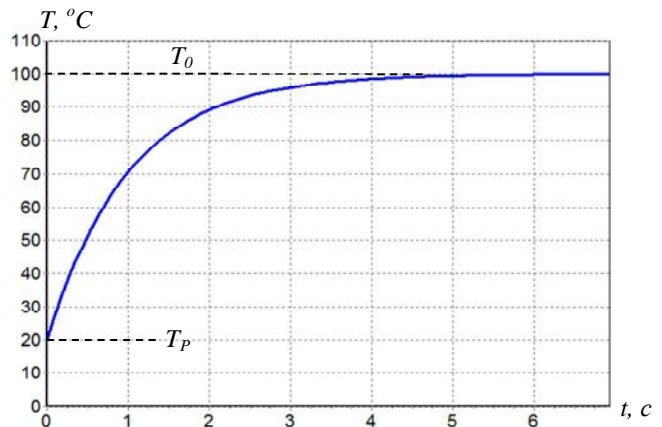


Рис. 1. Температурний перехідний процес

Fig. 1. Temperature transition process

Штучні нейронні мережі складаються з безлічі простих нейронів, які взаємодіють і які дають змогу виконати паралельні обчислення. Кожен нейрон мережі періодично отримує вхідні сигнали, проводить певні обчислення (сума, різниця, добуток, сигмоїдальна функція тощо) і подає вихідні сигнали іншим нейронам. З'єднані в достатньо велику мережу з керованою взаємодією, такі локально прості нейрони разом здатні виконувати доволі складні завдання. Хоча нейронні мережі можуть бути реалізовані у вигляді швидких апаратних пристроїв, більшість досліджень виконується з використанням програмного моделювання на звичайних комп'ютерах. Програмне моделювання забезпечує доволі дешево і гнучке середовище для пошуку і перевірки дослідних ідей, таке моделювання виявляється цілком адекватним і достатнім. Хоча рішення на основі нейронної мережі

може виглядати і функціонувати як звичайне програмне забезпечення, це не так, оскільки більшість реалізацій на основі нейронних мереж “навчається”, а не програмується: мережа вчиться виконувати завдання, а не програмується безпосередньо. Насправді здебільшого нейронні мережі використовують тоді, коли неможливо написати відповідну програму, якщо знайдене нейронною мережею рішення є ефективнішим для розв’язання поставленої задачі [3].

Штучні нейрони є простими процесорами, обчислювальні можливості яких істотно обмежені [3]. Вихідний сигнал нейрона може надсилатися іншим нейронам через зважені зв’язки. З кожним таким зв’язком пов’язаний ваговий коефіцієнт. Залежно від значення вагового коефіцієнта сигнал може або збільшуватися за значенням, або зменшуватися. Структурну схему нейрона [4] подано на рис. 2.

Математично штучний нейрон зазвичай подають як деяку нелінійну функцію

$$y = f(u) \quad (2)$$

від єдиного аргумента u – лінійної комбінації всіх вхідних сигналів:

$$u = \sum_{i=1}^n w_i x_i, \quad (3)$$

де x_i і w_i – відповідно сигнали на входах нейрона і вагові коефіцієнти входів.

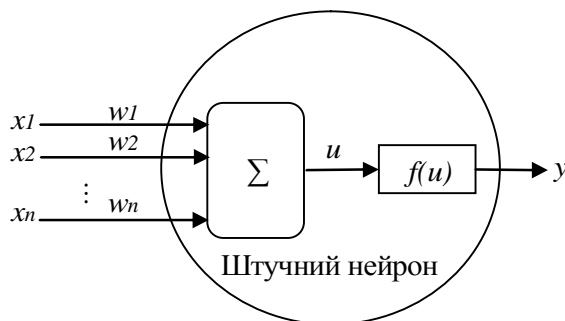


Рис. 2. Структура штучного нейрона

Fig. 2. Artificial neuron structure

Функцію (1) називають функцією активації або передавальною функцією (ПФ). Здебільшого ПФ є монотонно зростаючою. Вихідні значення ПФ змінюються у діапазоні від -1 до 1 або від 0 до 1 . Проте можливі інші діапазони вихідних значень ПФ [5].

Виділяють три типи нейронів залежно від функцій, які вони виконують у мережі [5]:

- вхідні нейрони;

- приховані нейрони;
- вихідні нейрони.

На вхідні нейрони подаються сигнали, які масштабуються; приховані нейрони створюють основу нейронної мережі й виконують необхідні перетворення сигналів; значення, розраховані вихідними нейронами, є результатами роботи нейронної мережі.

Основні передавальні функції нейрона. В нейронних мережах найчастіше використовуються нейрони з такими передавальними функціями [5; 6]:

- лінійна;
- кусково-лінійна;
- одинична;
- сигмоїдальна.

Лінійна передавальна функція обчислюється за виразом

$$f(x) = kx, \quad (4)$$

де k – коефіцієнт пропорційності. В штучних нейронних мережах нейрони з такою ПФ, як правило, становлять вхідний шар. Крім звичайної лінійної функції, можуть використовуватись також її модифікації.

Кусково-лінійна несиметрична ПФ подана на рис. 3, а та обчислюється за виразом

$$f(x) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } x < 0 \\ x, & \text{якщо } x \geq 0 \end{cases} \quad (5)$$

Кусково-лінійна симетрична ПФ наведена на рис. 2, б та обчислюється за виразом

$$f(x) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } x \leq -0,5 \\ 1, & \text{якщо } x \geq 0,5 \\ x, & \text{якщо } -0,5 < x < 0,5 \end{cases} \quad (6)$$

Недоліками кусково-лінійної симетричної та несиметричної ПФ порівняно з лінійною є те, що вони не мають похідної у точках $-0,5$; $0,5$ для симетричної кусково-лінійної та в точці 0 для несиметричної кусково-лінійної. Тому оптимальним є використання лінійної функції перетворення.

Одинична ПФ наведена на рис. 2, в та описується виразом

$$f(x) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } x < 0 \\ 1, & \text{якщо } x \geq 0 \end{cases} \quad (7)$$

Доти, доки сигнал на вході нейрона не досягає нульового значення, сигнал на виході дорівнює нулю. Як тільки сигнал на вході нейрона перевищує нуль, вихідний сигнал стрибкоподібно змінюється на одиницю.

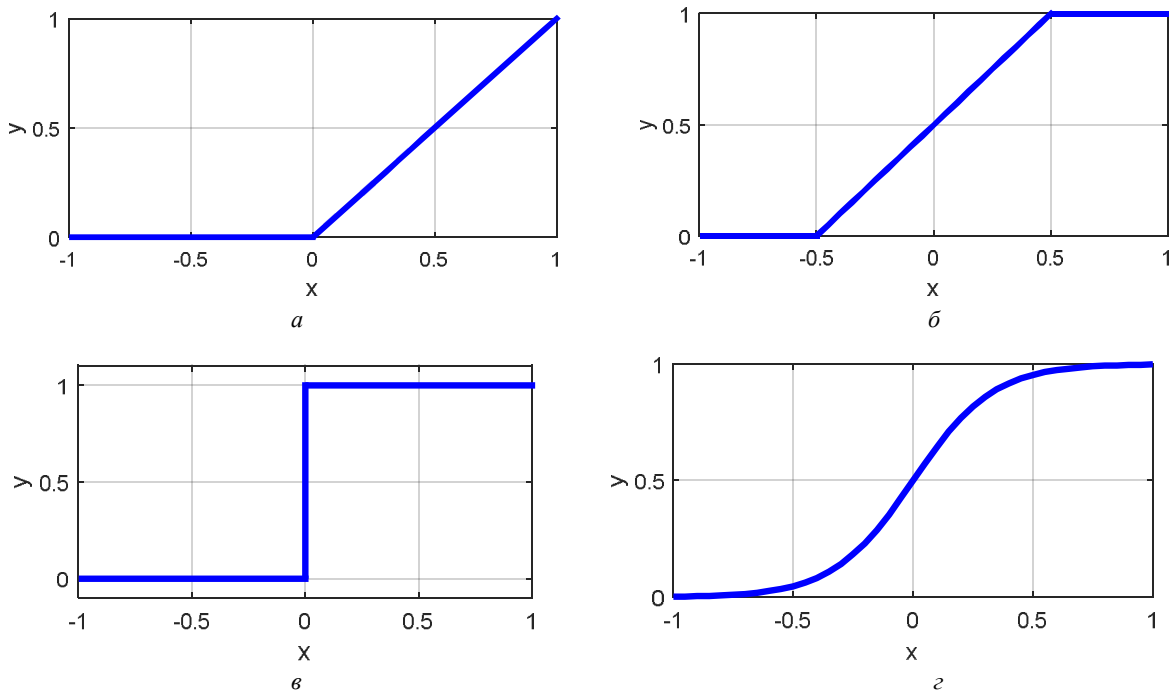


Рис. 3. Передавальні функції штучного нейрона:

a – кусково-лінійна несиметрична передавальна функція; б – кусково-лінійна симетрична передавальна функція; в – одинична передавальна функція; z – сигмоїдальна передавальна функція

Fig. 3 Artificial neuron transfer function: a – positive linear transfer function; б – piecewise linear transfer function; в – step transfer function; z – logistic transfer function

Сигмоїдальна ПФ наведена на рис. 2, z та описується виразом

$$s(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}}, \quad (8)$$

де a – це параметр функції, що визначає її крутизну.

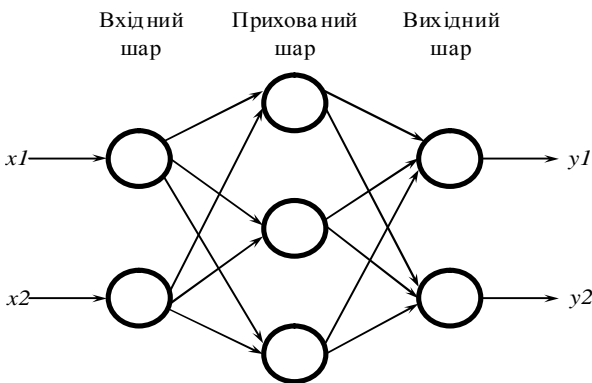


Рис. 4. Архітектура тришарової нейронної мережі прямого поширення: два вхідні нейрони, три внутрішні нейрони, два вихідні нейрони

Fig. 4. A feedforward network architecture with three layers: two input neurons, three hidden neurons and two output neurons

Коли a прямує до нескінченності, функція вироджується в одиничну ПФ. Якщо a = 0, сигмоїдальна ПФ набуває значення 0,5 у всьому діапазоні вхідних даних. Діапазон вихідних значень сигмоїдальної ПФ міститься в інтервалі (0,1).

Сигмоїдальна ПФ використовується найчастіше для формування нейрона. Використання сигмоїдальної функції дало змогу перейти від бінарних виходів нейрона до аналогових. ПФ такого типу, як правило, притаманні нейронам, що містяться у внутрішніх шарах нейронної мережі.

Класифікація нейронних мереж. За архітектурою можна виділити три основні типи нейронних мереж [6; 7]:

- мережі прямого поширення;
- рекурентні нейронні мережі (нейронні мережі зі зворотним зв'язком);
- повністю зв'язані мережі.

У мережах прямого поширення (рис. 4) нейрони згруповані в шари: вхідний шар, n прихованих шарів і вихідний шар. В мережах з такою архітектурою кожен нейрон певного шару має прямі зв'язки з нейронами

наступного шару. Зв'язки між нейронами не утворюють циклів.

Найчастіше нейронні мережі прямого поширення застосовують для класифікації образів, апроксимації функцій, прогнозування, управління тощо.

У рекурентних мережах стан нейрона в певний момент часу може впливати на його стан в майбутньому. Деякі рекурентні нейронні мережі уможливають з'єднання, тобто з'єднання нейрона з самим собою; інші – тільки опосередковані зворотні зв'язки (рис. 5): якщо нейрон А може надсилати сигнал на вхід нейрона Б, то нейрон Б так само може подавати сигнал на вхід нейрона А. Рекурентні мережі не завжди мають чітко визначені вхідні та вихідні нейрони [6].

Найчастіше рекурентні нейронні мережі застосовуються для розпізнавання образів, класифікації, асоціативної пам'яті, завадостійкого передавання сигналів тощо.

Повністю зв'язані нейронні мережі дозволяють з'єднання між усіма нейронами, за винятком безпосередніх з'єднань. Крім того, з'єднання повинні бути симетричними. Відомим прикладом таких мереж є самоорганізована карта [7]. Такі мережі найбільше використовуються для формування асоціативної пам'яті, класифікації тощо.

Нейронні мережі можна класифікувати за характером навчання [7]. Розрізняють алгоритми навчання з учителем, навчання з підкріпленням та навчання без вчителя. Навчання з учителем припускає, що для кожного вхідного вектора існує цільовий вектор, що являє собою необхідний вихід. Разом вони називаються навчальною парою. Зазвичай мережа навчається на деякій кількості таких навчальних пар. Пред'являється вхідний вектор, обчислюється вихід мережі й порівнюється з відповідним цільовим вектором, різниця (помилка) за допомогою зворотного зв'язку подається в мережу і ваги змінюються відповідно до алгоритму, що прагне мінімізувати помилку. Вектори навчальної множини подаються послідовно, обчислюються помилки, а ваги підбираються для кожного вектора доти, доки помилка по всьому навчальному масиву не досягне прийнятно низького рівня, що задається як один із параметрів навчання.

Під час навчання з підкріпленням після закінчення навчальної послідовності мережа отримує відповідь, яка визначає, чи був результат розрахунків правильним, чи неправильним. Навчання без вчителя не потребує цільового вектора для виходів і не вимагає

порівняння із зумовленими зразковими відповідями. Навчальна множина складається лише з вхідних векторів. Навчальний алгоритм підбирає ваги мережі так, щоб виходили узгоджені вихідні вектори, тобто щоб пред'явлення доволі близьких вхідних векторів давало однакові виходи. Отже, процес навчання виділяє статистичні властивості навчальної множини і групує подібні вектори в класи.

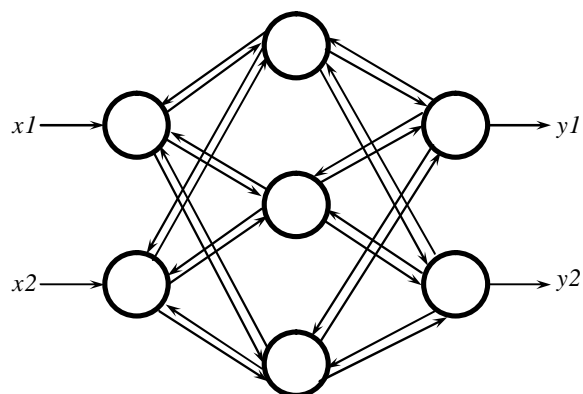


Рис. 5. Архітектура рекурентної нейронної мережі з опосередкованими нейронними зв'язками

Fig. 5. A neural network architecture with indirectly recurrent neurons

Нейронні мережі можна також класифікувати за типом завдань, які здатна виконувати нейронна мережа [7]. Розрізняють задачі регресії та класифікації. Для задач регресії інформація на виході нейронної мережі є неперервною. У разі виконання задач класифікації на виході нейронної мережі маємо дискретні дані. Для задач регресії найчастіше використовується архітектура мережі прямого поширення [8; 9]. Під час розв'язання задачі класифікації можливе застосування будь-якої архітектури нейронної мережі.

Висновки. Для розв'язання задачі прогнозування значення температури за перехідним процесом, яка є задачею регресії, оптимальним є застосування нейронної мережі з архітектурою прямого поширення. Навчання такої мережі найпростіше реалізувати із використанням алгоритму навчання з учителем. Надалі планується дослідження похибки результату прогнозування нейронною мережею значення температури за перехідним процесом.

1. Alexander von Beckerath, Anselm Eberlein, Hermann Julien, Peter Kersten, Jochem Kreutzer, WIKA

- Handbook Pressure & Temperature Measurement*. – Cum-
ming: Corporate Printers, 2008. – 423 p. 2. Ярышев Н. А. Теоретические основы измерения нестационарной температуры. – 2-е изд., перераб. – Л.: Энергоатомиздат, 1990. – 256 с. 3. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей / пер. с англ. А. Г. Сивака. – М.: Вильямс, 2001. – 287 с. 4. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика / пер. с англ. Ю. А. Зуев, В. А. Точенов. – 1992. – 184 с. 5. Круглов В. В., Борисов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – 2-е изд. – М.: Горячая линия-Телеком, 2002. – 382 с. 6. Kriesel D. A Brief Introduction to Neural Networks, 2007, http://www.dkriesel.com/en/science/neural_networks 7. Rajesh Bordawekar, Bob Blainey, Ruchir Puri, Analyzing Analytics. – Morgan & Claypool Publishers, 2015. – 124 p. 8. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / пер. с польского И. Д. Рудинский. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с. 9. Gareth James, Daniela Witten, Trevor Hastie, Robert Tibshirani, An introduction to statistical learning. – Springer Science+Business Media New York, 2013. – 426 p.

УДК 681.7.08; 536.6.081

ВДОСКОНАЛЕННЯ ЦИФРОВИХ ТЕРМОМЕТРИЧНИХ ЗАСОБІВ ДЛЯ ДОСЛІДЖЕНЬ СОНЯЧНИХ КОЛЕКТОРІВ

© Василюха Христина, Яцук Василь, Здеб Володимир, Яцук Юрій, 2016

Національний університет “Львівська політехніка”, кафедра метрології, стандартизації та сертифікації,
вул. С. Бандери, 12, 79013, Львів, Україна

Проаналізовано вимоги до метрологічних параметрів цифрових вимірювачів температури та різниці температур для досліджень сонячних колекторів. Подано результати експериментальних досліджень взаємозамінності напівпровідникових перетворювачів температури з метою створення температурних сенсорів. Встановлено, що у цифрових термометричних засобах найдоцільніше використовувати послідовно сполучені транзисторні діоди, у яких можна зменшити значення розкиду спадків напруги та близькі до гранично можливого значення коефіцієнта ідеальності. Розроблено структури цифрових вимірювачів температури та різниці температур і вдосконалено методики коригування їх адитивних і мультиплікативних складових похибки.

Ключові слова: діодний перетворювач температури, цифрові вимірювачі температури і різниці температур, методика калібрування, коефіцієнт ідеальності напівпровідникових сенсорів, сонячний колектор.

Проведен анализ требований к метрологическим параметрам цифровых измерителей температуры и разности температур для исследований солнечных коллекторов. Представлены результаты экспериментальных исследований взаимозаменяемости полупроводниковых преобразователей температуры с целью создания температурных сенсоров. Установлено, что в цифровых термометрических средствах целесообразно использовать последовательно соединенные транзисторные диоды, при этом можно уменьшить значения разброса падений напряжения и близкие к предельно возможному значения коэффициента идеальности. Разработаны структуры цифровых измерителей температуры и разности температур и усовершенствованы методики корректировки их аддитивных и мультипликативных составляющих погрешности.

Ключевые слова: диодный преобразователь температуры, цифровые измерители температуры и разности температур, методика калибровки, коэффициент идеальности полупроводниковых сенсоров, солнечный коллектор.

The analysis of requirements for metrological parameters of digital temperature meters and temperature difference meters for solar collectors' investigations been done in the article. Under the regulations requirements a minimum temperature drop not exceed 1,5 K, and for the maximum relative error of temperature measurement not