Національний університет “Львівська політехніка”
Міністерство освіти і науки України
Національний університет “Львівська політехніка”
Міністерство освіти і науки України

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

Лопатко Ольга Олегівна

УДК 536.55

ДИСЕРТАЦІЯ

ПРОГНОЗУВАННЯ ЗНАЧЕННЯ ТЕМПЕРАТУРИ ЗА ПЕРЕХІДНИМ ПРОЦЕСОМ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

05.11.04 – прилади та методи вимірювання теплових величин

05 – технічні науки

Подається на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело _____ О. О. Лопатко

Наукові керівники: Микитин Ігор Петрович, доктор технічних наук, професор

Фрьогліх Томас, доктор технічних наук, професор

Ідентичність всіх примірників дисертації

ЗАСВІДЧУЮ:

Вчений секретар

спеціалізованої

вченої ради Д 35.052.08 _____ /Я.Т. Луцик/

Львів – 2019

АНОТАЦІЯ

Лопатко О. О. Прогнозування значення температури за перехідним процесом із використанням нейронних мереж. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 05.11.04 «Прилади та методи вимірювання теплових величин». – Національний університет «Львівська політехніка», Львів, 2019.

Дисертація присвячена розв’язанню актуального науково-технічного завдання розроблення методу вимірювання температури за перехідним процесом із використанням нейронної мережі. Під час вимірювання високих температур даний метод дозволяє зменшити час перебування первинних перетворювачів під дією високих температур і таким чином збільшити термін їх експлуатації.

Наукова новизна одержаних результатів полягає у наступному:

1. Вперше запропоновано метод вимірювання температури за перехідним процесом із використанням нейронної мережі, який дозволяє мінімізувати вплив адитивної, мультиплікативної та нелінійної складових похибки засобів вимірювальної техніки, які застосовуються для вимірювання миттєвих значень температурного перехідного процесу.
2. Вперше отримано залежність похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання за температурним перехідним процесом від кількості шарів, кількості входів нейронної мережі та кількості тестових послідовностей для навчання, що дозволяє оптимізувати структуру нейронної мережі за критерієм мінімуму похибки прогнозування температури.
3. Вперше отримано залежність похибки прогнозування значення температури із використанням нейронної мережі від мультиплікативної, нелінійної та випадкової складових похибки вимірювання миттєвих

значень температурного перехідного процесу, що дозволяє встановити вимоги щодо інструментальних похибок засобів для вимірювання миттєвих значень температури.

Практичне значення одержаних результатів полягає у наступному: розроблений метод вимірювання високих температур за перехідним процесом із використанням нейронної мережі дозволяє збільшити термін експлуатації первинних перетворювачів, зменшити час вимірювання температури (без очікування моменту встановлення теплової рівноваги) та розширити допустимий діапазон температури, в якому може застосовуватись конкретний первинний перетворювач. Це дозволяє залучити даний метод у галузі народного господарства, де вимірюються високі температури, зокрема: в металургію, в авіаційне та ракетне двигунобудування тощо, а також, у наукові дослідження, де необхідно вимірювати високі температури.

В **першому розділі** дисертації проведено аналітичний огляд методів вимірювання температури за перехідним процесом, наведено їх переваги та недоліки. Запропоновано застосування нейронних мереж, як апарату для розрахунку температури об’єкта вимірювання за температурним перехідним процесом. Використання нейронної мережі дозволяє створити ефективну уставу для вимірювання температури, яка не потребує будь-якої інформації про об'єкт вимірювання. Проведено аналітичний огляд нейронних мереж та наведено їх класифікацію за архітектурою нейронної мережі, характером навчання та типом задач, які здатна виконувати мережа. Визначено оптимальну архітектуру нейронної мережі для вирішення поставленої задачі. Також, в першому розділі розглянуто дві математичні моделі температурного перехідного процесу: для первинного перетворювача з одною сталою часу, та з двома сталими часу.

В **другому розділі** представлено структурну схему устави для вимірювання температури за перехідним процесом із використанням нейронної мережі. Устава може працювати в двох режимах: навчання або вимірювання.

Перший режим використовується для навчання нейронної мережі. Описано два способи навчання нейронної мережі: безпосередньо на об'єкті вимірювання або із використанням математичної моделі температурного перехідного процесу (коли відомі сталі часу первинного перетворювача). Наведено алгоритми роботи устави в режимах: вимірювання температури, навчання нейронної мережі на об’єкті вимірювання та навчання нейронної мережі на моделі температурного перехідного процесу.

Проведено теоретичні дослідження устави з нейронною мережею на моделі температурного перехідного процесу для первинного перетворювача з одною сталою часу без врахування похибки вимірювання миттєвих значень температури. Отримано залежності похибки прогнозування значення температури об’єкта вимірювання від кількості шарів і входів нейронної мережі, від кількості тестових послідовностей для навчання нейронної мережі, від початкової температури первинного перетворювача, а також одержано залежність похибки прогнозування для температур об’єкта вимірювання, які виходять за межі діапазону навчання нейронної мережі. Ці залежності дозволяють оптимізувати параметри нейронної мережі в складі устави для вимірювання температури за перехідним процесом.

Результати проведених досліджень показали, що мінімум похибки вимірювання температури отримано для двошарової нейронної мережі з кількістю входів від 20 до 40. Збільшення кількості шарів в нейронній мережі призводить до збільшення похибки прогнозування температури. В той самий час, збільшення кількості тестових послідовностей для навчання нейронної мережі зменшує похибку прогнозування температури об’єкта вимірювання. При вимірюванні температур, які виходять за межі діапазону температур, на яких навчалась нейронна мережа, похибка вимірювання зростає. Чим більше відхилення вимірюваної температури від діапазону навчання нейронної мережі, тим більшою є похибка.

У **третьому розділі** проведено дослідження залежності похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від похибки вимірювання миттєвих значень температурного перехідного процесу. Отримано залежності похибки прогнозування від мультиплікативної, нелінійної та випадкової складових похибки вимірювання, від розрядності АЦП та від похибки зразкового термометра. Дослідження показали, що вплив мультиплікативної та нелінійної складових похибки на похибку прогнозування значення температури суттєво зменшується запропонованим методом, а вплив випадкової складової похибки на похибку прогнозування на чотири порядки більший у порівнянні з мультиплікативною та нелінійною складовими. Отримані залежності дозволяють за заданої похибки прогнозування температури об'єкта вимірювання поставити вимоги щодо метрологічних характеристик устави для вимірювання температури за перехідним процесом, а саме: зразкового термометра, термометра для вимірювання миттєвих значень та розрядності АЦП.

Досліджувались два способи формування навчальних пар: із багаторазовим зсувом тестових послідовностей та без зсуву. За однакових умов спосіб формування навчальних пар без зсуву тестових послідовностей дозволяє отримати меншу похибку вимірювання температури у порівнянні з іншим способом.

У **четвертому розділі** описано результати експериментальних досліджень устави для вимірювання температури за перехідним процесом із використанням нейронної мережі. Дослідження проводились в Інституті вимірювань та сенсорних технологій Технічного Університету Ільменау (Німеччина). Вимірювання миттєвих значень температури води або повітря проводилось із використанням термоелектричного перетворювача типу N нікросил-нісил, засобу вимірювання напруги Agilent 34410A, повітряного каналу за Ліневегом та водяного термостату. Досліджувались нейронні мережі, навчання яких проводилось на моделі температурного перехідного процесу з

двома сталими часу, на об'єкті вимірювання, а також на моделі з подальшим донавчанням на об'єкті вимірювання. Проведені дослідження показали, що для способу навчання нейронної мережі лише на моделі температурного перехідного процесу похибка прогнозування значення температури є найбільшою. Похибка двох інших способів і практично однаковою і майже в 4 рази меншою у порівнянні з першим способом. Експериментально отримані та теоретично визначені похибки вимірювання температури за перехідним процесом є практично однаковими, що підтверджує коректність результатів теоретичних досліджень.

Ключові слова: температура, температурний перехідний процес, нейронна мережа, тестова послідовність, навчальна пара.

ANNOTATION

Lopatko O. O. Temperature prediction in step response using neural networks. – Qualification scientific work with the manuscript copyright.

The thesis for a candidate of technical science degree in specialty 05.11.04 «Devices and methods for thermal measurements». – Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine, 2019.

The dissertation is devoted to the solution of the actual scientific and technical task of development of a temperature measurement method in step response using neural network. When measuring high temperatures, this method allows to reduce the impact time of high temperatures on the primary converters and thus increase their service life.

The scientific novelty of the obtained results is as follows:

1. For the first time a temperature measurement method in step response using neural network was proposed, which minimizes the influence of additive, multiplicative and nonlinear error components of measuring instruments used to measure the instantaneous values of the temperature in step response.

2. For the first time, the dependence of the temperature prediction error of the measurement object in temperature step response was obtained as a function of number of layers, number of neural network inputs and number of test sequences for training, which allows to optimize the neural network structure by the criterion of minimum temperature prediction error.
3. For the first time, the dependence of the temperature prediction error in step response using neural network on the multiplicative, nonlinear, and random components of the measurement error of the temperature in step response is obtained, which allows to set requirements for instrumental errors of the measurement instruments for measuring the instantaneous values of the temperature.

The practical significance of the results obtained is as follows: the developed method of high-temperature measurement in step response using a neural network allows to increase the lifetime of the primary converters, reduce the time of temperature measurement (without waiting for the moment of establishment of thermal equilibrium) and extend the permissible temperature range in which primary converter can be used. This makes possible to involve this method in the fields of national economy, where high temperatures are measured, in particular: metallurgy, aviation and rocket engine manufacturing etc., as well as in scientific studies where high temperatures need to be measured.

In **the first chapter** of the dissertation an analytical review of temperature measurement methods in step response are carried out, their advantages and disadvantages are given. It is proposed to use neural networks as a device for calculation of the temperature of the measurement object in temperature step response. Using of a neural network allows to create an effective temperature measurement set up that does not require any information about the measurement object. An analytical review of neural networks is conducted and their classifications by neural network architecture, paradigms of learning and type of tasks that the network is able to implement are given. The optimal neural network architecture for

solving of the problem given is determined. Also, in the first chapter two models of the temperature step response are described: for a primary converter with one and two time constants.

The second chapter presents a block diagram of a set up for measuring temperature in step response using a neural network. The set up can operate in two modes: training or measurement. The first mode is used to train the neural network. Two ways of training of a neural network are described: directly on the measurement object or using a mathematical model of the temperature step response (when the time constants of the primary converter are known). The algorithms of operation of the set up in the modes are presented: temperature measurement, training of the neural network on the measurement object and training of the neural network on the model of temperature step response.

The set up with a neural network is studied theoretically on the model of temperature step response for a primary converter with one time constant. The error of measuring of instantaneous temperature values are not taking into account. The dependence of the error of the measurement object temperature on the number of layers and neural network inputs, on the number of test sequences for neural network training, on the initial temperature of the primary converter is obtained, as well as the dependence of the prediction error on the measured object temperatures beyond the limits of neural network training range. These dependencies allow to optimize the neural network parameters in set up for measuring temperature in step response. The results of the studies showed that the minimum temperature measurement error is obtained for a two-layer neural network with the number of inputs from 20 to 40. Increase in the number of layers in the neural network increases temperature prediction error. At the same time, increase in the number of test sequences for the neural network training reduces the error of temperature prediction of the measurement object. When measuring temperatures beyond the temperature range at which the neural network was trained, the measurement error increases. The greater

the deviation of the measured temperature from the neural network training range, the greater the error.

In **the third chapter**, the study of the dependence of the error of prediction of the temperature of measurement object on the error of measuring of the instantaneous values of the temperature step response is presented. The dependence of the prediction error on multiplicative measurement error, on nonlinear measurement error, on random measurement error, on ADC resolution and on reference thermometer error is obtained. Studies have shown that the effect of multiplicative and nonlinear errors on the prediction error of the temperature value is significantly reduced by the proposed method, and the effect of random error on the prediction error is four orders of magnitude greater than the multiplicative and nonlinear one. The obtained dependences allow to set requirements for metrological characteristics of the set up for measuring the temperature in step response, such as: a reference thermometer, a thermometer for measuring instantaneous values, ADC resolution.

Two ways of forming of training pairs were investigated: without and with multiple shift of test sequences. Under the same conditions, the method of forming of training pairs without shifting of the test sequences allows to obtain smaller error of temperature measurement compared to another method.

The fourth chapter presents the results of experimental studies of the set up for the measurement of temperature step response using neural network. The studies were conducted at the Institute of Process Measurement and Sensor Technology of the Ilmenau University of Technology (Germany). Measurements of instantaneous values of water or air temperature were performed using thermocouple, an Agilent 34410A digital multimeter, a flow channel according to Lieneweg, and a water thermostat. Were studied neural networks, which were trained on the model of temperature step response with two time constants, on the measurement object, on the model with further training on the measurement object. Studies have shown that the temperature prediction error is the largest for the method of training the neural network only on the model of the temperature step response. The error of the other

two methods is practically the same and almost 4 times smaller than the first method. The experimentally obtained and theoretically determined errors of temperature measurement in step response are almost identical. This confirms that the results of theoretical studies are correct.

Keywords: temperature, temperature step response, neural network, test sequence, training pair.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. Лопатко О., Микитин І. Нейронні мережі як засіб прогнозування значення температури за перехідним процесом. *Вимірювальна техніка та метрологія* : міжвідом. наук.-техн. зб. 2016. Вип. 77. С. 65–70. (Index Copernicus)
2. Лопатко О., Микитин І. Похибки прогнозування значення температури нейронними мережами за ідеальним перехідним процесом. *Вимірювальна техніка та метрологія* : міжвідом. наук.-техн. зб. 2017, Вип. 78. С. 20–24.
3. Лопатко О., Микитин І. Залежність похибки прогнозування значення температури від розрядності АЦП. *Вимірювальна техніка та метрологія* : міжвідом. наук.-техн. зб. 2018. Вип. 79 (1). С. 12–15.
4. Лопатко О., Микитин І. Прогнозування температури потоків води та повітря із використанням нейронної мережі. *Вимірювальна техніка та метрологія* : міжвідом. наук.-техн. зб. 2018. Вип. 79 (3). С. 37–41.
5. Лопатко О. Залежність похибки прогнозування температури нейронними мережами від похибки вимірювання. *Вимірювальна техніка та метрологія* : міжвідом. наук.-техн. зб. 2018. Вип. 79 (4). С. 42–46.
6. Лопатко О., Микитин І. Прогнозування значення температури із застосуванням нейронних мереж. Всеукраїнська науково-практична конференція «*Промислова автоматизація в Україні. Просвіта та підготовка кадрів*». Львів: 2016. – С. 57–58.

7. Лопатко О., Микитин І. Похибки прогнозування значення температури нейронними мережами. ІІІ Всеукраїнська науково-технічна конференція молодих вчених у царині метрології «*TECHNICAL USING OF MEASUREMENT – 2017*» Київ: 2017. – С. 92–93.
8. Лопатко О., Микитин І. Дослідження залежності похибки прогнозування температури від кількості шарів нейронної мережі. 8-ма міжнародна науково-технічна конференція пам’яті професора Ігора Кісіля «*Сучасні прилади, матеріали і технології для неруйнівного контролю і технічної діагностики машинобудівного і нафтогазопромислового обладнання*» Івано-Франківськ: 2017. – С. 86–88.
9. Лопатко О., Микитин І. Залежність похибки прогнозування значення температури нейронними мережами від випадкової похибки вимірювання. V Всеукраїнська науково-технічна конференція молодих вчених у царині метрології «*TECHNICAL USING OF MEASUREMENT – 2019*» Київ: 2019. – С. 83–84.

ЗМІСТ

Зміст 12

Перелік умовних позначень та скорочень 15

Вступ 16

Розділ 1. Аналітичний огляд методів прогнозування температури.... 21

1.1 Прогнозування значення температури за перехідним процесом, якщо сталі часу первинного перетворювача відомі 23

1.2 Прогнозування значення температури за перехідним процесом, якщо сталі часу первинного перетворювача невідомі..... 26

1.3 Прогнозування значення температури за перехідним процесом із використанням фільтра Калмана 28

1.4 Аналітичний огляд нейронних мереж 33

1.5 Математичні моделі температурного перехідного процесу..... 40

1.6 Висновки до розділу 42

Розділ 2. Синтез і дослідження устави із нейронною мережею для вимірювання температури за перехідним процесом 43

2.1 Устава для прогнозування значення температури за перехідним процесом..... 43

2.2 Залежність похибки прогнозування температури від кількості шарів нейронної мережі..... 57

2.3 Залежність похибки прогнозування температури від кількості входів нейронної мережі..... 62

2.4 Залежність похибки прогнозування температури від кількості послідовностей для навчання нейронної мережі 69

2.5 Залежність похибки прогнозування температури від кількості донавчань нейронної мережі..... 72

2.6 Залежність похибки прогнозування температури від температур об'єкта вимірювання, на яких не навчалась нейронна мережа..... 73

2.7 Залежність похибки прогнозування температури від початкової температури первинного перетворювача 77

2.8 Висновки до розділу 79

Розділ 3. Дослідження впливу похибок вимірювання на похибку прогнозування температури 81

3.1 Моделі похибок 81

3.2 Залежність похибки прогнозування температури від мультиплікативної складової похибки 86

3.3 Залежність похибки прогнозування температури від нелінійної складової похибки 88

3.4 Залежність похибки прогнозування температури від випадкової складової похибки 90

3.5 Залежність похибки прогнозування температури від сумарної похибки 91

3.6 Залежність похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від похибки зразкового термометра 93

3.7 Залежність похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від розрядності АЦП 95

3.8 Дослідження похибки прогнозування температури при багаторазовому зсуві тестових послідовностей 99

3.9 Висновки до розділу 104

Розділ 4. Експериментальні дослідження устави для вимірювання температури за перехідним процесом із використанням нейронної мережі 106

4.1 Метрологічні та технічні характеристики засобів для перевірки устави для вимірювання температури за перехідним процесом 106

4.2 Експериментальні дослідження метрологічних характеристик устави в повітряному середовищі 110

4.3 Експериментальні дослідження метрологічних характеристик устави у водному середовищі 114

4.4 Висновки до розділу 117
Висновки 119
Список використаних джерел 121
Додаток А 128
Список публікацій за темою дисертації 128
Додаток Б 130
Створення тестових послідовностей для навчання НМ 130
Додаток В 132
Створення та навчання НМ 132
Додаток Г 133
Перевірка НМ 133
Додаток Д 135
Акти впровадження 135

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ

НМ – нейронна мережа

ПП – первинний перетворювач

t_{vym} – час вимірювання

τ, τ_1, τ_2 – сталі часу первинного перетворювача

T_i – виміряне миттєве значення температурного перехідного процесу

$T_{M\,i}$ – розраховане за моделлю миттєве значення температурного перехідного процесу

T_P – початкове значення температури первинного перетворювача

T_{OV} – температура об’єкта вимірювання

T_{OZ} – температура об’єкта виміряна зразковим термометром

T_{OP} – температура об’єкта спрогнозована нейронною мережею

T_{UST} – температура уставки

N_{TP} – кількість миттєвих значень температури в тестовій послідовності (кількість входів нейронної мережі)

N_{NP} – кількість навчальних пар (послідовностей для навчання)

N_{TEST} – кількість повторення дослідження з однаковими параметрами

N_{SH} – кількість шарів нейронної мережі

$m_{\Delta T}$ – математичне сподівання похибки прогнозування значення температури за перехідним процесом

$D_{\Delta T}$ – дисперсія похибки прогнозування значення температури за перехідним процесом

$\sigma_{\Delta T}$ – середньоквадратичне відхилення похибки прогнозування значення температури за перехідним процесом

$u_{\Delta T}$ – непевність результатів дослідження похибки прогнозування значення температури за перехідним процесом

ВСТУП

Актуальність теми

Температура є одним з основних параметрів технологічних процесів, точність вимірювання якої впливає на якість отримуваної продукції. У багатьох галузях науки та техніки вимірюються високі температури, наприклад, в металургії, атомній енергетиці, хімічній промисловості, спеціалізованих технологічних процесах тощо. Під час вимірювання високих температур контактні первинні перетворювачі поступово втрачають свої метрологічні характеристики.

Якщо первинні перетворювачі використовуються для вимірювання температур набагато нижчих за максимально допустимі для даного типу первинного перетворювача, то їх термін експлуатації суттєво збільшується. Тому для збільшення терміну експлуатації первинних перетворювачів та розширення діапазону їх застосування (використання первинних перетворювачів для вимірювання температур, що більші за максимально допустимі) використовують методи розрахунку температури об'єкта вимірювання за температурним перехідним процесом. Тому, покращення вже існуючих та розроблення нових методів вимірювання температури за перехідним процесом є актуальною задачею.

Мета і завдання дослідження

Метою дисертаційної роботи є дослідження методу вимірювання температури за температурним перехідним процесом із використанням нейронної мережі.

Для вирішення даної мети потрібно виконати такі **завдання:**

1. Провести аналітичний огляд методів вимірювання температури за перехідним процесом.

2. Провести аналітичний огляд нейронних мереж та визначити оптимальну архітектуру нейронної мережі для поставленої задачі.
3. Розробити структурну схему устави для вимірювання температури за перехідним процесом із використанням нейронної мережі.
4. Дослідити залежність похибки прогнозування значення температури від:
   - кількості шарів нейронної мережі,
   - кількості входів нейронної мережі,
   - кількості тестових послідовностей для навчання,
   - кількості донавчань нейронної мережі,
   - початкової температури первинного перетворювача,
   - розрядності АЦП,
   - похибки зразкового термометра,
   - похибок вимірювання значень температури перехідного процесу (мультиплікативної, нелінійної, випадкової та сумарної).
5. Виконати експериментальне підтвердження результатів теоретичних досліджень.

Об’єкт досліджень: метод вимірювання температури за температурним перехідним процесом із застосуванням нейронної мережі.

Предмет досліджень: нейронна мережа як засіб розрахунку значення температури за перехідним процесом.

Методи дослідження

Теоретичний аналіз, проведений в роботі, ґрунтується на положеннях фізики твердого тіла, законах метрології та термометрії, теорії похибок та опрацювання результатів вимірювань, на окремих розділах теорії електричних кіл, теорії статистичного аналізу та окремих розділах теорії штучних нейронних мереж. Експериментальні дослідження метрологічних характеристик устави для вимірювання температури за перехідним процесом із використанням

нейронної мережі виконувались із застосуванням стандартних методів та засобів вимірювальної техніки.

Вірогідність отриманих результатів обумовлена коректністю фізико-математичних моделей та розрахунків, проведених за допомогою сучасних прикладних програмних пакетів.

Наукова новизна одержаних результатів

1. Вперше запропоновано метод вимірювання температури за перехідним процесом із використанням нейронної мережі, який дозволяє мінімізувати вплив адитивної, мультиплікативної та нелінійної складових похибки засобів вимірювальної техніки, які застосовуються для вимірювання миттєвих значень температурного перехідного процесу.
2. Вперше отримано залежність похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання за температурним перехідним процесом від кількості шарів, кількості входів нейронної мережі та кількості тестових послідовностей для навчання, що дозволяє оптимізувати структуру нейронної мережі за критерієм мінімуму похибки прогнозування температури.
3. Вперше отримано залежність похибки прогнозування значення температури із використанням нейронної мережі від мультиплікативної, нелінійної та випадкової складових похибки вимірювання миттєвих значень температурного перехідного процесу, що дозволяє встановити вимоги щодо інструментальних похибок засобів для вимірювання миттєвих значень температури.

Практичне значення одержаних результатів

Розроблений метод вимірювання високих температур за перехідним процесом із використанням нейронної мережі дозволяє збільшити термін експлуатації первинних перетворювачів, зменшити час вимірювання

температури (без очікування моменту встановлення теплової рівноваги) та розширити допустимий діапазон температури, в якому може застосовуватись конкретний первинний перетворювач. Це дозволяє залучити даний метод у галузі народного господарства, де вимірюються високі температури, зокрема: в металургію, в авіаційне та ракетне двигунобудування тощо, а також, у наукові дослідження, де необхідно вимірювати високі температури.

Реалізація та впровадження результатів роботи

Отримані результати теоретичних та експериментальних досліджень використовуються в науково-технічних рішеннях ДП «Науково-дослідний інститут метрології вимірювальних і управляючих систем» (м. Львів), а також у навчальному процесі кафедри “Інформаційно-вимірювальних технологій” Національного університету “Львівська політехніка”, а саме, в курсах: “Основи термометрії”, “Робототехніка, системи та комплекси”.

Особистий внесок здобувача

Основні теоретичні та експериментальні результати, що викладені в дисертації, отримані автором самостійно. У наукових працях, опублікованих у співавторстві дисертантові належать: [1, 6] – аналітичний огляд нейронних мереж; [2, 7, 8] – дослідження залежностей похибки прогнозування температури від параметрів нейронної мережі; [3] – дослідження залежності похибки прогнозування температури від розрядності АЦП; [4] – експериментальне дослідження устави для вимірювання температури із використанням нейронної мережі; [9] – дослідження залежностей похибки прогнозування температури від інструментальних похибок.

Апробація результатів дисертації

Основні положення дисертаційної роботи доповідалися та обговорювалися на наступних конференціях: Всеукраїнська науково-практична

конференція «Промислова автоматизація в Україні. Просвіта та підготовка кадрів» (Львів, 24 – 25 листопада, 2016 р.), ІІІ Всеукраїнська науково-технічна конференція молодих вчених у царині метрології «TECHNICAL USING OF MEASUREMENT – 2017» (Славське, 24 –27 січня, 2017 р.), 8-ма міжнародна науково-технічна конференція пам'яті професора Ігоря Кісіля «Сучасні прилади, матеріали і технології для неруйнівного контролю і технічної діагностики машинобудівного і нафтогазопромислового обладнання» (Івано-Франківськ, 14 – 16 листопада, 2017 р.), V Всеукраїнська науково-технічна конференція молодих вчених у царині метрології «TECHNICAL USING OF MEASUREMENT – 2019» (Славське, 29 січня – 2 лютого, 2019 р.).

Структура та обсяг роботи

Дисертаційна робота складається із анотації, переліку умовних позначень та скорочень, вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. Загальний обсяг роботи складає 137 сторінок, з яких 108 сторінок основного тексту, що містять 50 рисунків та 17 таблиць. Список використаних джерел налічує 69 найменувань.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕМПЕРАТУРИ

У першому розділі розглянуто методи прогнозування значення температури за перехідним процесом. Запропоновано метод прогнозування значення температури із використанням нейронних мереж. Наведено класифікацію нейронних мереж за архітектурою, способом навчання та типом задач, які здатна виконувати нейронна мережа. Визначено оптимальну структуру нейронної мережі для вирішення поставленої задачі. Описано математичні моделі температурного перехідного процесу, які використовуються для навчання та тестування нейронної мережі.

Під час вимірювання температури має місце термічна інерція первинного перетворювача (ПП), яка проявляється в тому, що ПП сприймає температуру середовища, в якому його розміщено, не миттєво, а лише після деякого проміжку часу. Цей час характеризується сталою часу первинного перетворювача τ [10, 11]:

$$\tau = \frac{mc}{\alpha S}, \tag{1.1}$$

де m – маса ПП, c – питома теплоємність, α – коефіцієнт теплопередачі, S - площа поверхні ПП.

Для найпростішої моделі температурного перехідного процесу перехідна функція є експоненційною [10] і має одну сталу часу τ [12]:

$$h(t) = 1 - e^{-t/\tau}, \tag{1.2}$$

де t – час.

Для складніших моделей температурного перехідного процесу перехідна функція може мати дві та більше сталі часу [13 – 22]. Наприклад, для двох сталих часу перехідна функція має вигляд:

$$h(t) = 1 - \frac{\tau_1}{\tau_1 - \tau_2} e^{-t/\tau_1} - \frac{\tau_2}{\tau_2 - \tau_1} e^{-t/\tau_2}, \qquad (1.3)$$

де τ_1 та τ_2 – сталі часу ПП.

Використовуючи вирази (1.2) або (1.3) можна прогнозувати значення температури об’єкта вимірювання не очікуючи стану теплової рівноваги між первинним перетворювачем та об’єктом вимірювання. Найчастіше для прогнозування температури за перехідним процесом використовуються моделі температурного перехідного процесу з однією або двома сталими часу.

Прогнозування значення температури за перехідним процесом застосовується для [13, 23 – 28]:

- вимірювання квазістатичної температури,
- скорочення часу вимірювання,
- вимірювання температур, що виходять за діапазон вимірювання первинного перетворювача.

Для прогнозування температури за перехідним процесом використовуються такі методи [13,28]:

- прогнозування температури за відомими сталими часу,
- прогнозування температури, коли сталі часу невідомі,
- прогнозування температури із використанням фільтра Калмана.

1.1 Прогнозування значення температури за перехідним процесом, якщо сталі часу первинного перетворювача відомі

Метод прогнозування значення температури за відомими сталими часу ПП застосовується, коли є відомою інформація про динамічну поведінку ПП при кожному його застосуванні, а також відомі сталі часу ПП. Даний метод може використовувати два типи розрахунку температури об'єкта вимірювання сталих часу [13, 16]:

- послідовний,
- паралельний.

Якщо використовується послідовний розрахунок температури об'єкта вимірювання для ПП з однією сталою часу, то застосовується вираз:

$$T_{OV} = T(t) + \tau \cdot T'(t), \tag{1.4}$$

де T_{OV} – температура об’єкта вимірювання, $T(t)$ – миттєве значення температури перехідного процесу в момент часу t.

Для ПП з двома сталими часу використовується вираз:

$$T_{OV} = T_{OV1}(t) + \tau_2 \cdot T'_{OV1}(t), \tag{1.5}$$

де значення функції $T_{OV1}(t)$ розраховується за формулою:

$$T_{OV1}(t) = T(t) + \tau_1 \cdot T'(t) \tag{1.6}$$

Якщо використовується паралельний розрахунок температури об'єкта вимірювання для ПП з однією сталою часу, то застосовується вираз (1.4), як і для послідовного розрахунку. Для ПП з двома сталими часу використовується вираз:

$$T_{OV} = T(t) + (\tau_1 + \tau_2) \cdot T'(t) + \tau_1 \cdot \tau_2 \cdot T''(t) \qquad (1.7)$$

В таблиці 1.1 наведені формули розрахунку похідних T' та T'' через k-ті значення функції T_k, T_{k-1} та T_{k-2}, для дискретних значень температурного перехідного процесу у кількості від двох до п’яти, виміряних з кроком $h = \Delta t$, а також відносна похибка розрахунку першої та другої похідної.

Таблиця 1.1. Рівняння для розрахунку першої та другої похідної для кількості значень температурного перехідного процесу n від 2 до 5 [13]

n	Рівняння	Похибки δ', δ''
1	2	3
2	$T_k'(t) = (T_k - T_{k-1})/h$	$h_i/2$
3	$T_k'(t) = (3T_k - 4T_{k-1} + T_{k-2})/2h$ $T_k''(t) = (T_k - 2T_{k-1} + T_{k-2})/h^2$	$-h_i^2/3$ $h_i - h_i^2/6$
	$T_{k-1}'(t) = (T_k - T_{k-2})/2h$ $T_{k-1}''(t) = (T_k - 2T_{k-1} + T_{k-2})/h^2$	$h_i^2/6$ $h_i^2/12$
4	$T_k'(t) = (11T_k - 18T_{k-1} + 9T_{k-2} - 2T_{k-3})/6h$ $T_k''(t) = (2T_k - 5T_{k-1} + 4T_{k-2} - T_{k-3})/h^2$	$-h_i^3/4$ $-11h_i^2/12 - h_i^3/10$

Продовження таблиці 1.1.

1	2	3
	$T_{k-1}'(t)=(2T_k+3T_{k-1}-6T_{k-2}+T_{k-3})/6h$ $T_{k-1}''(t)=(T_k-2T_{k-1}+T_{k-2})/h^2$	$h_i^3/12$ $h_i^2/12+h_i^3/30$
	$T_{k-2}'(t)=(-T_k+6T_{k-1}-3T_{k-2}-2T_{k-3})/6h$ $T_{k-2}''(t)=(T_{k-1}-2T_{k-2}+T_{k-3})/h^2$	$-h_i^2/12$ $h_i^2/12-h_i^3/30$
5	$T_k'(t)=(25T_k-48T_{k-1}+36T_{k-2}-16T_{k-3}+3T_{k-4})/12h$ $T_k''(t)=(35T_k-104T_{k-1}+114T_{k-2}-56T_{k-3}+11T_{k-4})/12h^2$	$-h_i^4/5$ $-5h_i^3/6-h_i^4/15$
	$T_{k-1}'(t)=(3T_k+10T_{k-1}-18T_{k-2}+6T_{k-3}-T_{k-4})/12h$ $T_{k-1}''(t)=(11T_k-20T_{k-1}+6T_{k-2}+4T_{k-3}-T_{k-4})/12h^2$	$h_i^4/20$ $h_i^3/12+h_i^4/60$
	$T_{k-2}'(t)=(-T_k+8T_{k-1}-8T_{k-2}-16T_{k-3}-T_{k-4})/12h$ $T_{k-2}''(t)=(-T_k+16T_{k-1}-30T_{k-2}+16T_{k-3}-T_{k-4})/12h^2$	$-h_i^4/30$ $-h_i^4/90$

Миттєві значення температури та похідних розраховуються за виразами:

$$T_k = T(t) \tag{1.8}$$

$$T_{k-2} = T(t-2\Delta t) \tag{1.9}$$

$$T''_{k-2}(t) = T''(t-\Delta t) \tag{1.10}$$

$$h_i = \frac{\Delta t}{\tau_i} = \frac{h}{\tau_i} \tag{1.11}$$

Перевагою даного методу є те, що значення температури об'єкта вимірювання можна розрахувати за невеликою кількістю дискретних значень температурного перехідного процесу.

Недоліками даного методу є:

- необхідність попереднього визначення сталих часу ПП,
- достатньо велика похибка прогнозування температури за малої кількості дискретних значень,
- зі збільшенням кількості дискретних значень температури перехідного процесу змінюються розрахункові формули та суттєво ускладнюється розрахунок температури об'єкта вимірювання.

1.2 Прогнозування значення температури за перехідним процесом, якщо сталі часу первинного перетворювача невідомі

Коли сталі часу невідомі розрахунок температури об'єкта вимірювання проводиться на основі виміряних дискретних значень температурного перехідного процесу. Для моделі з однією сталою (1.2) розрахунок температури проводиться із використанням як мінімум *3* значень температурного перехідного процесу (*2n + 1*, де *n* – кількість сталих часу ПП) або більше. Вирази для розрахунку температури об'єкта вимірювання для кількості дискретних значень температурного перехідного процесу від трьох до шести мають вигляд:

$$T_{OV} = \frac{T_1 T_3 - T_2^2}{T_1 - 2T_2 + T_3} \tag{1.12}$$

$$T_{OV} = \frac{T_1 T_4 - T_2 T_3}{(T_4 - T_3) - (T_2 - T_1)} \tag{1.13}$$

$$T_{OV} = \frac{(T_5 - T_3)T_2 - (T_3 - T_1)T_4}{(T_5 - T_3) - (T_3 - T_1)} \tag{1.14}$$

$$T_{OV} = \frac{(T_6 - T_4)T_2 - (T_3 - T_1)T_5}{(T_6 - T_4) - (T_3 - T_1)}, \tag{1.15}$$

де $T_1..T_6$ – дискретні значення температурного перехідного процесу, виміряні з однаковим кроком за часом.

Для моделі з двома сталими (1.3) розрахунок температури проводиться із використанням як мінімум *5* значень температурного перехідного процесу ($2n + 1$, де $n = 2$) за виразом:

$$T_{OV} = \frac{T_5 \cdot \Delta - T_4 \cdot \Delta_1 - T_3 \cdot \Delta_2}{\Delta - \Delta_1 - \Delta_3}, \tag{1.16}$$

де значення Δ, Δ_1 та Δ_2 розраховуються за формулами:

$$\Delta = (T_4 - T_3)(T_2 - T_1) - (T_3 - T_2)^2 \tag{1.17}$$

$$\Delta_1 = (T_5 - T_4)(T_2 - T_1) - (T_4 - T_3)(T_3 - T_2) \tag{1.18}$$

$$\Delta_2 = (T_4 - T_3)^2 - (T_3 - T_2)(T_5 - T_4) \tag{1.19}$$

Перевагою даного методу є те, що не потрібно знати або визначати значення сталих часу ПП.

Недоліками методу є:

- достатньо велика похибка прогнозування температури за малої кількості дискретних значень,
- зі збільшенням кількості дискретних значень температури перехідного процесу змінюються розрахункові формули та суттєво ускладнюється розрахунок температури об'єкта вимірювання.

1.3 Прогнозування значення температури за перехідним процесом із використанням фільтра Калмана

Фільтр Калмана є адаптивним фільтром [29 – 38], який працює за принципом замкнутого контуру (зі зворотнім зв’язком). На рисунку 1.1 зображена структурна схема фільтра Калмана [29, 38].

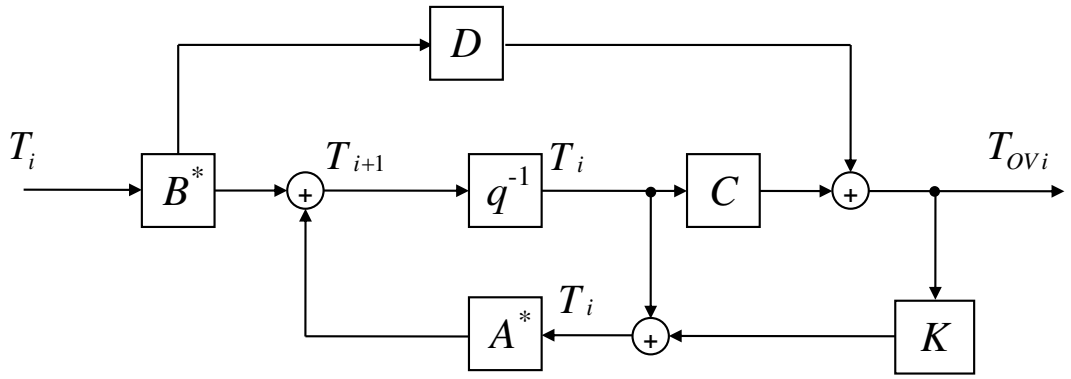


Рисунок 1.1. Структурна схема фільтра Калмана

Блок q^{-1} проводить затримку одного такту перетворення сигналів. На вхід фільтра Калмана подаються дискретизовані за часом значення температури перехідного процесу T_i. В даному випадку фільтр Калмана використовується для розрахунку прогнозованого значення температури об’єкта вимірювання $T_{OV\,i}$. В кожному такті роботи фільтра розраховується вектор коригування стану T_i на основі вектора оцінки стану T_i.

Наступний вектор оцінки стану T_{i+1} розраховується за виразом:

$$T_{i+1} = A^* \cdot T_i + B^* \cdot T_i, \tag{1.20}$$

де T_i – значення температури перехідного процесу, A^*, B^* - матриці, що описують просторово-часову систему, T_i - вектор коригування стану, що розраховується за виразом:

$$T_i = T_i + K_i \cdot \left(C \cdot T_i + D \cdot T_i \right), \tag{1.21}$$

де C, D - матриці, що описують просторово-часову систему, K_i – оптимальний передавальний коефіцієнт Калмана, що розраховується за формулою:

$$K_i = P_i \cdot C^T \cdot \left(C \cdot P_i \cdot C^T \right) + \left(R_i \right)^{-1}, \tag{1.22}$$

де P_i – коваріація передбаченої (апріорної) оцінки, R_i – шумова коваріаційна матриця,

Значення P_{i+1} обчислюється за виразом:

$$P_{i+1} = A^* \cdot P_i \cdot \left(A^* \right)^T + Q_i, \tag{1.23}$$

де Q_i – шумова коваріаційна матриця, P_i - коваріація оновленої (апостеріорної) оцінки, що розраховується за виразом:

$$P_i = \left(I - K_i \cdot C\right) \cdot P_i \,, \tag{1.24}$$

де I – одинична матриця.

Матриця A^*, що описує просторово-часову систему, обчислюється за формулою:

$$A^* = e^{A \cdot \Delta t} \,,$$

де Δt – крок за часом, A – матриця, що має вигляд:

$$A = \begin{pmatrix} -\frac{1}{\tau_1} & \frac{1}{\tau_1} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{\tau_2} & \frac{1}{\tau_2} \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix},$$

де τ_1, τ_2 – сталі часу ПП.

Перевагою даного методу є можливість прогнозування значення температури за перехідним процесом в реальному часі.

Недоліками методу є [29]:

- необхідно попередньо мати значення матриць, що описують просторово-часову систему A^*, B^*, C, D, коваріаційно шумові матриці Q та R,
- необхідна попередня ініціалазіція фільтра Калмана (встановлення початкових значень змінних),
- необхідність попереднього визначення сталих часу ПП.

В останні роки з'явився цікавий математичний апарат – нейронні мережі (НМ), які використовуються для опрацювання різноманітної інформації, вирішення задач класифікації, автоматизованого прогнозування, автоматизації процесу ухвалення рішень, кодування та декодування інформації, розпізнавання образів тощо [39 – 57].

Враховуючи вищесказане та специфічні властивості НМ, запропоновано метод прогнозування значення температури за перехідним процесом із використанням НМ, яка є одним із основних компонентів реалізації на основі такого методу.

Перевагою даного методу є те, що для прогнозування значення температури за перехідним процесом не потрібно ніякої інформації про об'єкт вимірювання та первинний перетворювач. НМ може навчатися безпосередньо на об'єкті вимірювання. Крім того, для прискорення процесу навчання можливим є навчання НМ на моделях температурного перехідного процесу з подальшим донавчанням НМ на об'єкті вимірювання.

Недоліком методу є відносно тривалий час навчання НМ та необхідність відносно великої кількості навчальних пар.

В таблиці 1.2 згруповано переваги та недоліки розглянутих методів прогнозування значення температури об'єкта вимірювання за перехідним процесом.

Аналіз переваг та недоліків (таблиця 1.2) методів прогнозування значення температури за перехідним процесом показав, що застосування НМ дозволяє створити ефективну уставу для вимірювання температури, яка не потребує будь-якої інформації про об'єкт вимірювання.

Нижче представлено аналітичний огляд різних нейронних мереж, проведено аналіз їх властивостей, що дозволяє визначити оптимальну структуру НМ для прогнозування значення температури об'єкта вимірювання за температурним перехідним процесом.

Таблиця 1.2. Переваги та недоліки методів прогнозування температури

Метод	Переваги	Недоліки
1	2	3
Прогнозування температури за відомими сталими часу	Значення температури об'єкта вимірювання можна розрахувати за невеликою кількістю дискретних значень температурного перехідного процесу	• необхідність попереднього визначення сталих часу ПП, • достатньо велика похибка прогнозування температури за малої кількості дискретних значень, • зі збільшенням кількості дискретних значень температури перехідного процесу змінюються розрахункові формули та суттєво ускладнюється розрахунок температури об'єкта вимірювання.
Прогнозування температури, коли сталі часу невідомі	Не потрібно знати або визначати значення сталих часу ПП.	• достатньо велика похибка прогнозування температури за малої кількості дискретних значень, • зі збільшенням кількості дискретних значень температури перехідного процесу змінюються розрахункові формули та суттєво ускладнюється розрахунок температури об'єкта вимірювання.

Продовження таблиці 1.2

1	2	3
Прогнозування температури із використанням фільтра Калмана	Можливість прогнозування значення температури за перехідним процесом в реальному часі.	• необхідно попередньо мати значення матриць, що описують просторово-часову систему та коваріаційно шумові матриці, • необхідна попередня ініціалазіція фільтра Калмана (встановлення початкових значень змінних), • необхідність попереднього визначення сталих часу ПП.

1.4 Аналітичний огляд нейронних мереж

Штучні нейронні мережі складаються з безлічі взаємодіючих простих нейронів, які дозволяють проводити паралельні обчислення [1, 41]. 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 досить складні завдання. Хоча нейронні мережі можуть бути реалізовані у вигляді швидких апаратних пристроїв, більшість НМ реалізовані програмно. Однією з основних властивостей НМ є те, що одну і ту саму нейронну мережу можна навчити на виконання різних задач. Тобто НМ навчається, а не програмується. В більшості випадків НМ використовуються тоді, коли знайдене нейронною мережею рішення є більш ефективним при вирішенні поставленої задачі [39], ніж написання спеціалізованої програми.

Штучні нейрони є простими процесорами, обчислювальні можливості яких суттєво обмежені [39 – 45]. Вихідний сигнал нейрона може надсилатися

іншим нейронам через зважені зв'язки. З кожним таких зв’язком пов’язаний ваговий коефіцієнт. Залежно від значення вагового коефіцієнта сигнал може або збільшуватися за значенням, або зменшуватися. Структурна схема нейрона [40] представлена на рисунку 1.2.

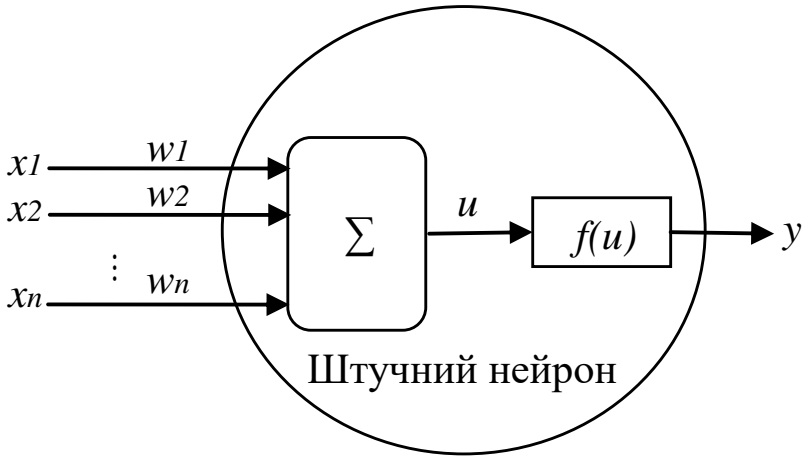


Рисунок 1.2. Структура штучного нейрона

Математично, штучний нейрон зазвичай представляють як деяку нелінійну функцію [42]:

$$y = f\left(u\right), \tag{1.25}$$

де u – лінійна комбінація всіх вхідних сигналів, що розраховується за формулою:

$$u = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i \ , \tag{1.26}$$

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

Функцію (1.25) називають функцією активації або передавальною функцією. У більшості випадків передавальна функція є монотонно зростаючою. Вихідні значення передавальної функції змінюються у діапазоні від -1 до 1 або від 0 до 1. Проте можливі інші діапазони вихідних значень [41].

Виділяють три типи нейронів в залежності від функцій, які вони виконують в мережі [41, 43]:

- вхідні нейрони;
- приховані нейрони;
- вихідні нейрони.

В нейронних мережах найчастіше використовуються нейрони з такими передавальними функціями [41, 42]:

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

В таблиці 1.3 представлено передавальні функції нейронів.

За архітектурою можна виділити три основні типи нейронних мереж [42, 53, 54]:

- мережі прямого поширення;
- рекурентні нейронні мережі (нейронні мережі зі зворотнім зв’язком);
- повністю зв’язані мережі.

У мережах прямого поширення (рисунок 1.3) 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 застосовуються для класифікації образів, апроксимації функцій, прогнозування тощо.

Таблиця 1.3. Передавальні функції нейронів

Передавальна функція	Математичний вираз
лінійна	$f(x) = kx$
кусково-лінійна несиметрична	$f(x) = \begin{cases} 0, \textit{якщо} & x < 0 \\ x, \textit{якщо} & x \geq 0 \end{cases}$
кусково-лінійна симетрична	$f(x) = \begin{cases} 0, \textit{якщо} & x \leq -0,5 \\ 1, \textit{якщо} & x \geq 0,5 \\ x, \textit{якщо} & -0,5 < x < 0,5 \end{cases}$
одинична	$f(x) = \begin{cases} 0, \textit{якщо} & x < 0 \\ 1, \textit{якщо} & x \geq 0 \end{cases}$
сигмоїдальна	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}}$

де k – коефіцієнт пропорційності, x – аргумент, a – коефіцієнт крутизни.

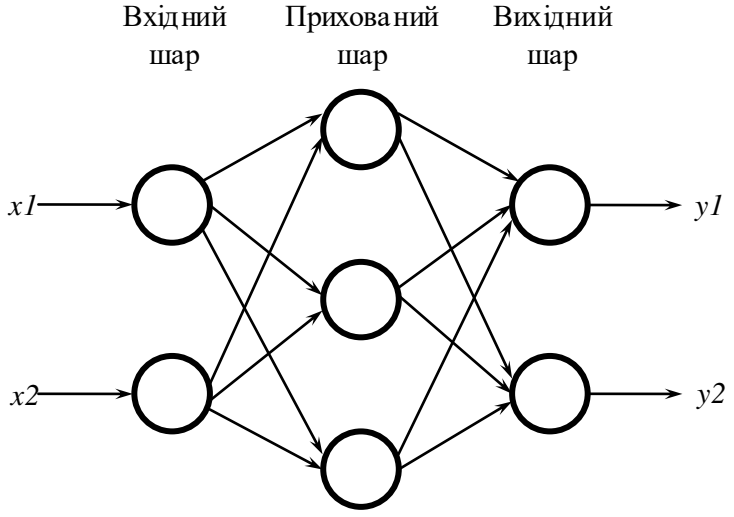


Рисунок 1.3. Архітектура трьохшарової нейронної мережі прямого поширення

У рекурентних мережах стан нейрона в певний момент часу може впливати на його стан в майбутньому. Деякі рекурентні нейронні мережі дозволяють безпосереднє з’єднання (рисунок 1.4), тобто з’єднання нейрона з самим собою;

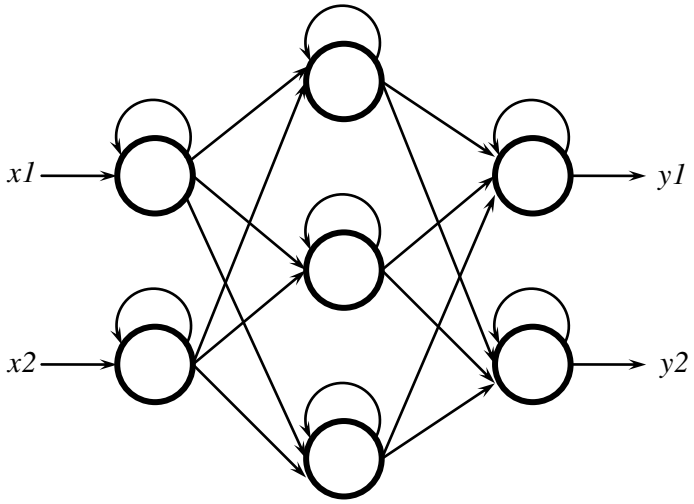


Рисунок 1.4. Архітектура рекурентної нейронної мережі з безпосередніми зв’язками

інші – тільки опосередковані зворотні зв’язки (рисунок 1.5): якщо нейрон А може надсилати сигнал на вхід нейрона Б, то нейрон Б так само може подавати сигнал на вхід нейрона А [42].

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

Повністю зв'язані нейронні мережі дозволяють зв'язки між усіма нейронами, за винятком безпосередніх зв'язків, та повинні бути симетричними (рисунок 1.6). Відомим прикладом таких мереж є самоорганізована карта [43]. Такі мережі найбільше використовуються для формування асоціативної пам’яті, класифікації тощо.

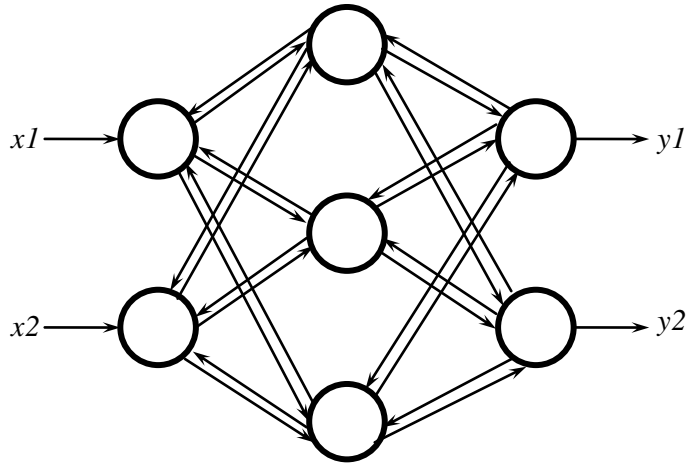


Рисунок 1.5. Архітектура рекурентної нейронної мережі з опосередкованими нейронними зв’язками

Нейронні мережі можна класифікувати за характером навчання [44, 45]. Найчастіше використовуються такі алгоритми навчання:

- з учителем,
- без вчителя.

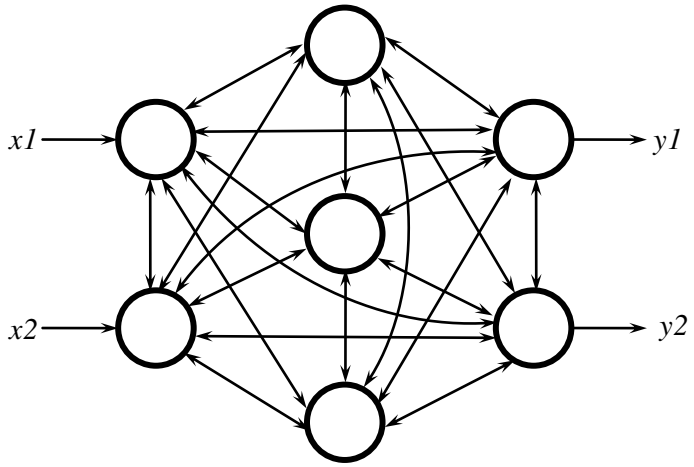


Рисунок 1.6. Архітектура повністю зв’язаної нейронної мережі з симетричними з’єднаннями

Якщо використовується навчання з вчителем, то для кожного вхідного вектора формується цільовий вектор, що представляє собою необхідний вихід НМ. Разом вони називаються навчальною парою. Зазвичай мережа навчається на деякій кількості таких навчальних пар. Для кожного вхідного вектора обчислюється вихідний вектор НМ і порівнюється з відповідним цільовим вектором. Отримана різниця між векторами подається в НМ і вагові коефіцієнти змінюються таким чином, щоб мінімізувати різницю. НМ навчається до того часу, поки різниця для всіх навчальних пар не досягне прийнятно низького рівня, який задається як один із параметрів навчання.

Навчання без вчителя не потребує цільового вектору на виході НМ. Навчальна множина складається лише з вхідних векторів. Навчальний алгоритм підбирає ваги мережі так, щоб виходили узгоджені вихідні вектори, тобто щоб достатньо близькі вхідні вектори давали на виході однакові значення. Отже, процес навчання виділяє статистичні властивості навчальної множини і групує подібні вектори в класи.

НМ можуть виконувати задачі [43, 57]:

- регресії,
- класифікації.

Для задач регресії інформація на виході нейронної мережі є неперервною величиною, а для задач класифікації на виході нейронної мережі маємо певний набір дискретних значень. Для задач регресії найчастіше використовується архітектура мережі прямого поширення [44, 45]. При вирішенні задачі класифікації можливе застосування будь-якої архітектури НМ.

Для вирішення поставленої задачі прогнозування значення температури за перехідним процесом, яка є задачею регресії, оптимальним є застосування НМ з архітектурою прямого поширення.

Для навчання НМ використовувались дві математичні моделі температурного перехідного процесу [13], які розглянуті нижче.

1.5 Математичні моделі температурного перехідного процесу

Вимірювання температури завжди супроводжується передачею теплової енергії від об’єкта вимірювання до первинного перетворювача або навпаки [6, 15]. Коли ПП розміщується всередині об’єкта або дотуляється до нього, між об’єктом і ПП відбувається передавання теплової енергії за рахунок теплопровідності. При цьому чутливий елемент, що входить до складу ПП, не миттєво досягає температури об'єкта вимірювання, а поступово розігрівається або охолоджується (цей процес в подальшому називається ***температурний перехідний процес***). Враховуючи це існує можливість вимірювання температури за перехідним процесом не очікуючи стану теплової рівноваги [13].

Температурний перехідний процес можна описати певною функціональною залежністю. Існують різні математичні моделі температурного перехідного процесу. Найбільш поширеними є моделі для ПП з:

- однією сталою часу,
- двома сталими часу.

Для моделі температурного перехідного процесу для ПП з однією сталою часу миттєве значення температури розраховується за виразом [15]:

$$T(t) = T_P + (T_{OV} - T_P)\left(1 - e^{-t/\tau}\right), \tag{1.27}$$

де T_P – початкове значення температури первинного перетворювача.

Графік побудований за (1.27) представлено на рисунку 1.7.

Для моделі температурного перехідного процесу для ПП з двома сталими часу миттєве значення температури розраховується за виразом [16, 29]:

$$T(t) = T_P + (T_{OV} - T_P)\left(1 - \frac{\tau_1}{\tau_1 - \tau_2} e^{-t/\tau_1} - \frac{\tau_2}{\tau_2 - \tau_1} e^{-t/\tau_2}\right) \tag{1.28}$$

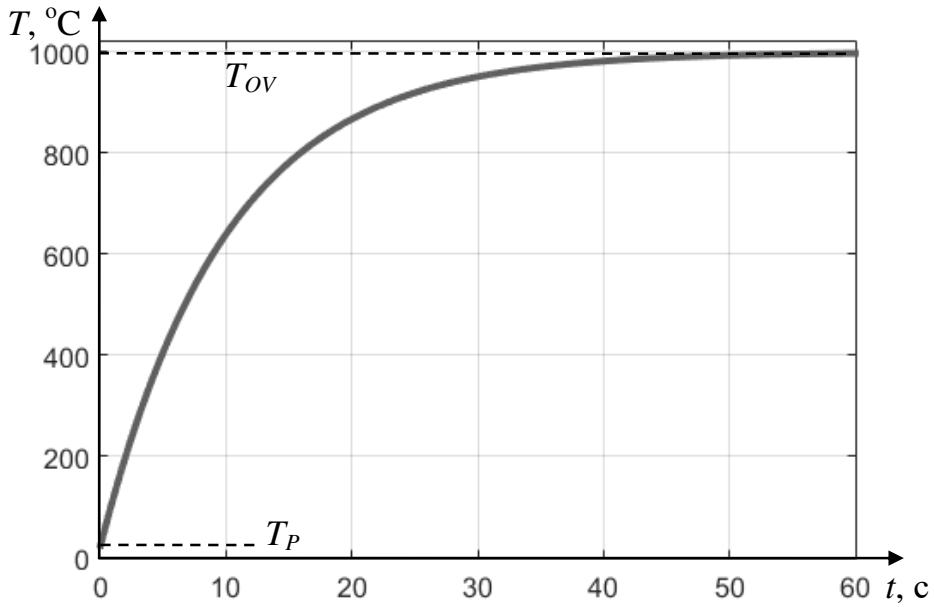


Рисунок 1.7. Графік температурного перехідного процесу для ПП з однією сталою часу

Графік побудований за (1.28) представлено на рисунку 1.8.

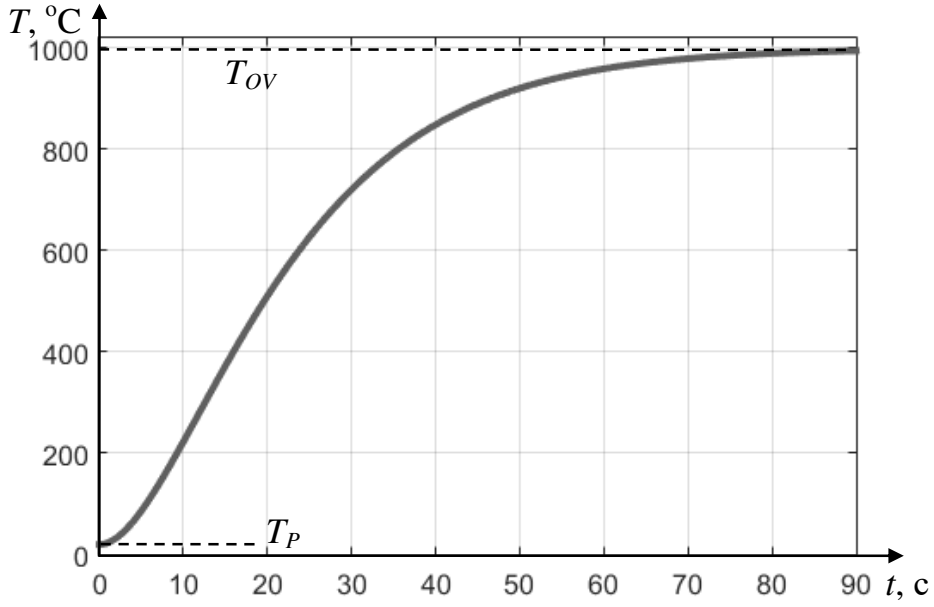


Рисунок 1.8. Графік температурного перехідного процесу для ПП з двома сталими часу

Як видно з рисунків 1.7, 1.8 представлені графіки особливо відрізняються на початку температурного перехідного процесу. В подальшому функціональна залежність має експоненційний характер.

Із використанням виразів (1.27), (1.28) формувались навчальні пари для навчання НМ на моделі температурного перехідного процесу.

1.6 Висновки до розділу

1. Запропоновано метод прогнозування значення температури об’єкта вимірювання за перехідним процесом із використанням нейронних мереж.
2. Аналіз переваг та недоліків методів прогнозування значення температури за перехідним процесом та сучасних засобів програмно-математичного опрацювання даних показав, що застосування нейронної мережі дозволяє створити ефективну уставу для вимірювання температури, яка не потребує будь-якої інформації про об'єкт вимірювання.
3. Для вирішення поставленої задачі оптимальним є використання нейронної мережі з архітектурою прямого поширення.
4. Навчання нейронної мережі повинно проводитись обов'язково з використанням алгоритму навчання з учителем, що забезпечує подальшу коректну роботу нейронної мережі.

РОЗДІЛ 2. СИНТЕЗ І ДОСЛІДЖЕННЯ УСТАВИ ІЗ НЕЙРОННОЮ МЕРЕЖЕЮ ДЛЯ ВИМІРЮВАННЯ ТЕМПЕРАТУРИ ЗА ПЕРЕХІДНИМ ПРОЦЕСОМ

У другому розділі описано уставу для вимірювання температури за перехідним процесом із застосуванням нейронної мережі як обчислювального засобу. Розроблена устава працює в двох режимах: навчання та вимірювання. Для навчання нейронної мережі використано модель температурного перехідного процесу для первинного перетворювача з одною сталою часу.

Проведено дослідження метрологічних характеристик устави з нейронною мережею. Під час досліджень не враховувалась похибка вимірювання миттєвих значень температурного перехідного процесу. Отримано залежності похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від кількості входів нейронної мережі, шарів нейронної мережі, послідовностей для навчання, від початкової температури первинного перетворювача, а також від температури об’єкта вимірювання, що знаходиться за межами діапазону навчання нейронної мережі. Дані залежності дозволяють оптимізувати параметри устави за критерієм мінімуму похибки вимірювання температури.

2.1 Устава для прогнозування значення температури за перехідним процесом

Структурна схема устави для прогнозування значення температури за перехідним процесом із використанням нейронної мережі зображена на рисунку 2.1.

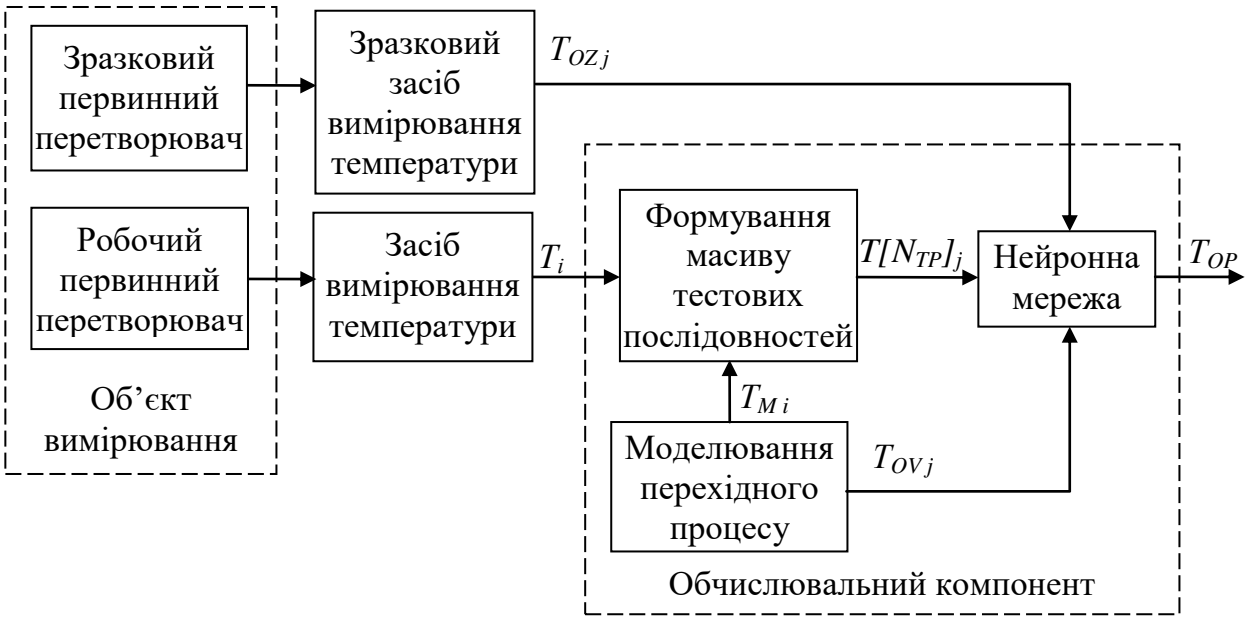


Рисунок 2.1. Структурна схема устави для прогнозування значення температури за перехідним процесом із використанням нейронної мережі

Вимірювання температури об’єкта відбувається контактним способом із використанням робочого первинного перетворювача та засобу вимірювання температури, який має засоби зв'язку (COM-port, USB, Fire Ware тощо), та з'єднаний з обчислювальним компонентом (персональним комп'ютером, мікропроцесором, мікроконтролером тощо).

Устава прогнозування значення температури може працювати в двох режимах:

1. навчання,
2. вимірювання.

Перший режим використовується для навчання НМ прогнозувати значення температури за перехідним процесом. Навчання НМ може відбуватися двома способами:

- безпосередньо на об'єкті,
- із використанням математичної моделі температурного перехідного процесу (моделі (1.27), (1.28)).

Якщо використовується спосіб навчання безпосередньо на об'єкті, то для цього потрібний зразковий первинний перетворювач та зразковий засіб вимірювання. До початку навчання НМ зразковий ПП має розміститися у вимірюваному середовищі та знаходитися там певний час для досягнення стану теплової рівноваги.

Зразкові засоби використовуються для вимірювання значення температури об'єкта T_{OZ}, яке подається на обчислювальний компонент (а саме, нейронну мережу) як зразкова температура об'єкта вимірювання під час навчання. Одночасно з вимірюванням зразкової температури T_{OZ} робочий первинний перетворювач занурюється у вимірювальне середовище і вимірюється N_{TP} миттєвих значень температурного перехідного процесу. Масив цих значень в подальшому називається ***тестова послідовність***. Для навчання НМ формується навчальна пара, яка складається з тестової послідовності та зразкової температури T_{OZ}. На рисунку 2.2 представлено процес формування тестової послідовності, із використанням якої створюється одна навчальна пара. Тестова послідовність може формуватись двома способами:

- відразу після занурення робочого ПП у вимірюване середовище (тестова послідовність 1),
- із певною затримкою після занурення робочого ПП у вимірюване середовище (тестова послідовність 2).

Для першого способу потрібно розпізнати момент занурення робочого ПП у вимірюване середовище. Вимірювання біжучих значень температури відбувається постійно. Якщо робочий ПП не занурений у вимірюване середовище, то його температура близька до температури довкілля і швидко не змінюється. Після занурення робочого ПП у вимірюване середовище буде спостерігатися значна зміна температури і устава починає формування тестової послідовності.

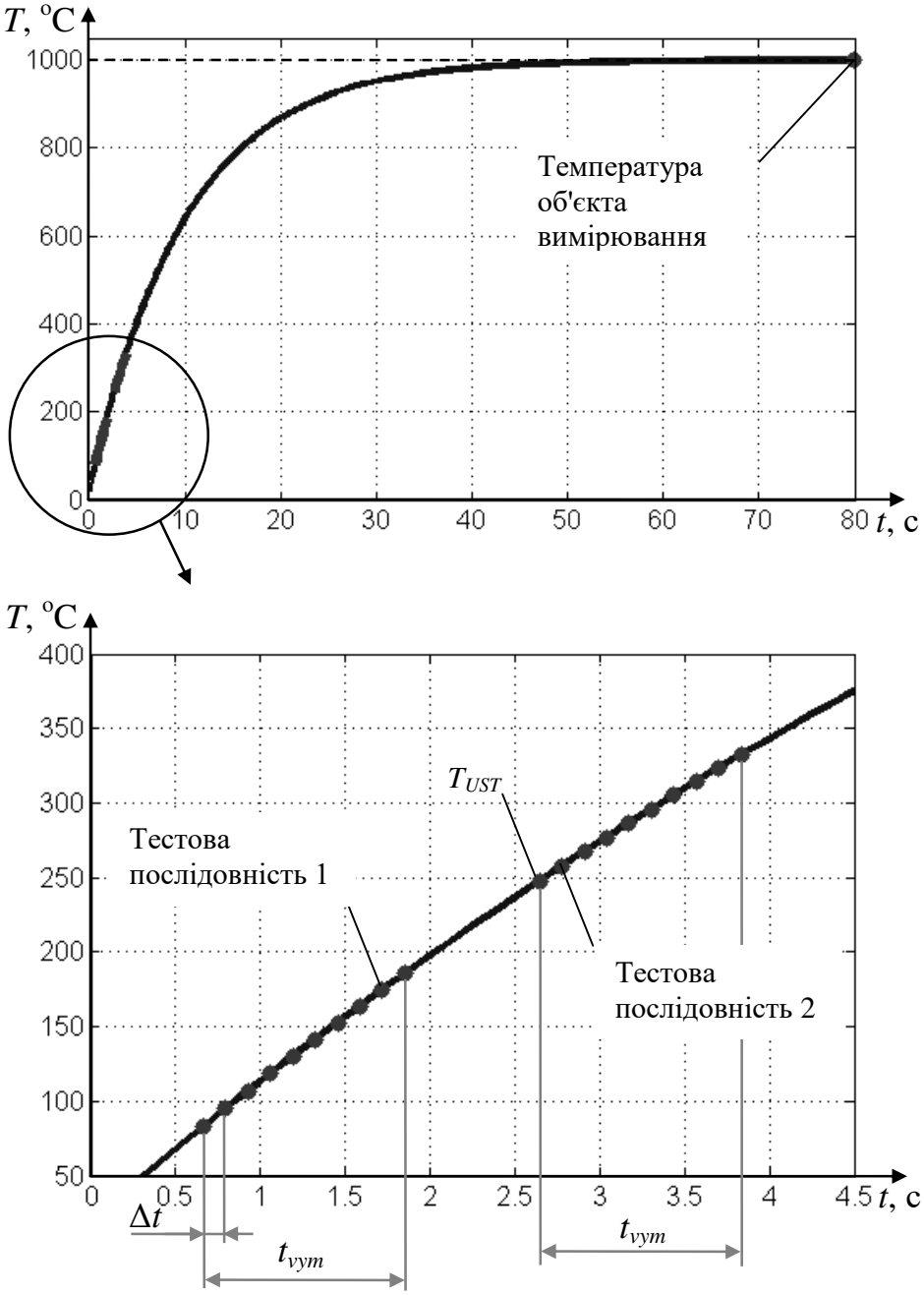


Рисунок 2.2. Процес формування тестової послідовності

Для другого способу тестова послідовність формується з моменту часу, коли миттєве значення температури стало більшим за певне встановлене значення (в подальшому це значення буде називатись уставкою T_{UST}), наприклад, T_{UST} = 250 °C (рисунок 2.2). В певному випадку можливим є використання лише одного з двох способів формування тестової послідовності.

Миттєві значення температурного перехідного процесу вимірюються через однаковий проміжок часу Δt. Час за який вимірюються усі значення однієї тестової послідовності позначено t_{vym}. Для збільшення експлуатаційного ресурсу робочого ПП останнє виміряне значення тестової послідовності не повинно перевищувати половини значення максимальної температури, яку можна вимірювати даним ПП.

Після отримання тестової послідовності робочий ПП витягується із вимірюваного середовища та охолоджується певний час до температури навколишнього середовища. Із використанням отриманої тестової послідовності та значенням температури зразкового термометра створюється навчальна пара. Потім робочий ПП знов занурюється у вимірювальне середовище і описаний вище процес повторюється N_{NP} разів, тобто в результаті формується N_{NP} навчальних пар для НМ, які формують ***масив навчальних пар*** (рисунок 2.3): масив тестових послідовностей $T[N_{TP}]_j$ та цільового масиву $T_{OZ\,j}$, де j змінюється від 1 до N_{NP}.

Тестові послідовності подаються на вхід НМ, а отримані значення на виході НМ порівнюються із відповідним значенням цільового масиву (для $T[N_{TP}]_1$ використовується $T_{OZ\,1}$, для $T[N_{TP}]_2$ - $T_{OZ\,2}$ і т.д.). За алгоритмом Левенберга-Марквардта [58] проводиться навчання нейронної мережі, поки не виконається одна з умов:

- пройде 1000 ітерацій навчання на навчальному масиві,
- значення середньоквадратичної похибки досягне попередньо заданого значення.

Якщо результати навчання мережі є незадовільними, то НМ ***донавчається*** ще раз на тому самому навчальному масиві. Якщо похибка прогнозування температури об'єкта є задовільною процес навчання нейронної мережі завершується.

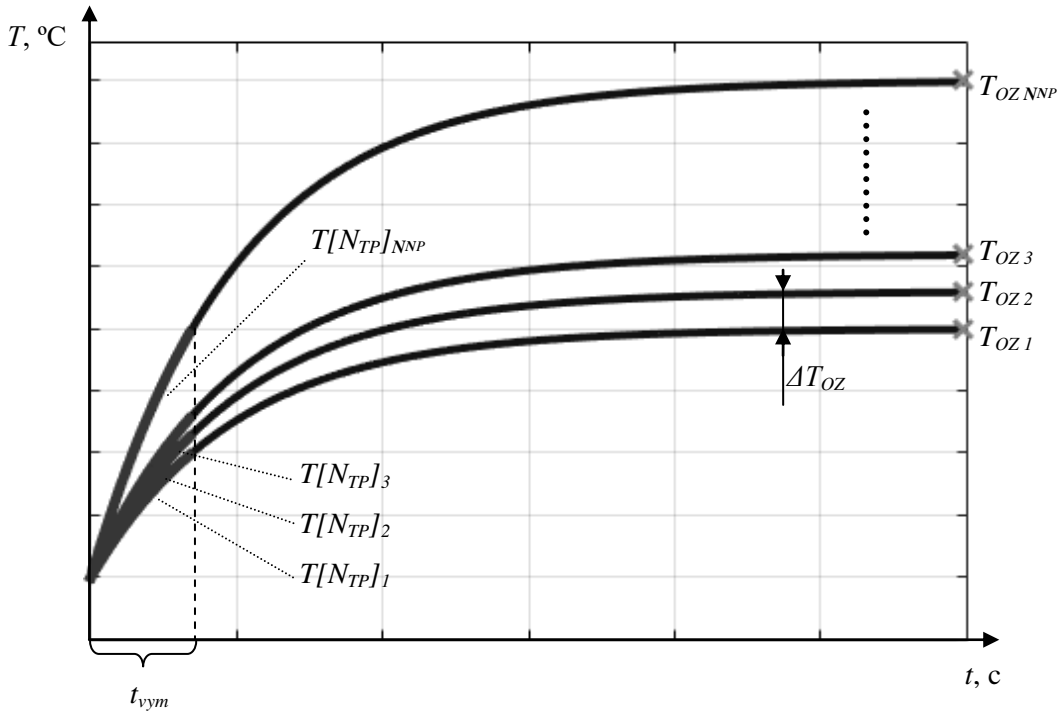


Рисунок 2.3. Формування масиву навчальних пар для навчання нейронної мережі

Якщо використовується спосіб навчання із використанням математичної моделі температурного перехідного процесу, то тестові послідовності розраховуються за виразом (1.27) або (1.28) для заданої температури об'єкта вимірювання $T_{OV\,j}$ (рисунок 2.1). Навчальні пари формуються так само як і для навчання НМ на об'єкті. Лише замість $T_{OZ\,j}$, ΔT_{OZ} використовується відповідно $T_{OV\,j}$, ΔT_{OV} (рисунок 2.3). Обчислюється N_{TP} значень температури перехідного процесу $T_{M\,i}$, формуються масиви тестових послідовностей та створюються навчальні пари (масив тестових послідовностей $T[N_{TP}]_j$ та цільовий масив $T_{OV\,j}$, де j змінюється від 1 до N_{NP}). Створені навчальні пари використовуються для навчання НМ.

Після навчання НМ на моделі температурного перехідного процесу можливим є донавчання нейронної мережі на об'єкті вимірювання для підвищення точності прогнозування значення вимірюваної температури.

В ***режимі вимірювання*** устава працює без використання зразкових засобів. Робочий первинний перетворювач занурюється у вимірювальне середовище і за одним із способів (рисунок 2.2) вимірюється N_{TP} миттєвих значень температурного перехідного процесу. В обчислювальному компоненті формується тестова послідовність, яка подається на навчену нейронну мережу. На виході НМ отримуємо прогнозоване значення температури об’єкта вимірювання T_{OP}.

На рисунку 2.4 представлено загальний алгоритм роботи устави для прогнозування значення температури об'єкта вимірювання. Спершу устава визначає в якому режимі потрібно працювати: навчання або вимірювання. У режимі навчання НМ навчається безпосередньо на об’єкті вимірювання або на моделі. Після навчання НМ проводиться тестування устави та визначається похибка прогнозування температури. Якщо отримана похибка не задовольняє виставленим вимогам, то знову проводиться навчання НМ, якщо ж похибка задовольняє вимогам, то устава переходить в режим вимірювання.

Якщо НМ навчається на моделі, то можливим є донавчання НМ на об'єкті вимірювання. Це дозволяє покращити метрологічні характеристики устави для вимірювання температури об'єкта вимірювання за температурним перехідним процесом.

Алгоритм роботи устави (рисунок 2.4) описує один такт роботи устави від навчання до вимірювання. Якщо устава працює в неперервному режимі і вимірювання відбувається періодично, то між кожним вимірюванням має бути затримка, під час якої робочий ПП охолоджується до температури навколишнього середовища. Після цього починається наступний такт вимірювання. Крім того, потрібно зазначити, що навчання НМ не потрібно виконувати у кожному такті роботи устави. НМ потрібно донавчати лише у випадку, коли змінилися умови вимірювання.

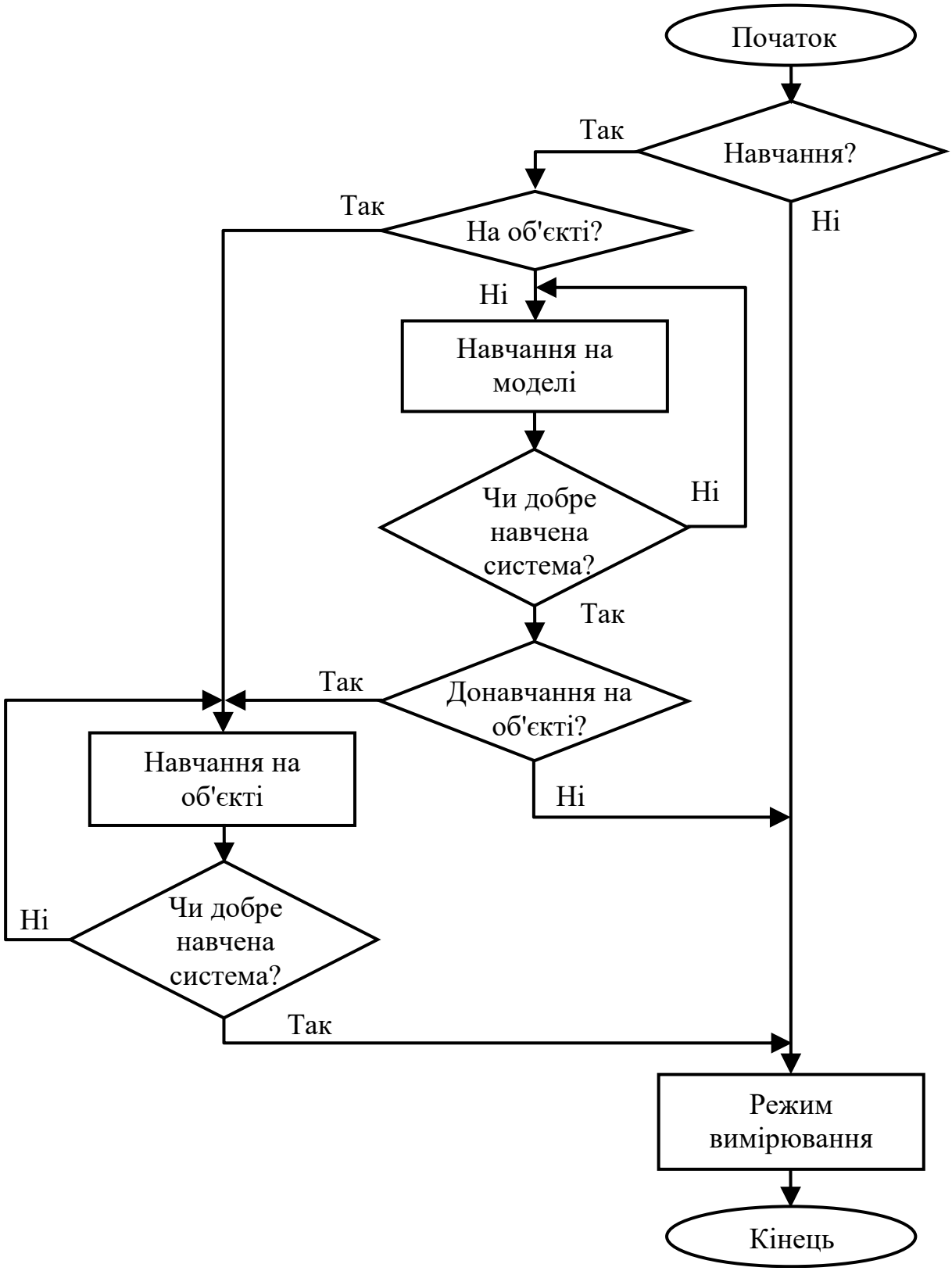


Рисунок 2.4. Алгоритм роботи устави для прогнозування значення температури об'єкта вимірювання

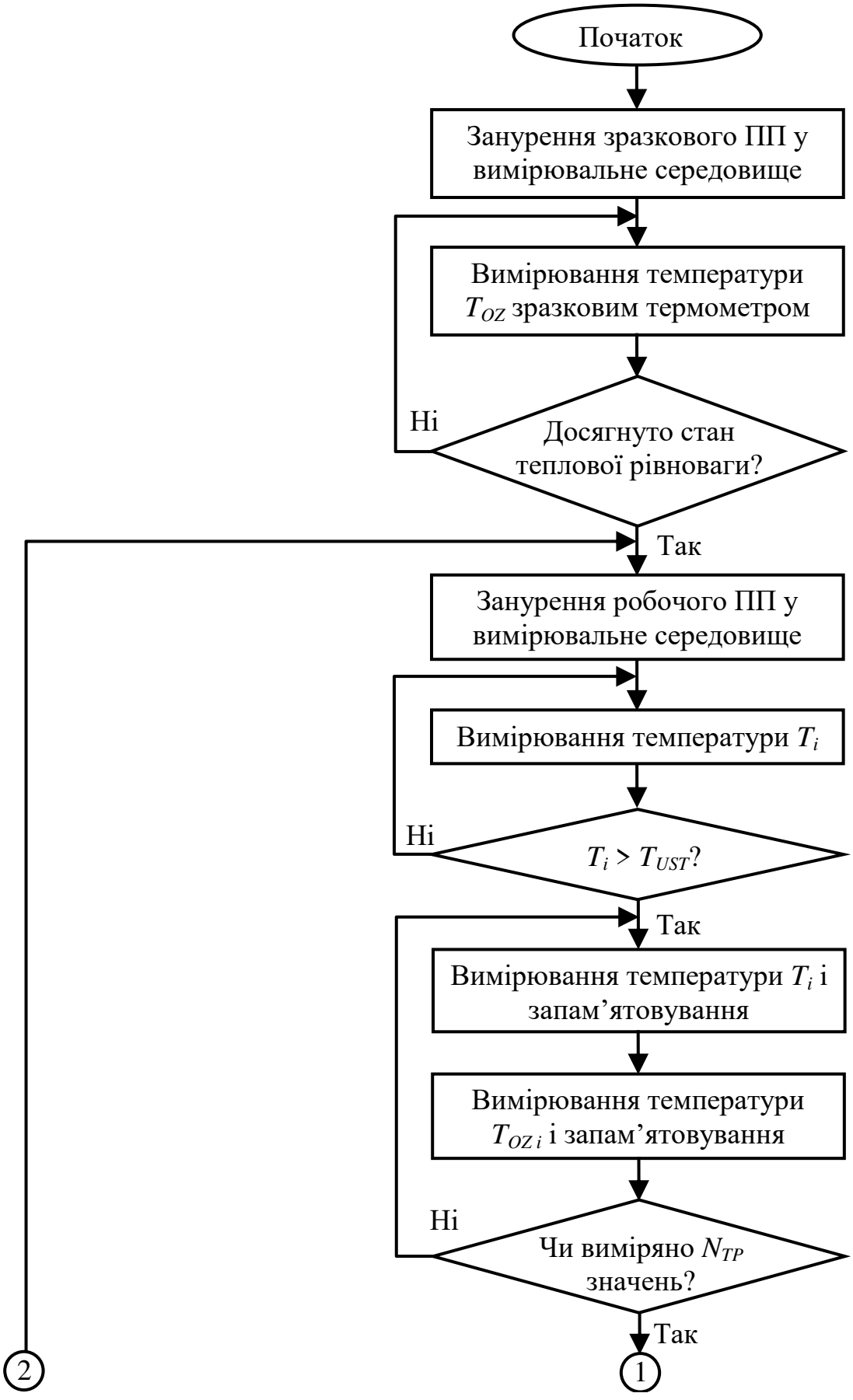
На рисунку 2.5 зображений алгоритм навчання НМ на об’єкті вимірювання для другого способу формування тестової послідовності (рисунок 2.2). Спершу зразковий ПП занурюється у вимірювальне середовище. Зразковим термометром вимірюється температура та перевіряється чи досягнуто стан теплової рівноваги.

Якщо стан теплової рівноваги встановиться, то робочий ПП занурюється у вимірювальне середовище та вимірюється миттєве значення температури перехідного процесу. Якщо миттєве значення температури стає більшим за уставку T_{UST}, то починається формування тестової послідовності. На кожному i-му кроці вимірюється миттєве значення температурного перехідного процесу T_i та значення температури $T_{OZ\,i}$, яке вимірюється зразковим термометром (i змінюється від 1 до N_{TP}). Отримані значення запам’ятовуються. Якщо отримано N_{TP} миттєвих значень температури та N_{TP} зразкових значень температури, то робочий ПП вилучається з вимірювального середовища. Розраховується середнє зразкове значення температури об’єкта $T_{OZ\,S}$:

$$T_{OZ\,S} = \sum_{i=1}^{N_{TP}} T_{OZ\,i} \qquad (2.1)$$

та формується j-та навчальна пара, яка складається з N_{TP} миттєвих значень температурного перехідного процесу $T[N_{TP}]_j$ та середнього зразкового значення температури об’єкта $T_{OZ\,S\,j}$ (j змінюється від 1 до N_{NP}).

Робочий ПП охолоджується до температури довкілля і вищеописаний процес повторюється до того часу, поки не буде сформовано N_{NP} навчальних пар. Далі отримані навчальні пари використовуються для навчання НМ.


Початок
Занурення зразкового ПП у вимірювальне середовище
Вимірювання температури T_{OZ} зразковим термометром
Ні
Досягнуто стан теплової рівноваги?
Так
Занурення робочого ПП у вимірювальне середовище
Вимірювання температури T_i
Ні
$T_i > T_{UST}$?
Так
Вимірювання температури T_i і запам'ятовування
Вимірювання температури $T_{OZ\,i}$ і запам'ятовування
Ні
Чи виміряно N_{TP} значень?
Так
2
1

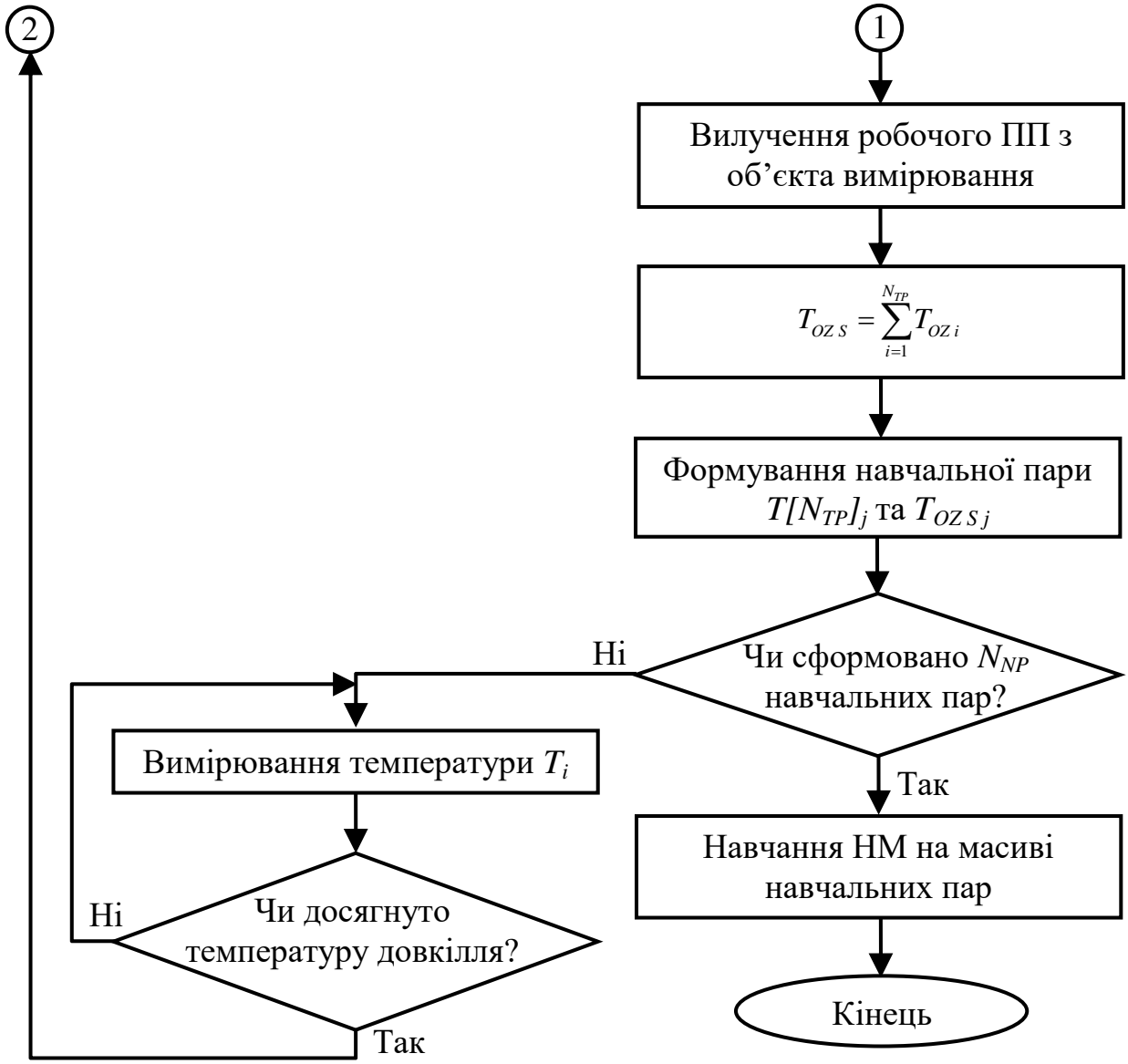


Рисунок 2.5. Алгоритм навчання нейронної мережі на об’єкті

Алгоритм навчання нейронної мережі на моделі температурного перехідного процесу зображений на рисунку 2.6. Спершу задаються вхідні дані для моделювання:

- стала часу τ робочого ПП для першої моделі (1.27), сталі часу τ_1, τ_2 робочого ПП для другої моделі (1.28);
- кількість вимірювань в секунду, N_t;
- час вимірювання, t_{vym};
- початкове значення температури робочого ПП, T_P;

- цільовий масив значень температури об’єкта вимірювання $T_{OV}[N_{NP}]$, які змінюються з кроком ΔT_{OV};
- кількість навчальних пар N_{NP}.

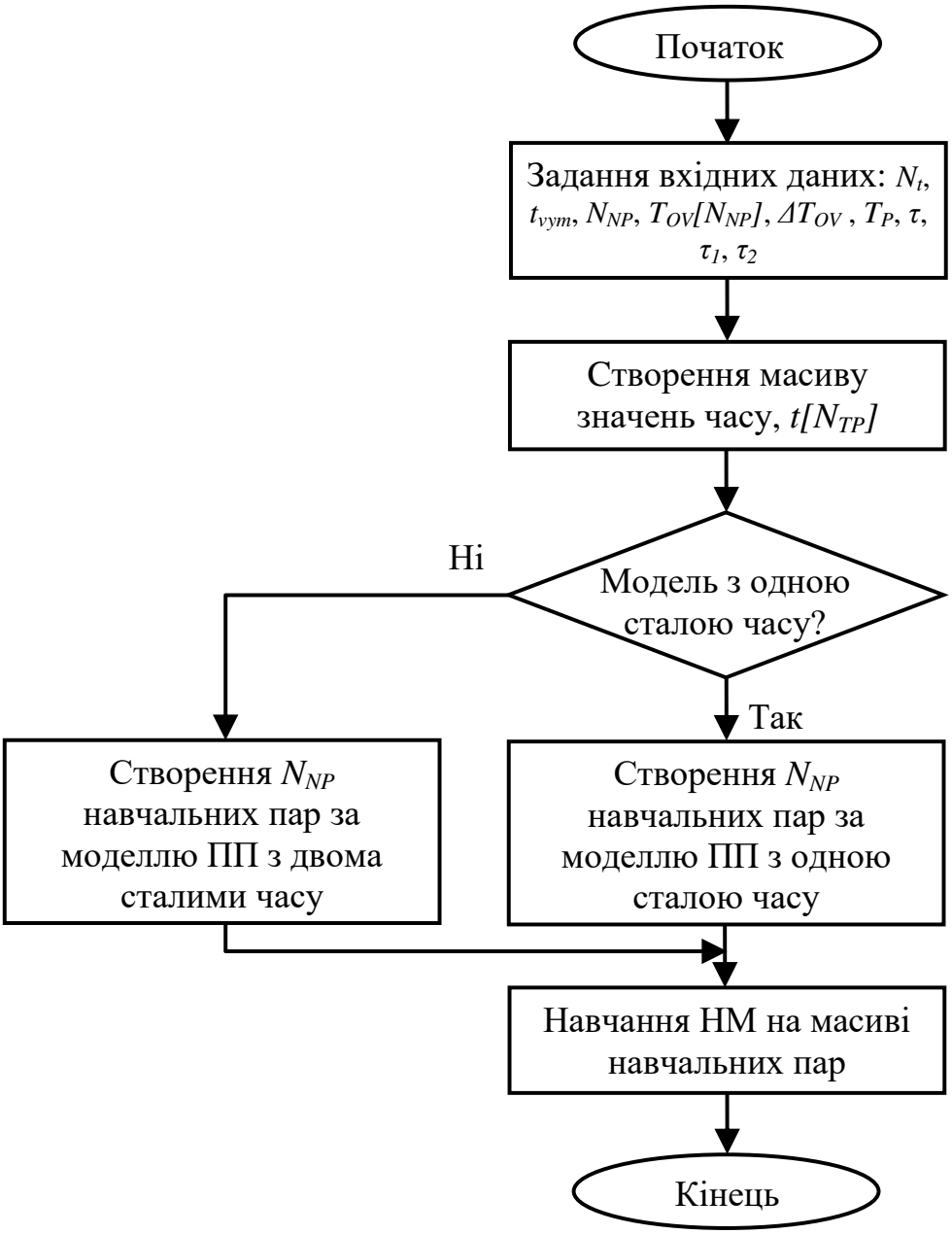


Рисунок 2.6. Алгоритм навчання нейронної мережі на моделі температурного перехідного процесу

Розраховується кількість миттєвих значень температурного перехідного процесу N_{TP}:

$$N_{TP} = t_{vym} \cdot N_t , \tag{2.2}$$

та крок за часом Δt:

$$\Delta t = 1/N_t . \tag{2.3}$$

після чого створюється масив значень часу $t_i = \Delta t \cdot i$, де i змінюється від *1* до N_{TP}. Далі визначається на якій саме моделі буде навчатись НМ: з одною сталою часу (1.27) чи двома (1.28). Для кожного *j*-го значення $T_{OV\,j}$ цільового масиву за вибраною моделлю розраховується тестова послідовність $T[N_{TP}]_j$ і створюється *j*-та навчальна пара. Далі отриманий масив навчальних пар використовується для навчання НМ.

На рисунку 2.7 представлено алгоритм роботи устави у режимі вимірювання для другого способу формування тестової послідовності, (рисунок 2.2). Робочий ПП занурюється у вимірювальне середовище та вимірюється миттєве значення температури перехідного процесу. Якщо миттєве значення температури T_i стає більшим за уставку T_{UST}, то починається формування масиву миттєвих значень температури. Кількість даних в масиві має бути рівною кількості значень N_{TP} в тестовій послідовності, на якій навчалась НМ. Якщо отримано N_{TP} миттєвих значень температури, то робочий ПП вилучається з вимірювального середовища. Отриманий масив миттєвих значень температури використовується нейронною мережею для обчислення значення температури об’єкта вимірювання T_{OP}. Після отримання результату вимірювання необхідна певна затримка, під час якої робочий ПП охолоджується до температури навколишнього середовища. Після цього можливим є наступний такт вимірювання.

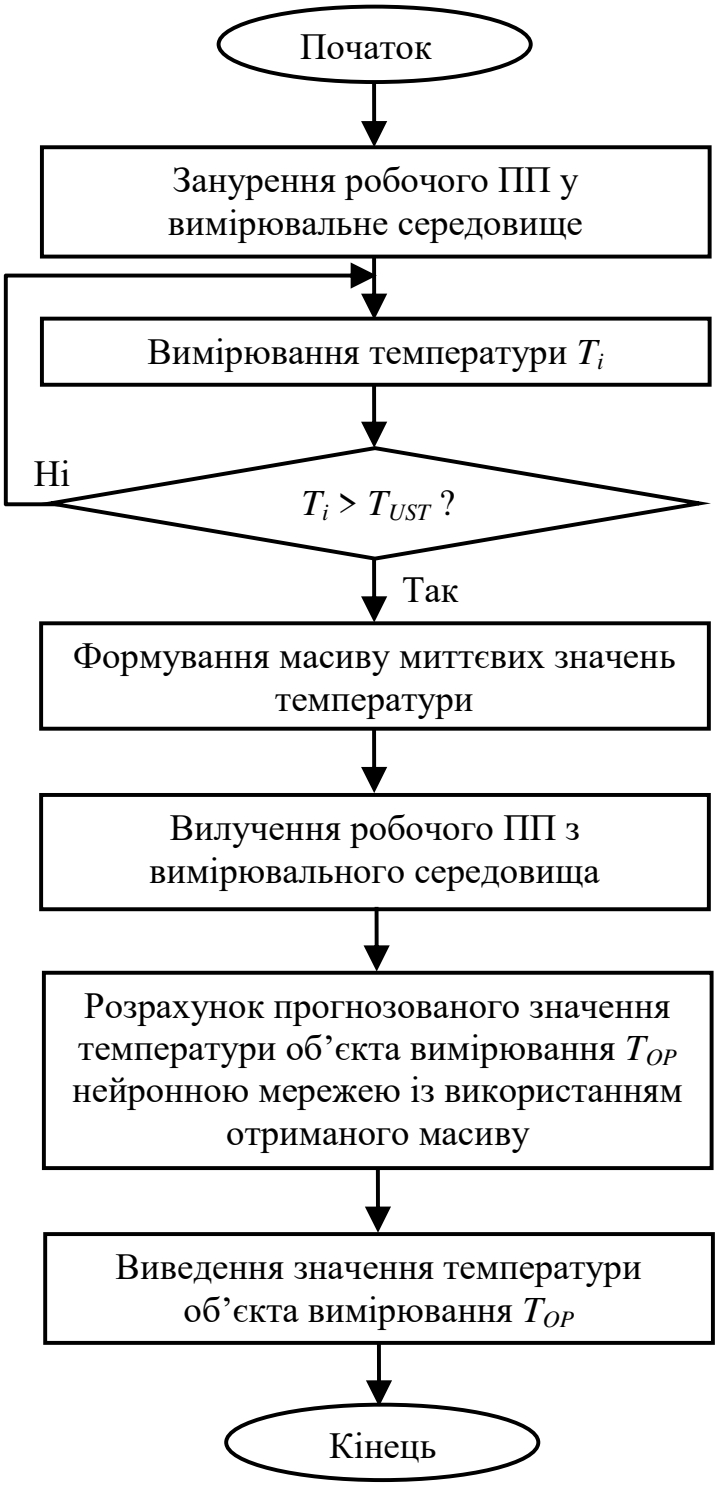


Рисунок 2.7. Алгоритм роботи устави у режимі вимірювання

Для оптимізації параметрів нейронної мережі за критерієм мінімуму похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання проведено дослідження залежності похибки прогнозування температури від:

- кількості входів нейронної мережі,
- кількості шарів НМ,
- кількості послідовностей для навчання,
- температур об’єкта вимірювання на яких не навчалась НМ,
- початкової температури робочого ПП.

Всі дослідження у даному розділі проводились із використанням моделі температурного перехідного процесу з одною сталою часу (1.27) та не враховувались похибки вимірювання миттєвих значень температурного перехідного процесу.

2.2 Залежність похибки прогнозування температури від кількості шарів нейронної мережі

Проведено дослідження п’яти нейронних мереж, структурна схема яких представлена на рисунку 2.8. НМ відрізнялися кількістю шарів. Кількість шарів НМ визначається кількістю прихованих шарів та вихідним шаром. НМ з двома шарами має один прихований шар і один вихідний, НМ з трьома шарами має два прихованих шари і один вихідний і т.д. Кожна нейронна мережа N_{TEST} разів створювалася як нова НМ, навчалася та перевірялась. Донавчання нейронних мереж не проводилось.

Під час дослідження залежності похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від кількості шарів нейронної мережі використовувались такі параметри устави та моделі температурного перехідного процесу:

- кількість досліджень однієї мережі $N_{TEST} = 50$ (кожен раз НМ створювалась як нова НМ),
- кількість шарів $N_{SH} = 2, 3, ... 6$,
- кількість входів кожної НМ $N_{TP} = 25$,
- кількість тестових послідовностей $N_{NP} = 40$,
- початкова температура робочого ПП $T_P = 20$ ºС,
- температура об’єкта вимірювання T_{OV} змінювалась від 200 до 220 ºС з кроком $\Delta T_{OV} = 0{,}5$ К [2], або від 1000 до 1200 ºС з кроком 5 К,
- стала часу $\tau = 10$.

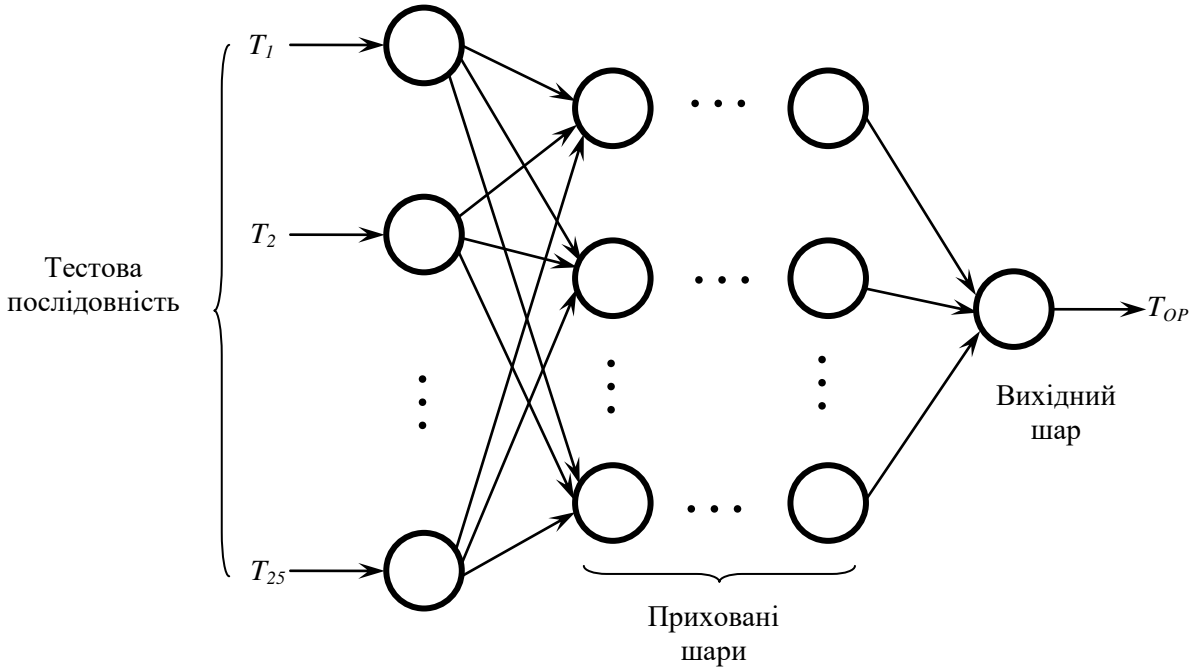


Рисунок 2.8. Структурна схема нейронної мережі в складі устави для вимірювання температури

Тестові послідовності формувались за першим способом (рисунок 2.2, тестова послідовність 1), миттєві значення яких розраховувалась за моделлю (1.27) для різних температур об’єкта вимірювання, наприклад, від 200 до 220 ºС з кроком 0,5 К. Створювалися навчальні пари з тестових послідовностей та

температур об'єкта вимірювання. На отриманих навчальних парах навчалась НМ.

Навчена нейронна мережа перевірялась на всіх послідовностях, на яких вона навчалась. На вхід НМ по черзі подавалась кожна тестова послідовність та нейронна мережа обчислювала прогнозоване значення температури об'єкта вимірювання $T_{OP\,j}$. Абсолютна похибка прогнозування ΔT_j температури об'єкта вимірювання розраховувалась за формулою:

$$\Delta T_j = \left| T_{OP\,j} - T_{OV\,j} \right|. \qquad (2.4)$$

В результаті отримувався масив похибок ΔT_j у кількості 40 значень (відповідно до кількості тестових послідовностей для кожної температури об'єкта вимірювання, наприклад, від 200 до 220 ºС з кроком 0,5 К) та визначалось максимальне значення похибки $\Delta T_{\max k}$, де k – порядковий номер дослідження. Далі створювалась нова мережа з такими самими параметрами, навчалась і перевірялась як описано вище. Таким чином проводилось N_{TEST} досліджень однієї мережі та отримувались $\Delta T_{\max k}$ похибки прогнозування температури об'єкта вимірювання (k = 1, 2 ... N_{TEST}). Із отриманого масиву похибок $\Delta T_{\max k}$ визначалась абсолютна похибка прогнозування температури об'єкта вимірювання ΔT_{MAX} нейронною мережею з певною кількістю шарів.

Також із масиву похибок $\Delta T_{\max k}$ розраховувалось математичне сподівання $m_{\Delta T}$:

$$m_{\Delta T} = \frac{1}{N_{TEST}} \sum_{k=1}^{N_{TEST}} \Delta T_{\max\ k}\ , \qquad (2.5)$$

дисперсія $D_{\Delta T}$:

$$D_{\Delta T} = \frac{1}{N_{TEST}} \sum_{k=1}^{N_{TEST}} \left(\Delta T_{\max\ k} - m_{\Delta T} \right)^2 , \qquad (2.6)$$

середньоквадратичне відхилення $\sigma_{\Delta T}$:

$$\sigma_{\Delta T} = \sqrt{D_{\Delta T}} , \qquad (2.7)$$

та непевність [59 – 61] результатів дослідження похибки прогнозування значення температури за перехідним процесом:

$$u_{\Delta T} = \frac{\sigma_{\Delta T} \cdot k_{St}}{\sqrt{N_{TEST}}} , \qquad (2.8)$$

де k_{St} – коефіцієнт Стьюдента.

Результати досліджень максимальної і середньої похибок прогнозування значення температури за перехідним процесом та непевності результатів досліджень представлено в таблиці 2.1.

На рисунку 2.9 зображена залежність похибки прогнозування значення температури від кількості шарів НМ для температури об’єкта вимірювання від 200 до 220 ºС [8].

Аналогічне дослідження було проведено для значення температури об’єкта вимірювання від 1000 до 1200 ºС. Графік залежності похибки прогнозування значення температури від кількості шарів НМ для даного випадку зображений на рисунку 2.10.

З рисунків 2.9 та 2.10 видно, що зі збільшенням кількості шарів НМ збільшується похибка прогнозування значення температури об'єкта

вимірювання. Отже, доцільно використовувати нейронну мережу з найменшою кількістю шарів.

Таблиця 2.1. Результати досліджень максимальної і середньої похибки та непевності

	T_{OV} = 200 … 220 ℃			T_{OV} = 1000 … 1200 ℃		
Кількість шарів НМ	ΔT_{MAX}, К	$m_{\Delta T}$, К	$u_{\Delta T}$, К	ΔT_{MAX}, К	$m_{\Delta T}$, К	$u_{\Delta T}$, К
2	0,0026	0,0002	0,0001	0,09	0,004	0,004
3	0,0032	0,0004	0,0002	0,17	0,01	0,008
4	0,0053	0,0006	0,0003	0,46	0,01	0,02
5	0,0099	0,0015	0,0007	1,96	0,09	0,09
6	0,0099	0,0018	0,0008	2,23	0,17	0,12

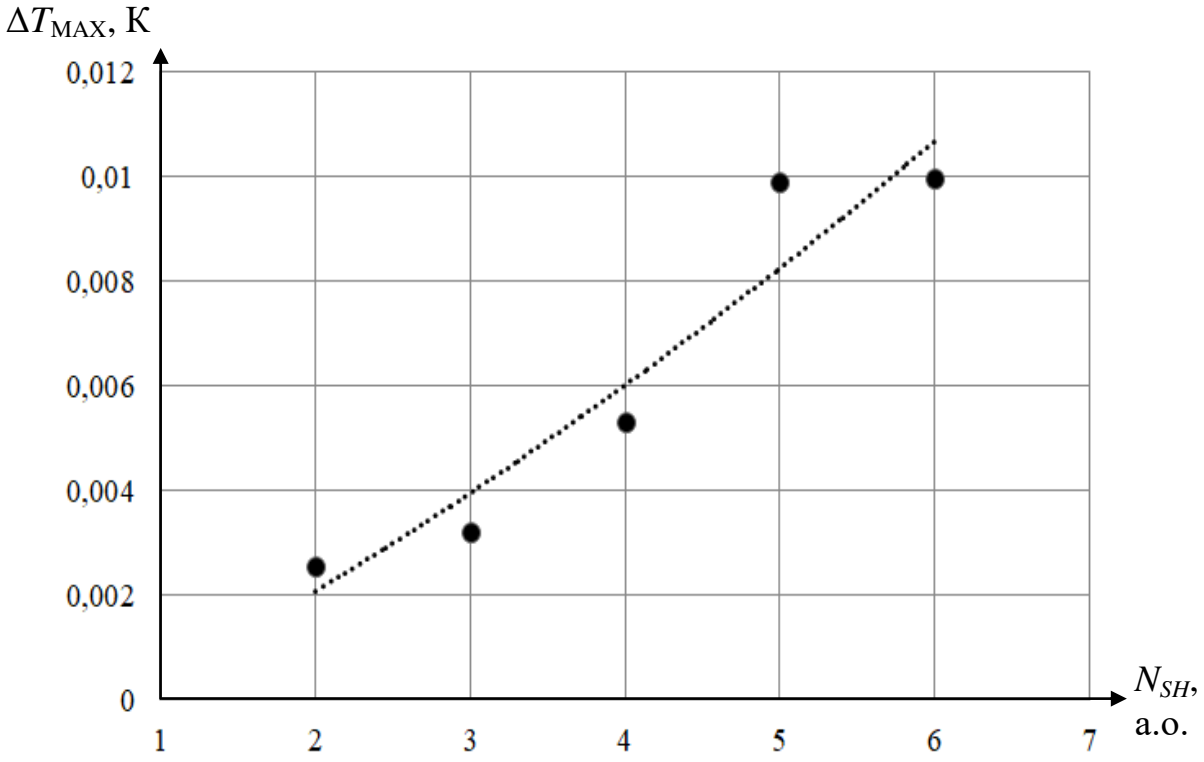


Рисунок 2.9. Залежність похибки прогнозування значення температури від кількості шарів в мережі (200 – 220 ℃)

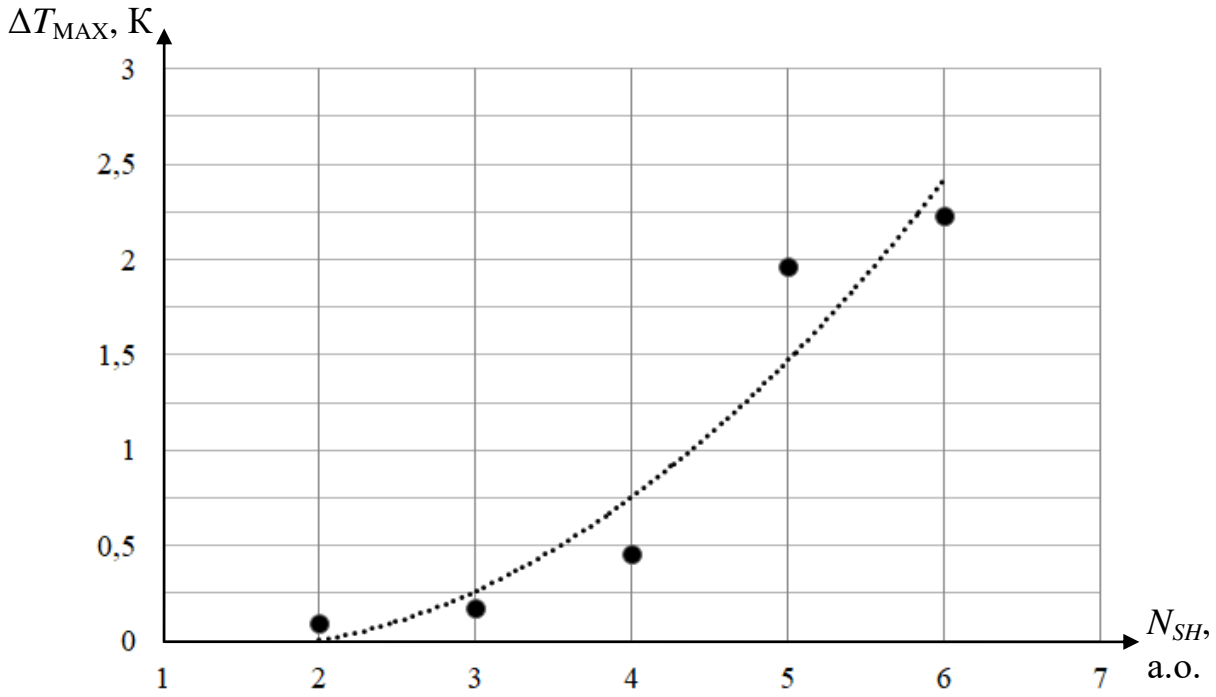


Рисунок 2.10. Залежність похибки прогнозування значення температури від кількості шарів в мережі (1000 – 1200 ºС)

Для двошарової НМ значення абсолютної похибки прогнозування температури для тестових послідовностей, що не враховують похибку вимірювання, є меншою за $2 \cdot 10^{-4}$ К для діапазону температури об'єкта вимірювання 200 - 220 ºС, та $4 \cdot 10^{-3}$ К для діапазону 1000 - 1200 ºС.

2.3 Залежність похибки прогнозування температури від кількості входів нейронної мережі

Дослідження нейронної мережі за кількістю входів проводилась для двох випадків [2]: коли час вимірювання однаковий, а крок за часом різний ($t_{vym} = const$, $\Delta t = var$) (рисунок 2.11, а) і коли час вимірювання різний, а крок за часом однаковий ($t_{vym} = var$, $\Delta t = const$) (рисунок 2.11, б).

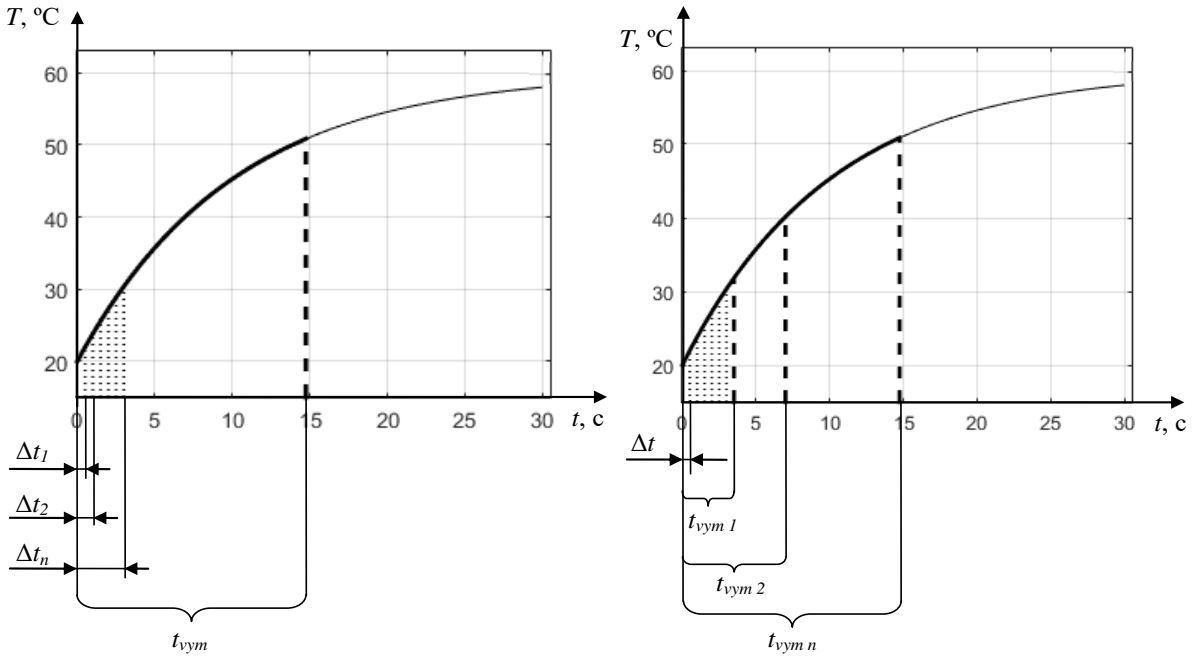


Рисунок 2.11. Два випадки дослідження нейронної мережі за кількістю входів: *а* – час вимірювання однаковий, *б* – час вимірювання різний

Для обох випадків однаковими були такі параметри дослідження:

- кількість досліджень однієї НМ N_{TEST} = 20 (кожен раз НМ створювалась як нова НМ),
- кількість шарів НМ N_{SH} = 2 або 3,
- кількість тестових послідовностей N_{NP} = 40,
- початкова температура робочого ПП T_P = 20 ºС,
- температура об’єкта вимірювання T_{OV} змінювалась від 200 до 220 ºС з кроком ΔT_{OV} = 0,5 К, або від 1000 до 1200 ºС з кроком 5 К,
- стала часу τ = 10.

Під час дослідження залежності похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від кількості входів нейронної мережі (час вимірювання однаковий) використовувались такі параметри устави та моделі температурного перехідного процесу:

- кількість входів кожної НМ N_{TP} = 5, 10, 15, 20, 25, 30, 40, 50, 70, 100,
- час вимірювання t_{vym} = 5, 82 с,
- крок зміни часу Δt для п’яти входів НМ – 1,45 с, для п’ятдесяти – 0,12 с.

Для кожної НМ, яка досліджувалась, створювалися навчальні пари на яких вона навчалась. Після навчання НМ проводилось їх донавчання на тих самих навчальних парах для підвищення точності прогнозування.

Навчена нейронна мережа перевірялась на всіх послідовностях, на яких вона навчалась. Аналогічно з вищеописаним дослідженням розраховувалась абсолютна похибка прогнозування ΔT_j температури об'єкта вимірювання, визначались максимальні значення похибки $\Delta T_{\max k}$ прогнозування (k = 1, 2 ... N_{TEST}). Із отриманого масиву похибок $\Delta T_{\max k}$ визначалась абсолютна похибка прогнозування температури об'єкта вимірювання ΔT_{MAX} нейронною мережею з певною кількістю входів.

Також із масиву похибок $\Delta T_{\max k}$ розраховувались (вирази (2.5) – (2.8)) математичне сподівання $m_{\Delta T}$, дисперсія $D_{\Delta T}$, середньоквадратичне відхилення $\sigma_{\Delta T}$ та непевність $u_{\Delta T}$ результатів дослідження похибки прогнозування значення температури за перехідним процесом.

Результати досліджень максимальної і середньої похибок прогнозування значення температури за перехідним процесом та непевності результатів досліджень представлено в таблиці 2.2.

На рисунку 2.12 представлено залежність похибки прогнозування значення температури від кількості входів НМ (час вимірювання однаковий) [2], для температури об’єкта вимірювання від 200 до 220 ºС.

Аналогічне дослідження було проведено для значення температури об’єкта вимірювання від 1000 до 1200 ºС. Графік залежності похибки прогнозування значення температури від кількості входів нейронної мережі (час вимірювання однаковий) зображений на рисунку 2.13.

Таблиця 2.2. Результати досліджень максимальної і середньої похибки та непевності (час вимірювання однаковий)

	T_{OV} = 200 … 220 ℃			T_{OV} = 1000 … 1200 ℃		
Кількість входів НМ	ΔT_{MAX}, 10^{-4} К	$m_{\Delta T}$, 10^{-4} К	$u_{\Delta T}$, 10^{-4} К	ΔT_{MAX}, 10^{-4} К	$m_{\Delta T}$, 10^{-4} К	$u_{\Delta T}$, 10^{-4} К
5	9,89	1,48	2,04	3,61	0,83	0,74
10	2,12	0,37	0,43	2,32	0,34	0,48
15	1,73	0,47	0,34	7,65	2,51	1,68
20	0,31	0,14	0,06	2,64	0,78	0,57
25	1,33	0,23	0,26	2,68	1,16	0,60
30	1,15	0,36	0,25	2,16	0,57	0,45
40	0,79	0,27	0,19	0,92	0,47	0,23
50	1,18	0,41	0,27	11,89	2,60	2,53
70	7,01	0,84	1,47	31,25	4,91	6,55
100	10,55	1,18	2,24	10,68	2,87	2,09

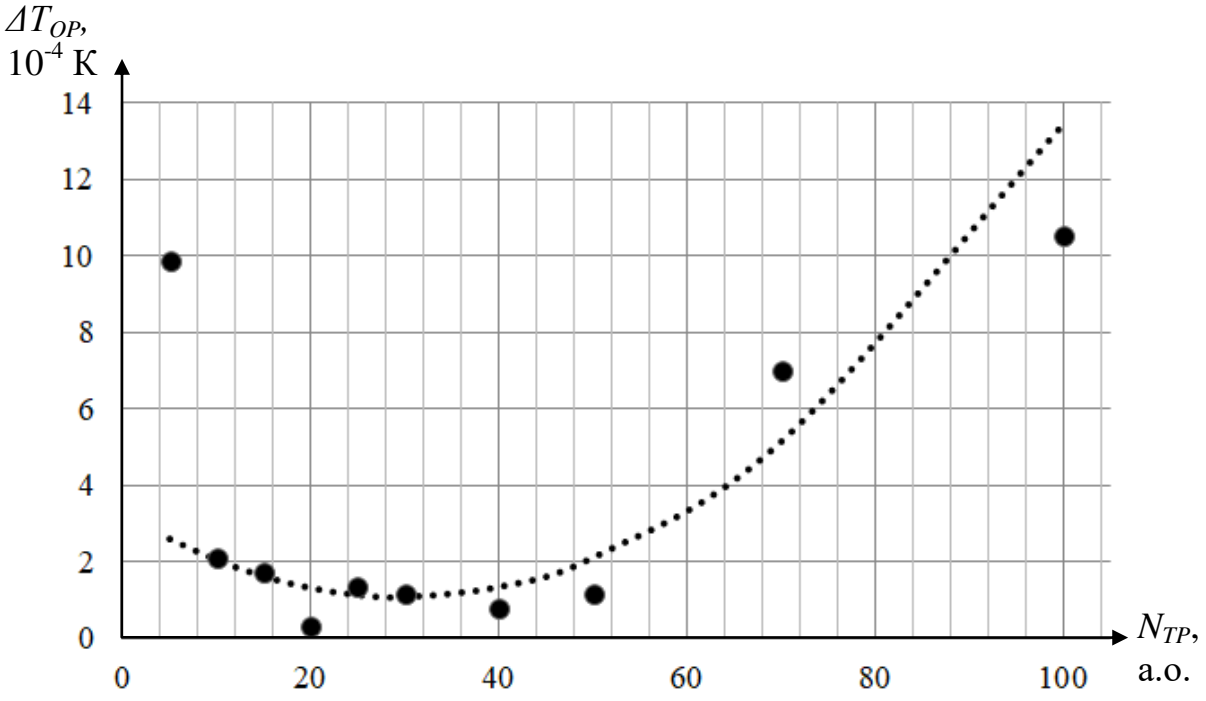


Рисунок 2.12. Залежність похибки прогнозування значення температури від кількості входів нейронної мережі (час вимірювання однаковий, 200 – 220 ℃)

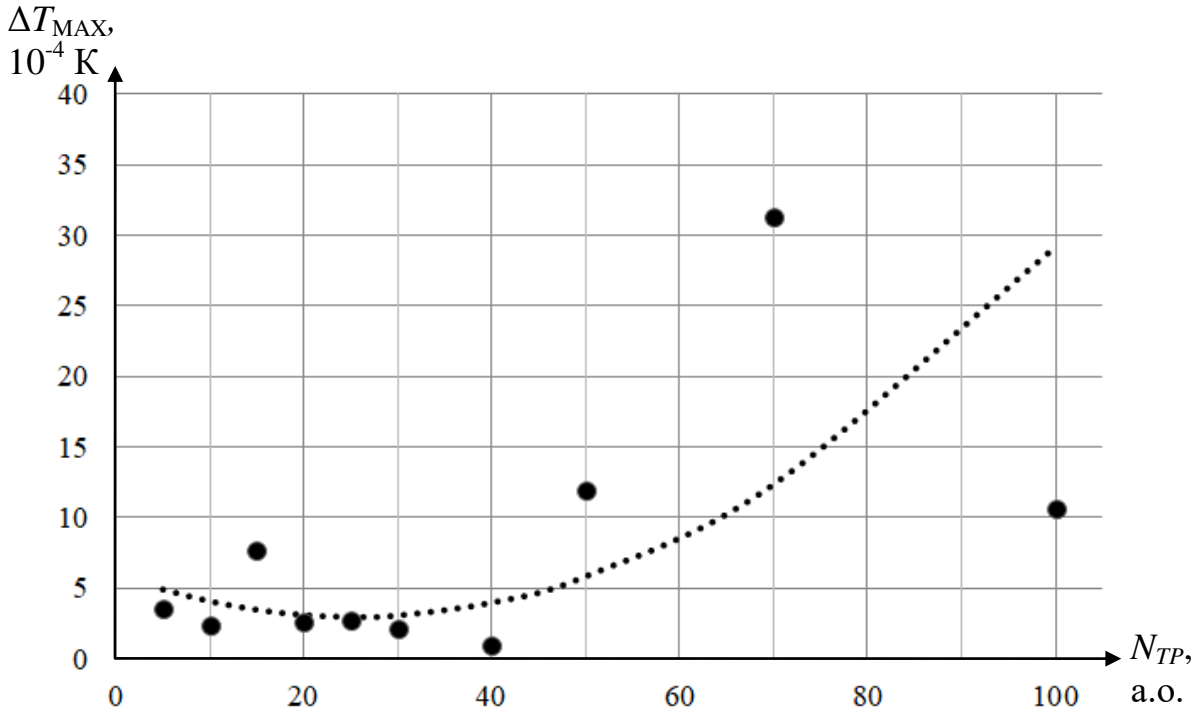


Рисунок 2.13. Залежність похибки прогнозування значення температури від кількості входів нейронної мережі (час вимірювання однаковий, 1000 – 1200 ℃)

Під час дослідження залежності похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від кількості входів нейронної мережі (час вимірювання різний) використовувались такі параметри устави та моделі температурного перехідного процесу:

- кількість входів кожної НМ N_{TP} = 5, 10, 20, 30, 40, 50, 70,
- крок зміни часу Δt = 0,11 с,
- час вимірювання для п’яти входів t_{vym} = 0,46 с, а для п’ятдесяти – 5,6 с.

Для кожної НМ, яка досліджувалась, створювалися навчальні пари на яких вона навчалась. Після навчання нейронних мереж проводилось їх донавчання на тих самих навчальних парах для підвищення точності прогнозування.

Результати досліджень максимальної ΔT_{MAX} і середньої $m_{\Delta T}$ похибок прогнозування значення температури за перехідним процесом та непевності $u_{\Delta T}$ результатів досліджень представлено в таблиці 2.3.

Таблиця 2.3. Результати досліджень максимальної і середньої похибки та непевності (час вимірювання різний)

	T_{OV} = 200 ... 220 ºС			T_{OV} = 1000 ... 1200 ºС		
Кількість входів НМ	ΔT_{MAX}, 10^{-4} К	$m_{\Delta T}$, 10^{-4} К	$u_{\Delta T}$, 10^{-4} К	ΔT_{MAX}, 10^{-4} К	$m_{\Delta T}$, 10^{-4} К	$u_{\Delta T}$, 10^{-4} К
5	14,59	1,59	0,94	2,63	0,89	0,31
10	2,22	0,52	0,22	6,66	1,65	0,93
20	0,95	0,20	0,07	5,55	1,39	1,09
30	1,15	0,23	0,08	4,48	1,53	1,51
40	1,21	0,25	0,1	5,03	1,71	0,68
50	4,23	0,43	0,28	15,6	2,65	1,57
70	29,33	2,36	2,07	10,91	2,51	1,38

Мінімум похибки прогнозування температури за перехідним процесом спостерігається для НМ з 20 входами (таблиця 2.3). Максимальна похибка ΔT_{MAX} для T_{OV} = 200 ... 220 ºС дорівнює $0{,}95 \cdot 10^{-4}$ К, для T_{OV} = 1000 ... 1200 ºС - $5{,}55 \cdot 10^{-4}$ К. Непевність результатів дослідження не перевищує $1{,}09 \cdot 10^{-4}$ К.

На рисунку 2.14 представлено залежність похибки прогнозування значення температури від кількості входів нейронної мережі (час вимірювання різний) [2] для температури об’єкта вимірювання від 200 до 220 ºС.

Аналогічне дослідження було проведено для значення температури об’єкта вимірювання від 1000 до 1200 ºС. Графік залежності похибки прогнозування значення температури від кількості входів нейронної мережі (час вимірювання різний) зображений на рисунку 2.15.

Проведені дослідження показали (рисунки 2.12 –2.15), що у всіх випадках спостерігається мінімум похибки прогнозування значення температури, який відповідає кількості входів НМ від 20 до 40. Подальше збільшення кількості входів призводить до збільшення похибки прогнозування.

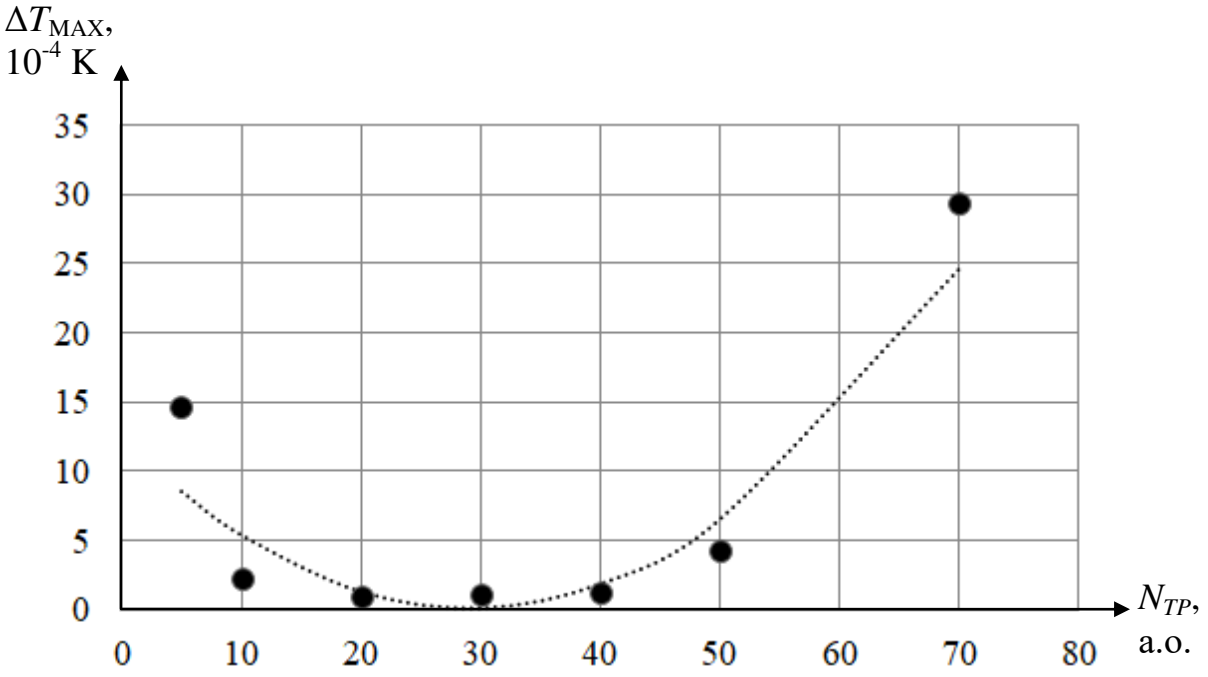


Рисунок 2.14. Залежність похибки прогнозування значення температури від кількості входів нейронної мережі (час вимірювання різний, 200 – 220 ºС)

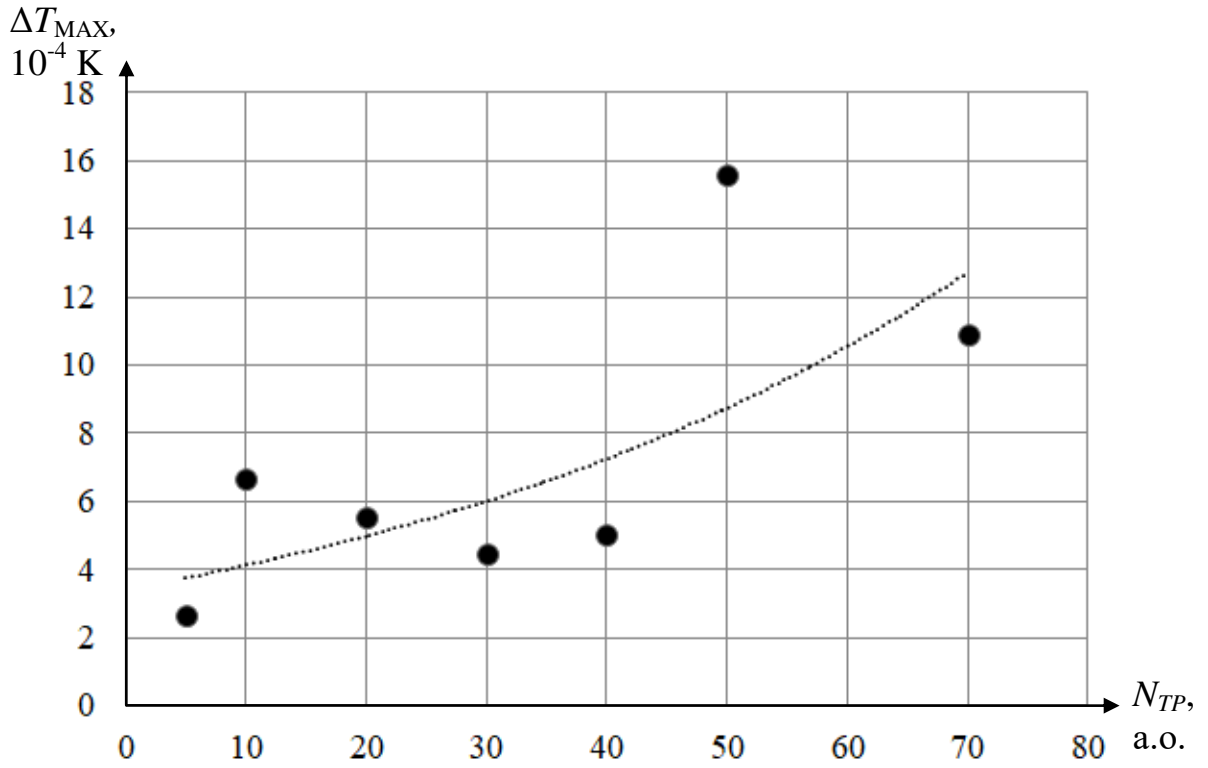


Рисунок 2.15. Залежність похибки прогнозування значення температури від кількості входів нейронної мережі (час вимірювання різний, 1000 – 1200 ºС)

2.4 Залежність похибки прогнозування температури від кількості послідовностей для навчання нейронної мережі

Під час дослідження залежності похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від кількості послідовностей для навчання НМ використовувались такі параметри устави та моделі температурного перехідного процесу:

- кількість досліджень однієї НМ N_{TEST} = 10 (кожен раз НМ створювалась як нова НМ),
- кількість шарів НМ N_{SH} = 2 або 3,
- кількість входів кожної НМ N_{TP} = 25,
- кількість тестових послідовностей N_{NP} = 40, 50, 65, 100, 200,
- початкова температура робочого ПП T_P = 20 ºС,
- температура об’єкта вимірювання T_{OV} змінювалась від 200 до 220 ºС з кроками ΔT_{OV} рівним 1 К, 0,5 К, 0,4 К, 0,3 К, 0,2 К, 0,1 К (для двохсот тестових послідовностей ΔT_{OV} = 0,1 К, для сорока – 0,5 К), або від 1000 до 1200 ºС крок ΔT_{OV} – 5 К, 4 К, 3 К, 2 К, 1 К, 0,5 К,
- стала часу τ = 10.

Для кожної НМ, яка досліджувалась, створювалися навчальні пари на яких вона навчалась. Після навчання нейронних мереж проводилось їх донавчання на тих самих навчальних парах для підвищення точності прогнозування.

Результати досліджень максимальної ΔT_{MAX} і середньої $m_{\Delta T}$ похибок прогнозування значення температури за перехідним процесом та непевності $u_{\Delta T}$ результатів досліджень представлено в таблиці 2.4.

На рисунку 2.16 представлено залежність похибки прогнозування значення температури від кількості послідовностей для навчання [2] для температури об’єкта вимірювання від 200 до 220 ºС.

Таблиця 2.4. Результати досліджень максимальної і середньої похибок та непевності

	T_{OV} = 200 … 220 ºC			T_{OV} = 1000 … 1200 ºC		
Кількість тестових послідовностей	ΔT_{MAX}, 10^{-5} K	$m_{\Delta T}$, 10^{-5} K	$u_{\Delta T}$, 10^{-5} K	ΔT_{MAX}, 10^{-5} K	$m_{\Delta T}$, 10^{-5} K	$u_{\Delta T}$, 10^{-5} K
40	13,35	2,33	2,64	12,76	3,04	2,52
50	6,5	1,94	1,34	23,2	7,59	6,15
65	10,78	2,09	2,26	5,68	2,32	1,27
100	6,037	1,5	1,28	4,97	2,03	0,96
200	3,48	1,08	0,78	4,1	1,8	0,97

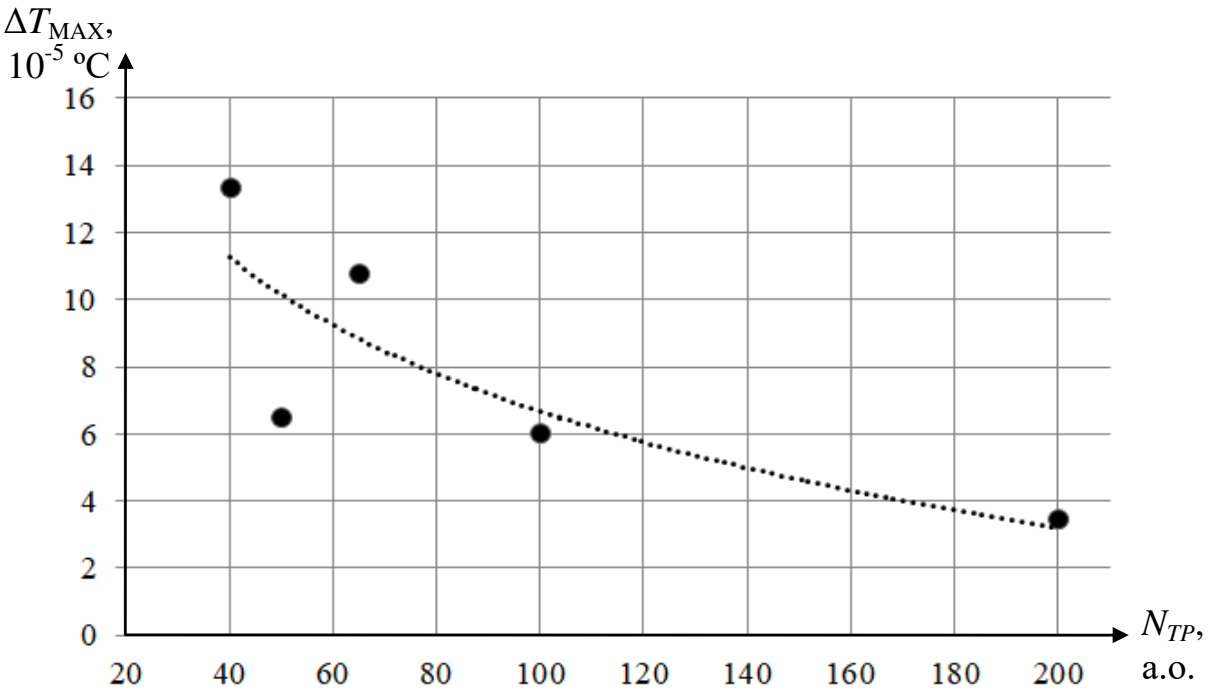


Рисунок 2.16. Залежність похибки прогнозування значення температури від кількості послідовностей для навчання (200 – 220 ºC)

Аналогічні дослідження були проведені для значення температури об’єкта вимірювання від 1000 до 1200 ºС. Графік залежності представлено на рисунку 2.17.

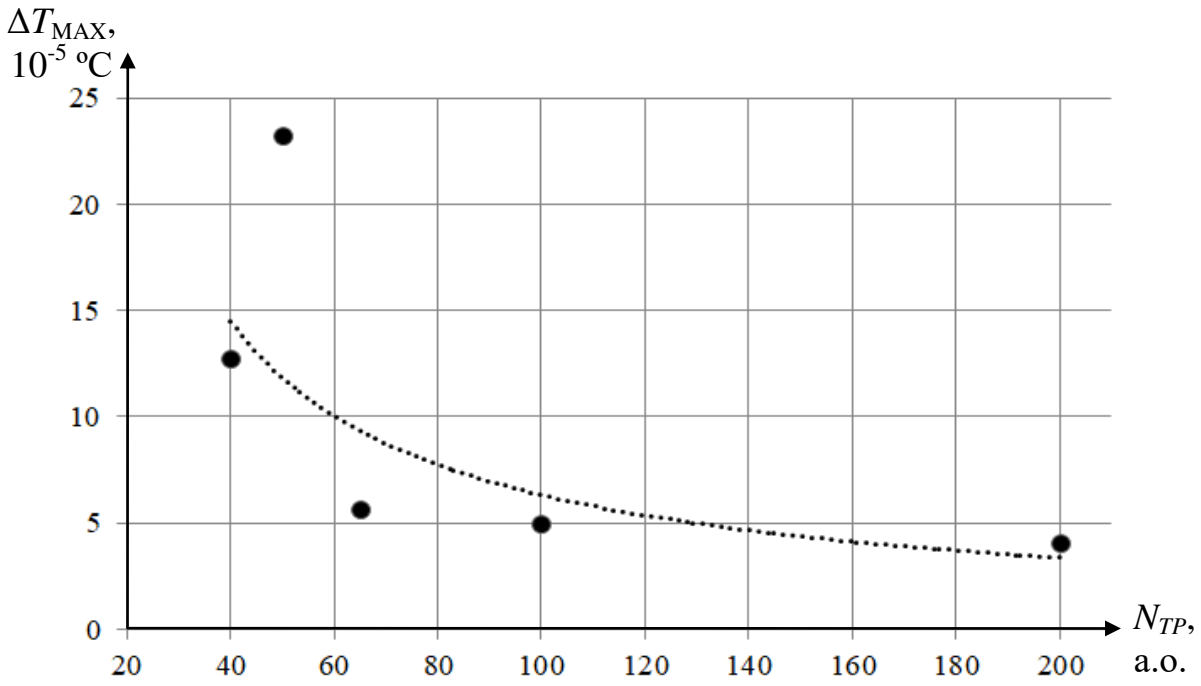


Рисунок 2.17. Залежність похибки прогнозування значення температури від кількості послідовностей для навчання (1000 – 1200 ºС)

Із збільшенням кількості послідовностей для навчання НМ (рисунки 2.16 та 2.17) похибка прогнозування температури зменшується. Проте, навіть для найменшої кількості послідовностей для навчання (в даному дослідженні 40 послідовностей) абсолютна похибка прогнозування значення температури не перевищує $2{,}5 \cdot 10^{-5}$ К для діапазону температури об’єкта вимірювання 200 - 220 ºС, та $3{,}5 \cdot 10^{-5}$ К для діапазону 1000 - 1200 ºС, що є достатньо для більшості практичних задач вимірювання температури.

2.5 Залежність похибки прогнозування температури від кількості донавчань нейронної мережі

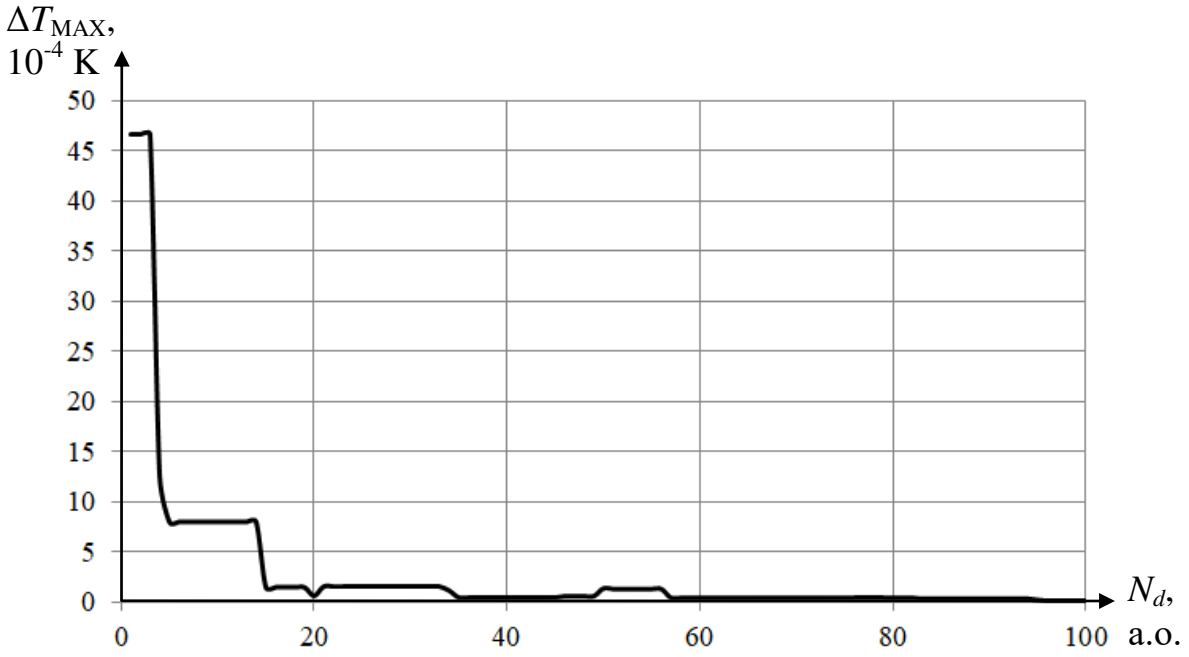
Під час дослідження залежності похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від кількості донавчань НМ використовувались такі параметри устави та моделі температурного перехідного процесу:

- кількість шарів $N_{SH} = 2$,
- кількість входів кожної НМ $N_{TP} = 20$,
- температура об’єкта вимірювання T_{OV} змінювалась від 1000 до 1200 ºС з кроком $\Delta T_{OV} = 5$ К або від 1000 до 1040 ºС з кроком 0,5 К,
- початкова температура робочого ПП $T_P = 20$ ºС,
- кількість тестових послідовностей $N_{NP} = 40$,
- стала часу $\tau = 10$,
- кількість донавчань $N_d = 100$.

Для кожної НМ, яка досліджувалась, створювалися навчальні пари на яких вона навчалась. Після навчання нейронних мереж проводилось їх донавчання 100 разів на тих самих навчальних парах.

На рисунку 2.18 зображено залежність похибки прогнозування температури об’єкта від кількості донавчань НМ для температури об’єкта від 1000 до 1200 ºС.

Як видно з рисунку 2.18 похибка прогнозування температури зменшується із збільшенням кількості донавчань НМ. Проте існує певна кількість донавчань НМ (в даному випадку 60), коли похибка прогнозування температури практично не зменшується. Тому подальше донавчання НМ є недоцільним.



Рисинок 2.18. Залежність похибки прогнозування температури від кількості донавчань нейронної мережі

2.6 Залежність похибки прогнозування температури від температур об'єкта вимірювання, на яких не навчалась нейронна мережа

Дане дослідження проводилось для таких самих параметрів устави та моделі температурного перехідного процесу, як і попереднє. НМ перевірялась на тестових послідовностях на яких вона не була навчена.

В першому випадку температури об’єкта вимірювання знаходилися всередині діапазону навчання НМ, але не дорівнювали температурам, на яких навчалась НМ. Наприклад, якщо НМ навчалась на температурах від 1000 до 1200 ºС з кроком 5 К (1000, 1005 ... 1200 ºС), то перевірялась НМ на температурах 1002,5, 1007,5 ... 1197,5 ºС. Досліджувалось дві НМ, перша з яких навчалась на температурному діапазоні від 1000 до 1200 ºС з кроком 5 К, а друга – на температурному діапазоні від 1000 до 1040 ºС з кроком 0,5 К. Залежність похибки прогнозування від температури об'єкта вимірювання для першої НМ представлено на рисунку 2.19, *а* , а для другої – рисунку 2.19, *б*.

Абсолютна похибка ΔT прогнозування значення температури об'єкта вимірювання визначалась за формулою:

$$\Delta T = \left| T_{OP} - T_{OV} \right|. \qquad (2.9)$$

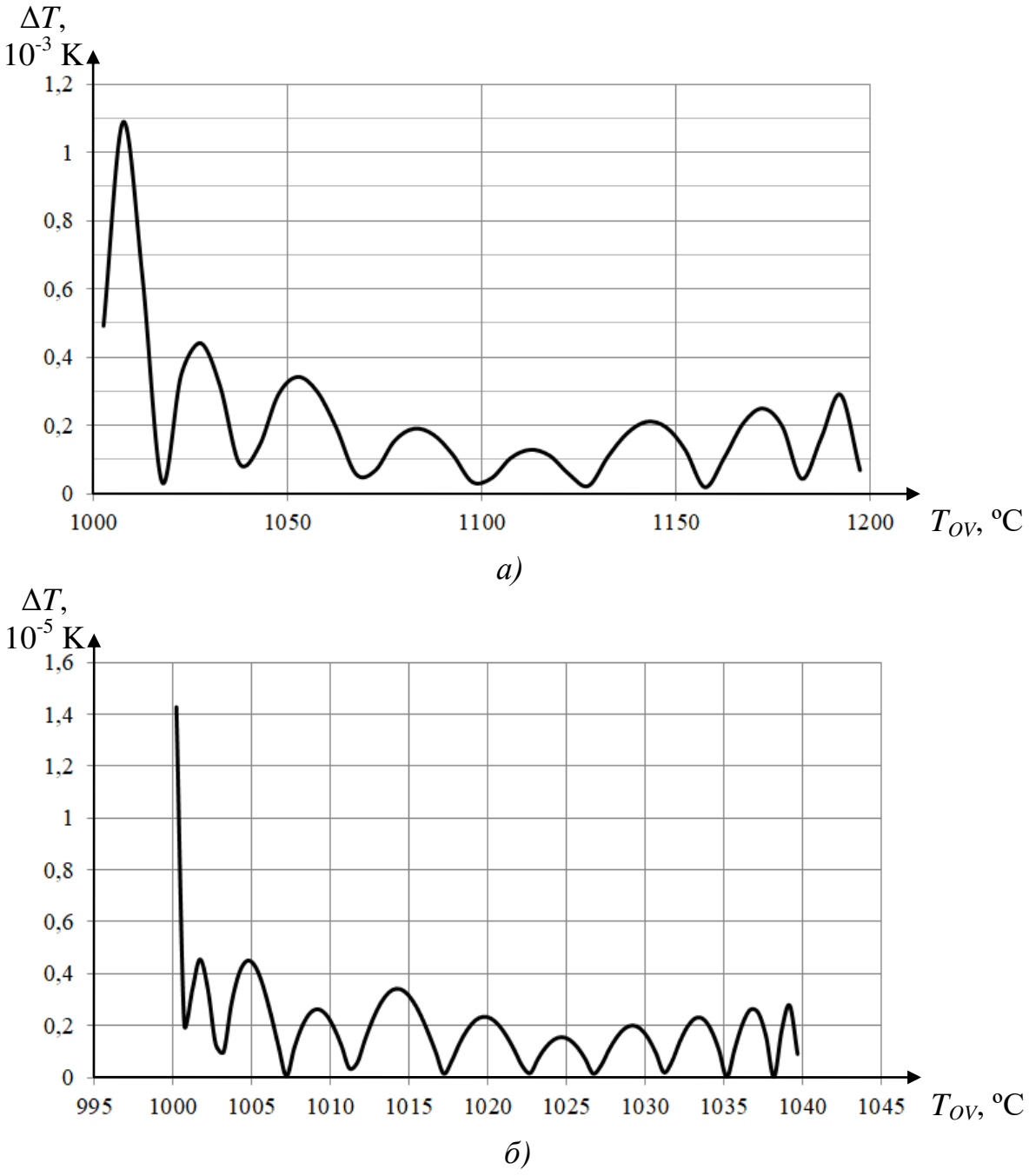


Рисунок 2.19. Залежність похибки прогнозування від температури об'єкта вимірювання: *а* – НМ навчалась на діапазоні температур об’єкта вимірювання від 1000 до 1200 ºС, б – від 1000 до 1040 ºС

Як видно з рисунку 2.19 похибка прогнозування температури об'єкта вимірювання не перевищує $1{,}1\cdot10^{-3}$ К для діапазону температури об’єкта вимірювання 1000 – 1200 ºС і не перевищує $1{,}5\cdot10^{-5}$ К для діапазону температури об’єкта вимірювання 1000 – 1040 ºС. Отже, зменшення діапазону температур, на якому навчалась НМ (за однакової кількості навчальних пар) дозволяє суттєво зменшити похибку прогнозування значення температури об'єкта вимірювання.

В другому випадку проводилось дослідження для температур об’єкта вимірювання, які виходили за межі діапазону навчання НМ. Проведено два дослідження: для першої НМ температура об'єкта вимірювання виходила за межі діапазону навчання НМ на 150 ºС, для другої НМ – на 30 ºС. Тобто відносне відхилення вимірюваної температури від діапазону навчання для обох НМ було однаковим.

На рисунку 2.20, *а* представлена залежність абсолютної похибки прогнозування від значення температури об’єкта для першої НМ, а на рисунку 2.20, *б* - для другої НМ. Відхилення ΔT_{VDN} вимірюваної температури від діапазону навчання НМ розраховувалось за виразом:

$$\Delta T_{VDN} = \begin{cases} T_{OV} - T_{OV\,\min}, \text{ якщо } T_{OV} < T_{OV\,\min}, \\ T_{OV} - T_{OV\,\max}, \text{ якщо } T_{OV} > T_{OV\,\max}, \end{cases} \qquad (2.10)$$

де T_{OV} – вимірювана температура, яка виходить за межі діапазону навчання НМ, $T_{OV\,\min}$, $T_{OV\,\max}$ – нижня та верхня межа діапазону навчання НМ.

Абсолютна похибка ΔT прогнозування значення температури об'єкта вимірювання визначалась за виразом (2.9).

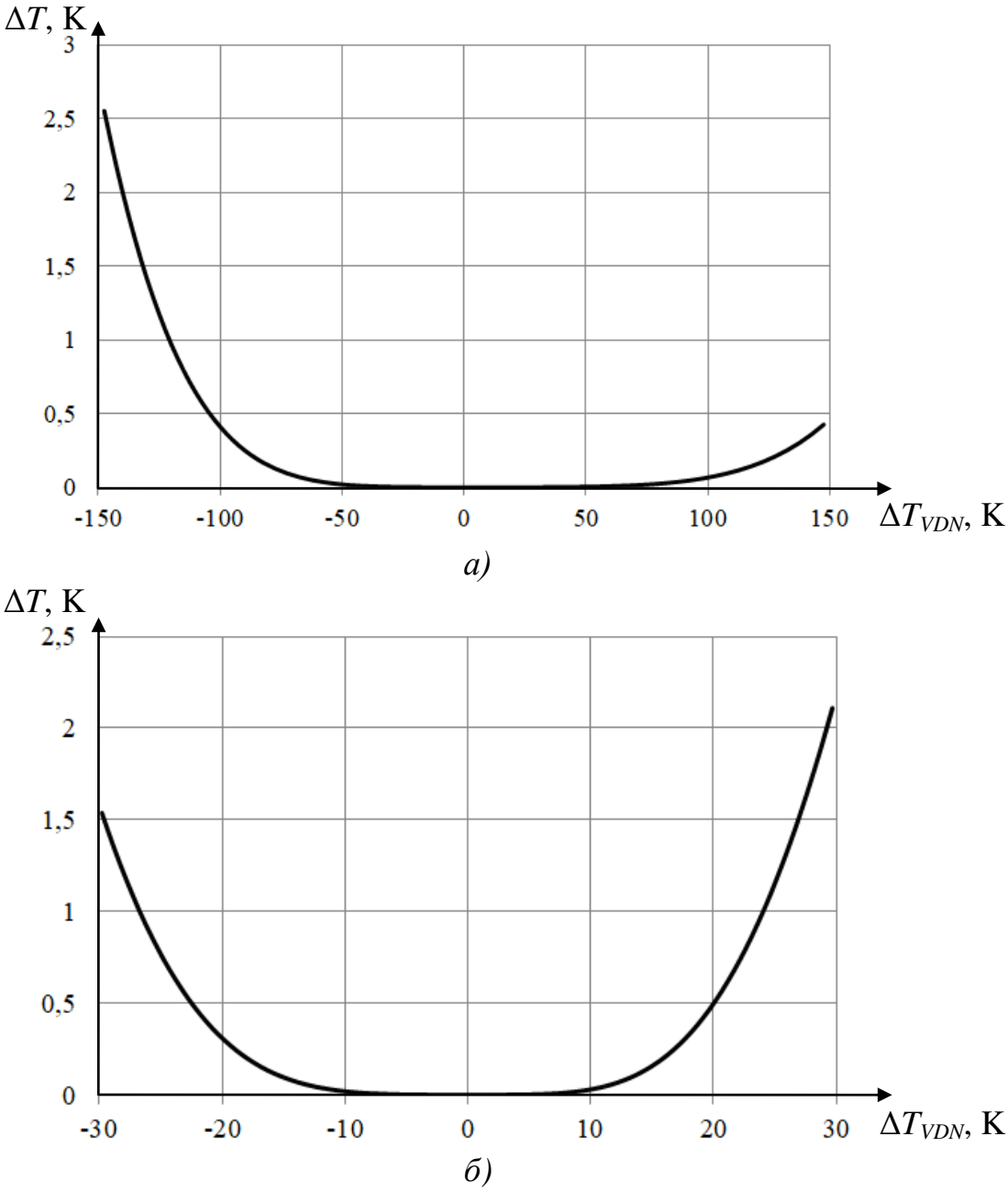


Рисунок 2.20. Залежність абсолютної похибки прогнозування від значення температури об’єкта: *а* – максимальне відхилення температури об’єкта від діапазону навчання НМ 150 ºС (діапазон навчання НМ від 1000 до 1200 ºС); *б* – максимальне відхилення 30 ºС (діапазон навчання НМ від 1000 до 1040 ºС)

Проведені дослідження показали, що НМ може використовуватись для температур, які знаходяться за межами діапазону температур об’єкта вимірювання, на яких вона була навчена. Проте чим далі за межею діапазону

навчання знаходиться вимірювана температура, тим більшою є похибка прогнозування. Наприклад, для першої НМ (діапазон навчання НМ від 1000 до 1200 ºС) для температури 850 ºС похибка не перевищує 2,6 К, а для другої НМ (діапазон навчання НМ від 1000 до 1040 ºС) для температури 1070 ºС похибка не перевищує 2,3 К.

2.7 Залежність похибки прогнозування температури від початкової температури первинного перетворювача

Під час дослідження залежності похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від початкової температури первинного перетворювача використовувались такі параметри моделі температурного перехідного процесу та устави:

- кількість шарів $N_{SH} = 2$,
- кількість входів кожної НМ $N_{TP} = 20$,
- температура об’єкта вимірювання T_{OV} змінювалась від 200 до 240 ºС з кроком ΔT_{OV} 1 К або від 1000 до 1200 ºС з кроком 5 К,
- початкова температура первинного перетворювача T_P змінювалась від 20 до 30 ºС з кроками 2 К або 5 К (відповідно 6 або 3 значення у діапазоні навчання),
- кількість тестових послідовностей $N_{NP} = 40$,
- стала часу $\tau = 10$.

НМ навчалась на масиві навчальних пар, який формувався для температури робочого ПП, наприклад, 20, 25, 30 ºС (крок 5 К) та температур об'єкта, що змінювалась, наприклад, від 200 до 240 ºС (крок 1 К).

Навчена нейронна мережа перевірялась на тестових послідовностях, для яких початкова температура робочого ПП змінювалась від 10 до 40 ºС.

На рисунку 2.21 представлено результати дослідження залежності максимальної похибки прогнозування значення температури від початкової температури робочого ПП для температури об’єкта вимірювання від 200 до 240 ºС, а для діапазону температур від 1000 до 1200 ºС – на рисунку 2.22.

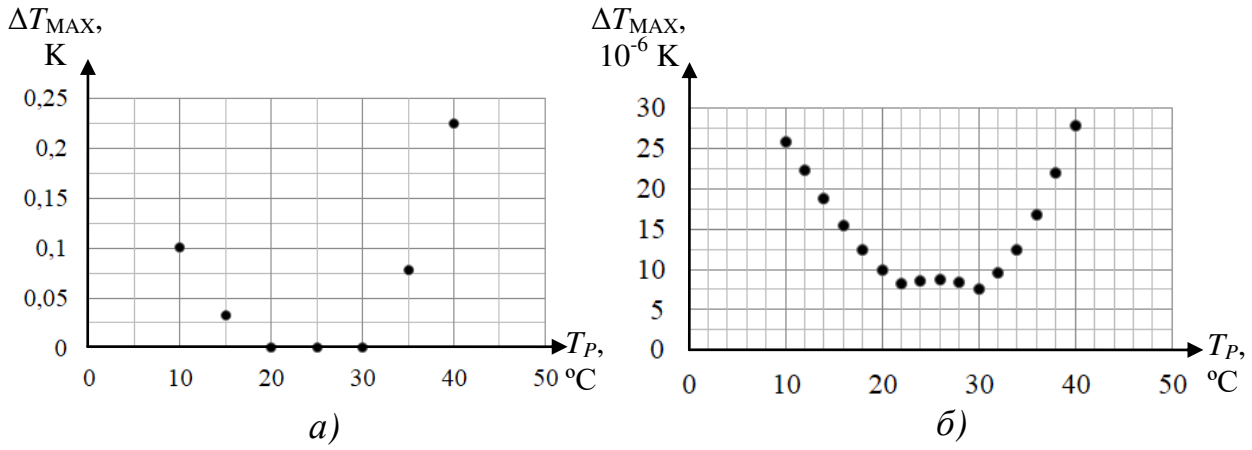


Рисунок 2.21. Залежність похибки прогнозування значення температури від початкової температури первинного перетворювача (температура об'єкта вимірювання 200 – 240 ºС): *а* - крок зміни початкової температури робочого ПП 5 К, *б* – крок 2 К

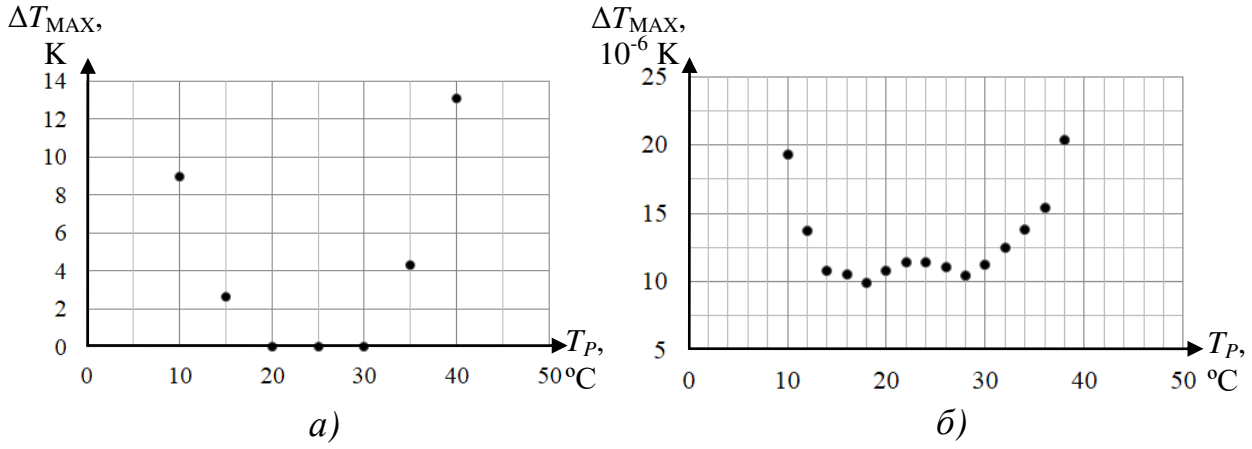


Рисунок 2.22. Залежність похибки прогнозування значення температури від початкової температури первинного перетворювача (температура об'єкта вимірювання 1000 – 1200 ºС): *а* - крок зміни початкової температури робочого ПП 5 К, *б* – крок 2 К

Дослідження (рисунки 2.21 та 2.22) показали, що збільшення кількості значень в діапазоні початкових температур ПП, на яких навчається НМ, суттєво зменшує похибку прогнозування температури об’єкта вимірювання, якщо початкова температура ПП виходить за межі діапазону навчання. Так, збільшення кількості значень від 3 (крок 5 К) до 6 (крок 2 К) дозволяє зменшити похибку на 4 порядки.

2.8 Висновки до розділу

1. Розроблено структуру устави для вимірювання температури за температурним перехідним процесом із використанням нейронної мережі.
2. Із використанням тестових послідовностей, які не враховують похибку вимірювання, отримано залежності похибки прогнозування значення температури об’єкта вимірювання від кількості шарів і входів нейронної мережі, від кількості тестових послідовностей для навчання нейронної мережі, від початкової температури первинного перетворювача, а також від температури об’єкта вимірювання, що знаходиться за межами діапазону навчання нейронної мережі. Дані залежності дозволяють оптимізувати параметри устави з нейронною мережею для вимірювання температури за перехідним процесом.
3. За критерієм мінімуму похибки прогнозування температури об’єкта вимірювання за температурним перехідним процесом доцільним є використання двошарової нейронної мережі з кількістю входів від 20 до 40.
4. Дослідження залежності похибки прогнозування температури від кількості навчальних пар показало, що існує певна їх кількість, після збільшення якої покращення метрологічних характеристик устави для вимірювання температури із використанням нейронної мережі є

незначним. Похибка прогнозування значення температури нейронною мережею після навчання на 100 тестових послідовностях не перевищує $6 \cdot 10^{-5}$ К.

5. За результатами проведених досліджень зроблено висновок, що розроблена устава може використовуватись для вимірювання температур, які знаходяться за межами діапазону температур, на якому навчалась нейронна мережа. Проте чим більше відхилення вимірюваної температури від межі діапазону навчання, тим більшою є похибка прогнозування. Для вимірюваної температури 850 ºС для мережі, яка навчена на діапазоні температур від 1000 до 1200 ºС, похибка прогнозування не перевищує 2,6 К, а для температури 1070 ºС для мережі, яка навчена на діапазоні температур від 1000 до 1040 ºС - не перевищує 2,3 К.
6. Збільшення кількості значень в діапазоні початкових температур первинного перетворювача, які використовуються для створення навчальних пар, на яких навчається нейронна мережа, суттєво зменшує похибку прогнозування температури об’єкта вимірювання, якщо початкова температура первинного перетворювача виходить за межі діапазону навчання. Так, збільшення кількості значень від 3 до 6 у діапазоні початкових температур первинного перетворювача від 20 до 30 ºС дозволило зменшити похибку прогнозування за початкової температури ПП 10 ºС на 4 порядки.

РОЗДІЛ 3. ДОСЛІДЖЕННЯ ВПЛИВУ ПОХИБОК ВИМІРЮВАННЯ НА ПОХИБКУ ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕМПЕРАТУРИ

У третьому розділі проведено дослідження залежності похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від похибки вимірювання миттєвих значень температурного перехідного процесу. Отримано залежності похибки прогнозування значення температури від мультиплікативної, нелінійної та випадкової складових похибки вимірювання, від розрядності АЦП та від похибки зразкового термометра, які дозволяють за заданої похибки вимірювання температури отримати вимоги щодо метрологічних характеристик устави для вимірювання температури за перехідним процесом, а саме: зразкового термометра, термометра для вимірювання миттєвих значень та розрядності АЦП.

3.1 Моделі похибок

Під час досліджень було використано моделі [59] мультиплікативної та нелінійної складової похибок (рисунок 3.1), а також випадкової похибки. В процесі дослідження залежності похибки прогнозування від похибки вимірювання миттєвих значень задавались максимальні відносні мультиплікативна δ_m, нелінійна δ_n та випадкова δ_{rand} похибки. За кожною з них розраховувались граничні значення абсолютних похибок $\pm\Delta_{gr\,m}$, $\pm\Delta_{gr\,n}$ і $\pm\Delta_{gr\,rand}$ (рисунок 3.1) кожної зі складових за формулою:

$$\Delta_{gr} = \frac{\delta \cdot T_{OV}}{100}, \tag{3.1}$$

де δ – одне зі значень відносної похибки δ_m або δ_n, або δ_{rand} відповідно, T_{max} максимальна вимірювана температура перехідного процесу.

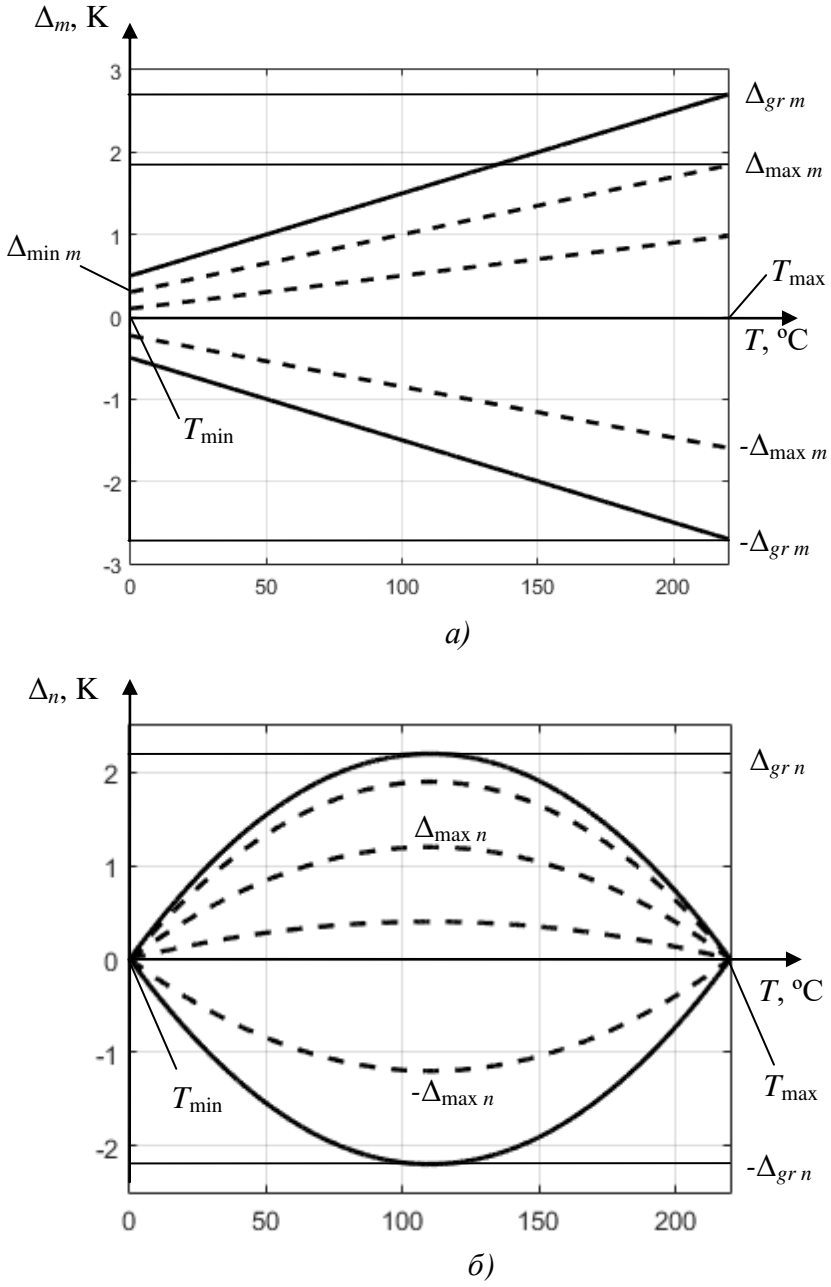


Рисунок 3.1. Моделі похибок: *а* – мультиплікативна; *б* – нелінійна

Конкретна залежність похибки від температури випадковим чином генерувалася так, щоб значення $\pm\Delta_{max}$ завжди знаходились у діапазоні від $-\Delta_{gr}$ до Δ_{gr} (рисунок 3.1). Значення абсолютної мультиплікативної похибки $\Delta_{m\,i}$, яке

додається до миттєвого значення температури $T_{M\,i}$, розраховувалось за формулою:

$$\Delta_{m\,i} = \frac{T_{M\,i} - T_{\min}}{T_{\max} - T_{\min}} \left(\Delta_{\max\,m} - \Delta_{\min\,m} \right) + \Delta_{\min\,m} \qquad (3.2)$$

де i – змінюється від 1 до N_{TP}; $T_{\min}$ – мінімальне значення температури, $\Delta_{\min\,m}$ – мінімальне значення мультиплікативної похибки, $T_{\max}$ – максимальне значення температури, $\Delta_{\max\,m}$ – максимальне значення мультиплікативної похибки, $T_{M\,i}$ – миттєві значення температури, розраховані за однією з моделей температурного перехідного процесу (1.27) або (1.28). В (3.2) адитивна похибка враховується як доданок $\Delta_{\min\,m}$.

Модель нелінійної похибки $\Delta_{n\,i}$ (рисунок 3.2), що має вигляд параболи з вершиною в точці ($½T_{OV}$, $\Delta_{\max\,n}$), описується виразом:

$$\Delta_{n\,i} = a\left(T_{M\,i} - \frac{1}{2} T_{\max} \right)^2 + \Delta_{\max\,n}\,, \qquad (3.3)$$

де a – коефіцієнт пропорційності.

Для того, аби використати вираз (3.3) для розрахунку миттєвих значень нелінійної похибки потрібно визначити значення коефіцієнта a. Підставивши у вираз (3.3) значення відомої точки ($T_{\min}$, $\Delta_{\min\,n}$) за заданих значень $T_{\max}$ та $\Delta_{\max\,n}$ можна розрахувати коефіцієнт a за виразом:

$$a = \frac{\Delta_{\min\,n} - \Delta_{\max\,n}}{\left(T_{\min} - \frac{1}{2} T_{\max} \right)^2}\,. \qquad (3.4)$$

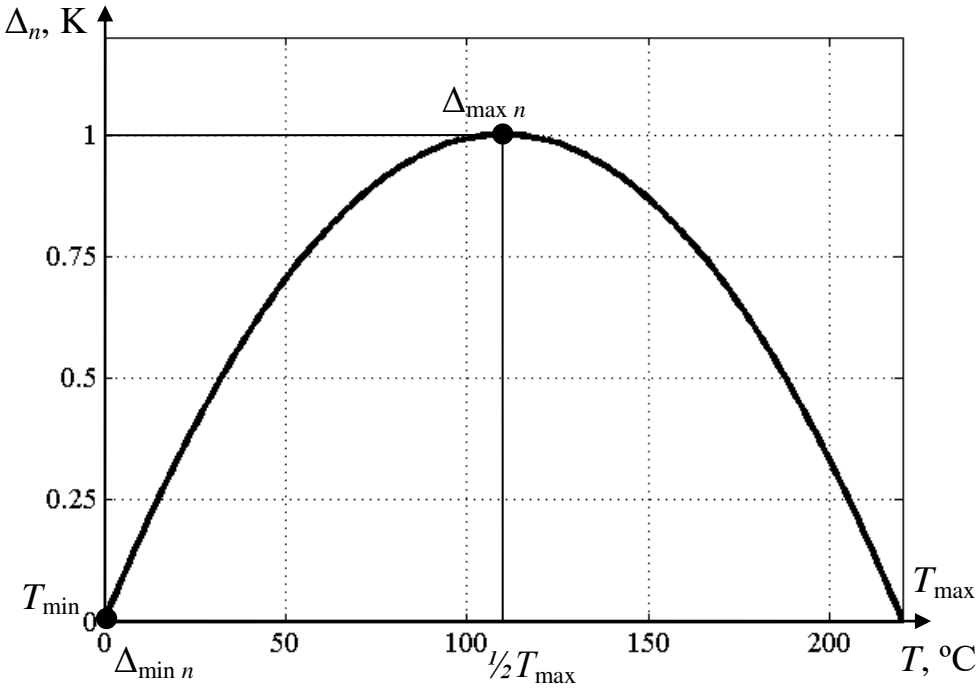


Рисунок 3.2. Параметри для формування нелінійної похибки

Підставивши (3.4) в (3.3) та спростивши вираз отримуємо формулу для розрахунку миттєвих значень нелінійної похибки $\Delta_{n\,i}$ в залежності від значення вимірюваної температури:

$$\Delta_{n\,i} = \left(\Delta_{\min n} - \Delta_{\max n}\right)\frac{\left(T_{\max} - 2T_{M\,i}\right)^2}{\left(T_{\max} - 2T_{\min}\right)^2} + \Delta_{\max n}. \qquad (3.5)$$

Значення абсолютної випадкової похибки $\Delta_{rand\,i}$ розраховуються за формулою:

$$\Delta_{rand\,i} = 2\left(rand() - 0{,}5\right)\Delta_{\max rand}, \qquad (3.6)$$

де *rand()* – функція, яка генерує випадкове число в діапазоні від 0 до 1; $\Delta_{\max rand}$ – значення абсолютної максимальної випадкової похибки, яке випадковим чином генерується у діапазоні $\pm\Delta_{gr\,rand}$.

Миттєві значення температури перехідного процесу $T_{v\,i}$ із врахуванням мультиплікативної, нелінійної та випадкової похибок розраховуються відповідно за одним із виразів:

$$\begin{aligned} T_{v\,i} &= T_{M\,i} + \Delta_{m\,i}, \\ T_{v\,i} &= T_{M\,i} + \Delta_{n\,i}, \\ T_{v\,i} &= T_{M\,i} + \Delta_{rand\,i}, \end{aligned} \tag{3.7}$$

Якщо потрібно провести дослідження залежності похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання за перехідним процесом з врахуванням усіх складових похибки (в подальшому ***сумарної похибки***), то значення температури перехідного процесу $T_{v\,i}$ розраховуються відповідно за формулою:

$$T_{v\,i} = T_{M\,i} + \Delta_{m\,i} + \Delta_{n\,i} + \Delta_{rand\,i}. \tag{3.8}$$

Під час досліджень залежності похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від мультиплікативної, нелінійної, випадкової та сумарної похибок використовувались однакові параметри моделі температурного перехідного процесу та устави:

- кількість шарів НМ $N_{SH} = 2$,
- кількість входів кожної НМ $N_{TP} = 10$,
- температура об’єкта вимірювання T_{OV} змінювалась від 200 до 220 ºС з кроком $\Delta T_{OV} = 0{,}5$ К або від 1000 до 1200 ºС з кроком 5 К,

- початкова температура первинного перетворювача T_P = 20 ºС,
- кількість тестових послідовностей N_{NP} = 40,
- стала часу τ = 8.

Використовуючи вирази (3.7), (3.8) розраховуються тестові послідовності, формуються навчальні. Нейронна мережа навчалась на тестових послідовностях, які формувалися для температури об’єкта вимірювання, наприклад, в діапазоні від 200 до 220 ºС з кроком 0,5 ºК. Навчена НМ перевірялась на тестових послідовностях для конкретних температур об’єкта вимірювання: T_{OV1} = 200,25; T_{OV2} = 209,05; T_{OV3} =211,9; T_{OV4} = 219,75 ºС, на яких НМ не навчалась (для діапазону температур від 1000 до 1200 ºС: T_{OV1} = 1004; T_{OV2} = 1091; T_{OV3} = 1148; T_{OV4} = 1197 ºС). Для кожної з чотирьох заданих температур розраховувалась похибка прогнозування температури ΔT_{OV1}, ΔT_{OV2}, ΔT_{OV3}, ΔT_{OV4} об’єкта вимірювання та обчислювалась середня похибка прогнозування температури ΔT_S за формулою:

$$\Delta T_S = \frac{1}{4}\sum_{i=1}^{4} \Delta T_{OVi} \qquad (3.9)$$

3.2 Залежність похибки прогнозування температури від мультиплікативної складової похибки

Під час досліджень значення відносної мультиплікативної складової похибки δ_m змінювалося від 0,25 % до 2 % з кроком 0,25 %.

На рисунку 3.3 представлено залежність похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від мультиплікативної складової похибки для діапазону температур об'єкта вимірювання від 200 до 220 ºС, а на рисунку 3.4 – для діапазону температур від 1000 до 1200 ºС.

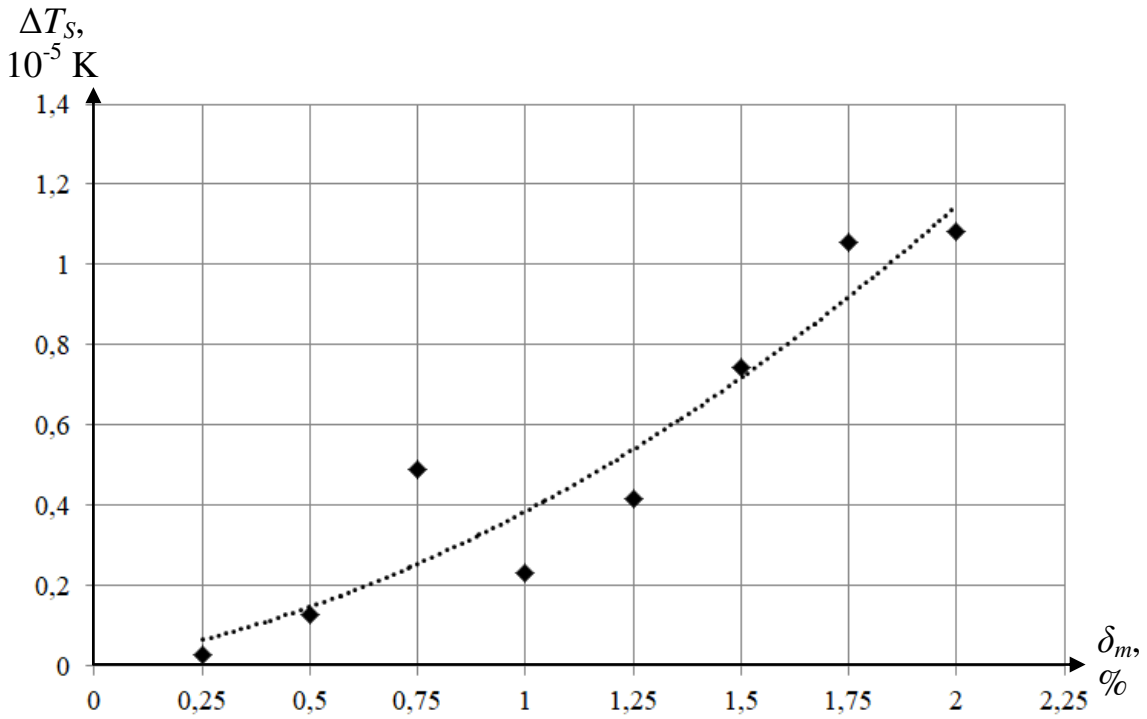


Рисунок 3.3. Залежність похибки прогнозування значення температури від мультиплікативної складової похибки (200 - 220 ºС)

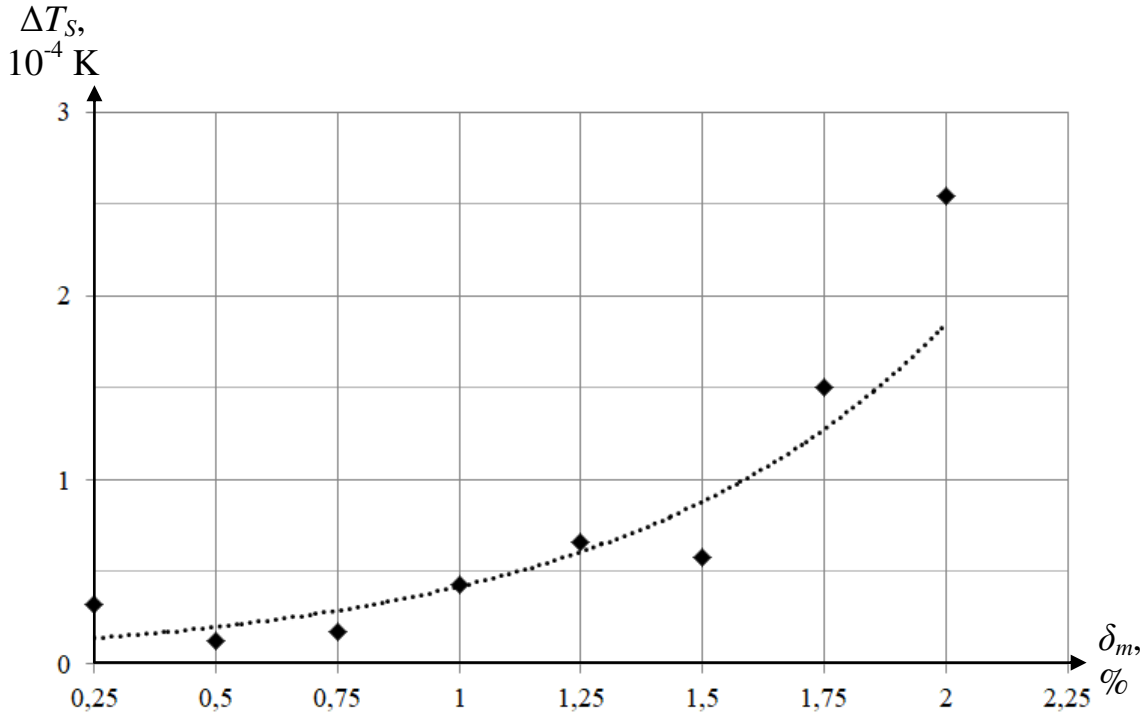


Рисунок 3.4. Залежність похибки прогнозування значення температури від мультиплікативної складової похибки (1000 – 1200 ºС)

Проведені дослідження показали (рисунки 3.3 та 3.4), що зі збільшенням значення мультиплікативної складової похибки похибка прогнозування значення температури зростає, проте навіть при 2 % мультиплікативної складової похибки похибка прогнозування не перевищує $1{,}2 \cdot 10^{-5}$ K для діапазону температур об'єкта вимірювання від 200 до 220 ºС та є близькою до $2{,}5 \cdot 10^{-4}$ K для діапазону температур від 1000 до 1200 ºС.

3.3 Залежність похибки прогнозування температури від нелінійної складової похибки

Під час досліджень значення відносної нелінійної складової похибки δ_n змінювалося від 0,5 % до 2,5 % з кроком 0,5 %.

На рисунку 3.5 представлено залежність похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від нелінійної складової похибки для діапазону температур об'єкта вимірювання від 200 до 220 ºС, а на рисунку 3.6 – для діапазону температур від 1000 до 1200 ºС.

Проведені дослідження показали (рисунки 3.5 та 3.6), що зі збільшенням значення нелінійної складової похибки значення похибки прогнозування зростає, проте навіть при 2 % нелінійної складової похибки похибка прогнозування є близькою до $2 \cdot 10^{-5}$ K діапазону температур об'єкта вимірювання від 200 до 220 ºС та не перевищує $2 \cdot 10^{-3}$ K для діапазону температур від 1000 до 1200 ºС.

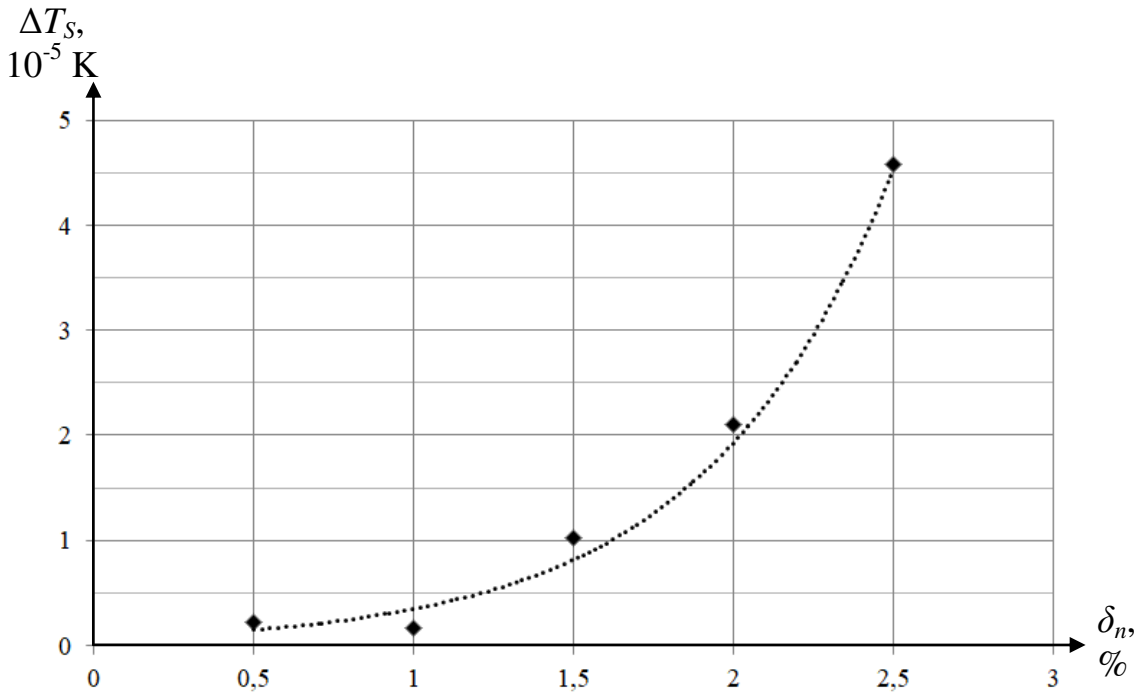


Рисунок 3.5. Залежність похибки прогнозування значення температури від нелінійної складової похибки (200 - 220 ºС)

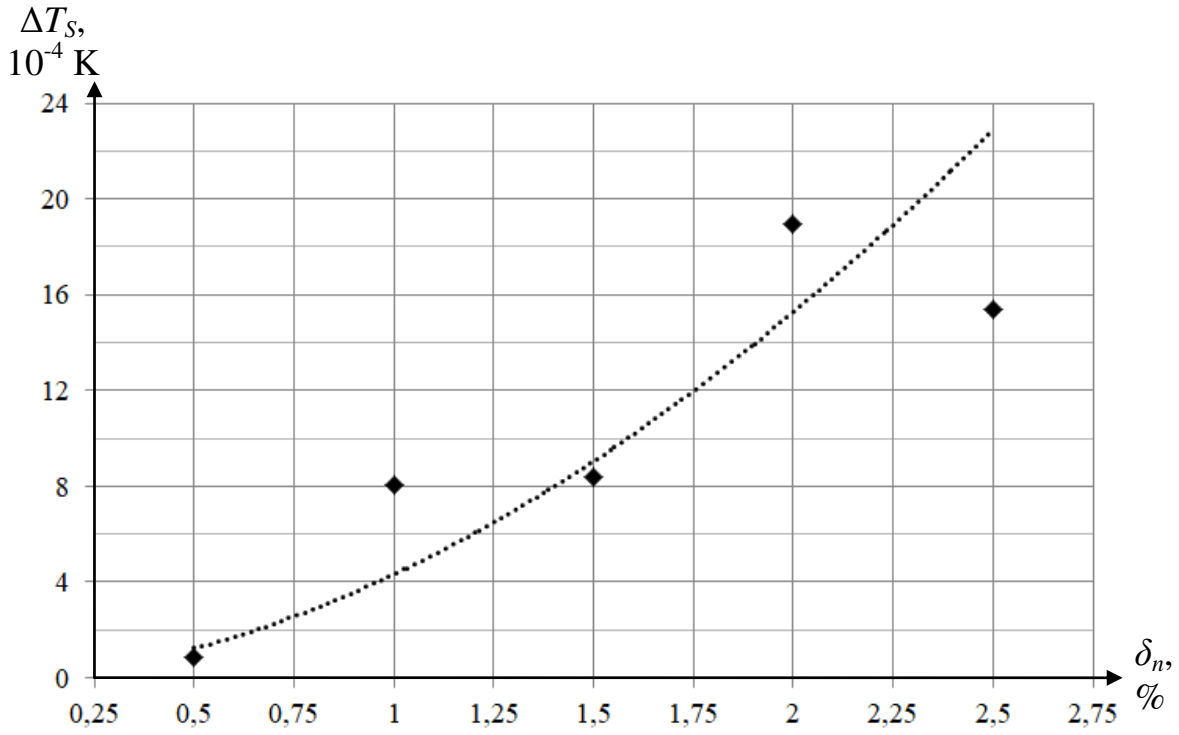


Рисунок 3.6. Залежність похибки прогнозування значення температури від нелінійної складової похибки (1000 – 1200 ºС)

3.4 Залежність похибки прогнозування температури від випадкової складової похибки

Під час досліджень значення відносної випадкової складової похибки δ_{rand} змінювалося від 0,5 % до 2,5 % з кроком 0,5 %.

На рисунку 3.7 представлено залежність похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від випадковоїскладової похибки для діапазону температур об'єкта вимірювання від 200 до 220 ºС, а на рисунку 3.8 – для діапазону температур від 1000 до 1200 ºС.

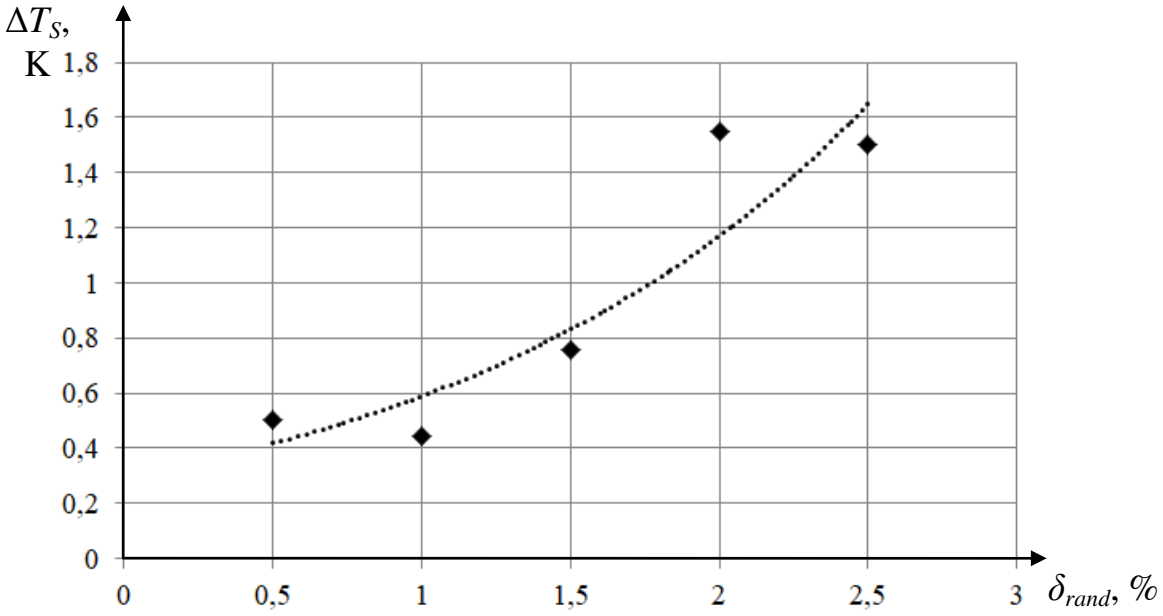


Рисунок 3.7. Залежність похибки прогнозування значення температури від випадкової складової похибки (200 – 220 ºС)

Проведені дослідження показали (рисунки 3.7 та 3.8), що у порівнянні з мультиплікативною та нелінійною похибками випадкова похибка має набагато більший вплив на похибку прогнозування значення температури об'єкта вимірювання за перехідним процесом. Похибка прогнозування для випадкової

похибки зростає на три порядки у порівнянні з мультиплікативною та нелінійною складовими похибки.

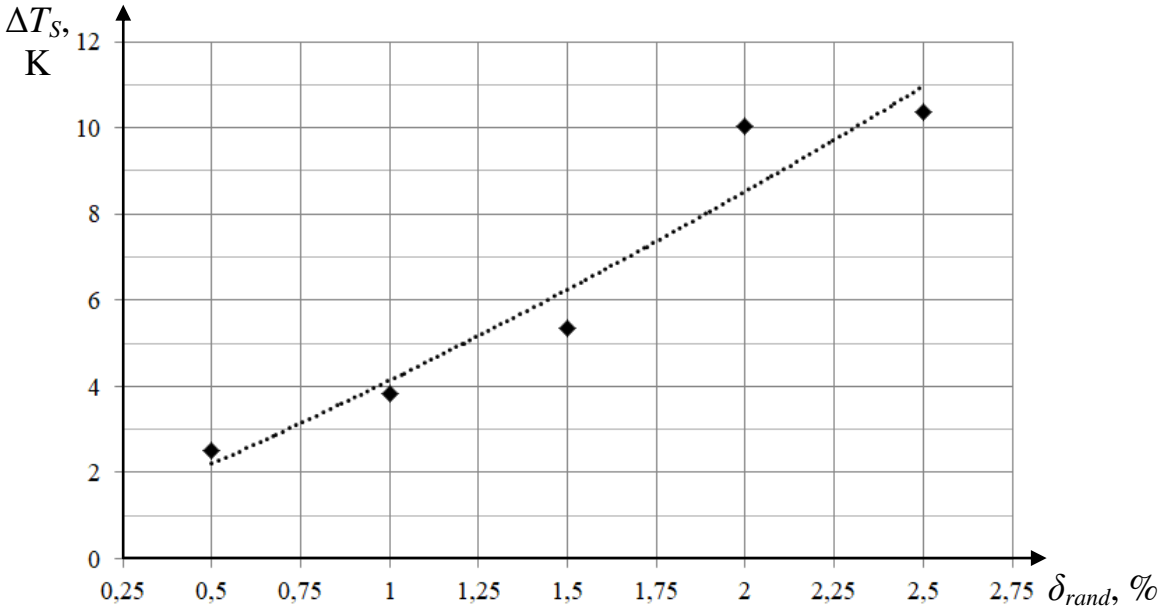


Рисунок 3.8. Залежність похибки прогнозування значення температури від випадкової складової похибки (1000 – 1200 ℃)

Так для значення випадкової складової похибки 2 % похибка прогнозування не перевищує 1,6 K для діапазону температур об'єкта вимірювання від 200 до 220 ℃ та є близькою до 10 K для діапазону температур від 1000 до 1200 ℃.

3.5 Залежність похибки прогнозування температури від сумарної похибки

Під час досліджень значення мультиплікативної δ_m, нелінійної δ_n та випадкової δ_{rand} похибок приймали однакові значення у діапазоні від 0,5 % до 2,5 % з кроком 0,5 %, а значення температури перехідного процесу $T_{v\,i}$ з врахуванням сумарної похибки розраховувалась за формулою (3.8). Проведені

дослідження показали, що залежність похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від сумарної похибки практично є такою самою як і залежність похибки прогнозування від випадкової похибки (рисунки 3.7, 3.8).

В таблиці 3.1 представлено результати досліджень впливу на похибку прогнозування значення температури об'єкта вимірювання мультиплікативної, нелінійної, випадкової похибок, а також сумарної похибки. Для сумарної похибки мультиплікативна, нелінійна та випадкова складові приймали однакове значення, наприклад, 2 % (таблиця 3.1).

Таблиця 3.1. Порівняння впливу мультиплікативної, нелінійної, випадкової та сумарної похибок на похибку прогнозування температури

Відносна похибка вимірювання миттєвих значень температури, %		Похибка прогнозування ΔT_S, K	
		Діапазон температур 200 – 220 °C	Діапазон температур 1000 – 1200 °C
Мультиплікативна, δ_m	2	$1{,}08 \cdot 10^{-5}$	$2{,}54 \cdot 10^{-4}$
Нелінійна, δ_n		$2{,}11 \cdot 10^{-5}$	$18{,}95 \cdot 10^{-4}$
Випадкова, δ_{rand}		1,55	10,05
Сумарна, $\delta_m = \delta_n = \delta_{rand}$		1,52	10,15

Як видно з таблиці 3.1 похибка прогнозування для однакових значень випадкової та сумарної похибок (2 %) є практично однаковою і не перевищує 1,6 K для діапазону температур 200 – 220 °C і не перевищує 10,2 K для діапазону 1000 –1200 °C.

3.6 Залежність похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від похибки зразкового термометра

Під час дослідження залежності похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від похибки зразкового термометра використовувались такі параметри моделі температурного перехідного процесу та устави:

- кількість шарів $N_{SH} = 2$,
- кількість входів кожної НМ $N_{TP} = 20$,
- температура об’єкта вимірювання T_{OV} змінювалась від 200 до 400 ºС з кроком $\Delta T_{OV} = 5$ К або 200 до 240 ºС з кроком 1 К, або від 1000 до 1200 ºС з кроком 5 К, або від 1000 до 1040 ºС з кроком 1 К,
- початкова температура первинного перетворювача $T_P = 20$ ºС,
- значення відносної похибки зразкового термометра $\delta_{TOV} = 0{,}1;\ 0{,}5;\ 1;\ 1{,}5;\ 2;\ 2{,}5$ %,
- кількість тестових послідовностей $N_{NP} = 120$,
- стала часу $\tau = 10$.

Тестові послідовності формувались за першим способом (рисунок 2.2, тестова послідовність 1), миттєві значення яких розраховувалась за моделлю (1.27) для різних температур об’єкта вимірювання, наприклад, від 200 до 240 ºС з кроком 1 К. Задавалась відносна похибка зразкового термометра δ_{TOV} та розраховувалось кожне значення температури об’єкта вимірювання $T_{OVR\,j}$ з врахуванням похибки зразкового термометра за формулою:

$$T_{OVR\,j} = T_{OV\,j} + 2 \cdot T_{OV\,j} \cdot \left(rand() - 0{,}5 \right) \cdot \frac{\delta_{T_{OV}}}{100}, \qquad (3.10)$$

де *rand*() – функція, яка генерує випадкове число від 0 до 1, $j = 1, 2, \ldots N_{NP}$.

Створювалося N_{NP} навчальних пар, в яких кожній тестовій послідовності відповідало значення температури об'єкта T_{OVR} з врахуванням випадкової похибки зразкового термометра.

Навчена нейронна мережа перевірялась на тих самих тестових послідовностях, на яких вона навчалась. Прогнозоване значення температури об’єкта вимірювання $T_{OP\,j}$. порівнювалось з температурою об’єкта вимірювання $T_{OV\,j}$, яка задавалась при моделюванні тестових послідовностей, тобто без врахування похибки зразкового термометра. Абсолютна похибка прогнозування ΔT_j температури об'єкта вимірювання розраховувалась за виразом (2.4) та визначалось максимальне значення похибки прогнозування $\Delta T_{\max}$.

На рисунку 3.9 представлено залежність максимальної похибки прогнозування значення температури від похибки зразкового термометра для різних температур об’єкта вимірювання.

Із рисунка 3.9 видно, що зі збільшенням похибки зразкового термометра похибка прогнозування значення температури об’єкта вимірювання збільшується.

Значення максимальної похибки прогнозування для зразкового термометра з похибкою 0,1 % для температури об’єкта вимірювання від 200 до 400 ºС не перевищує 0,35 ºС, а для температури об’єкта від 1000 до 1200 ºС – 1,45 ºС. Використовуючи отримані залежності можна виставити вимоги щодо точності зразкового термометра в залежності від необхідної похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання або розрахувати похибку прогнозування за конкретною похибкою зразкового термометра.

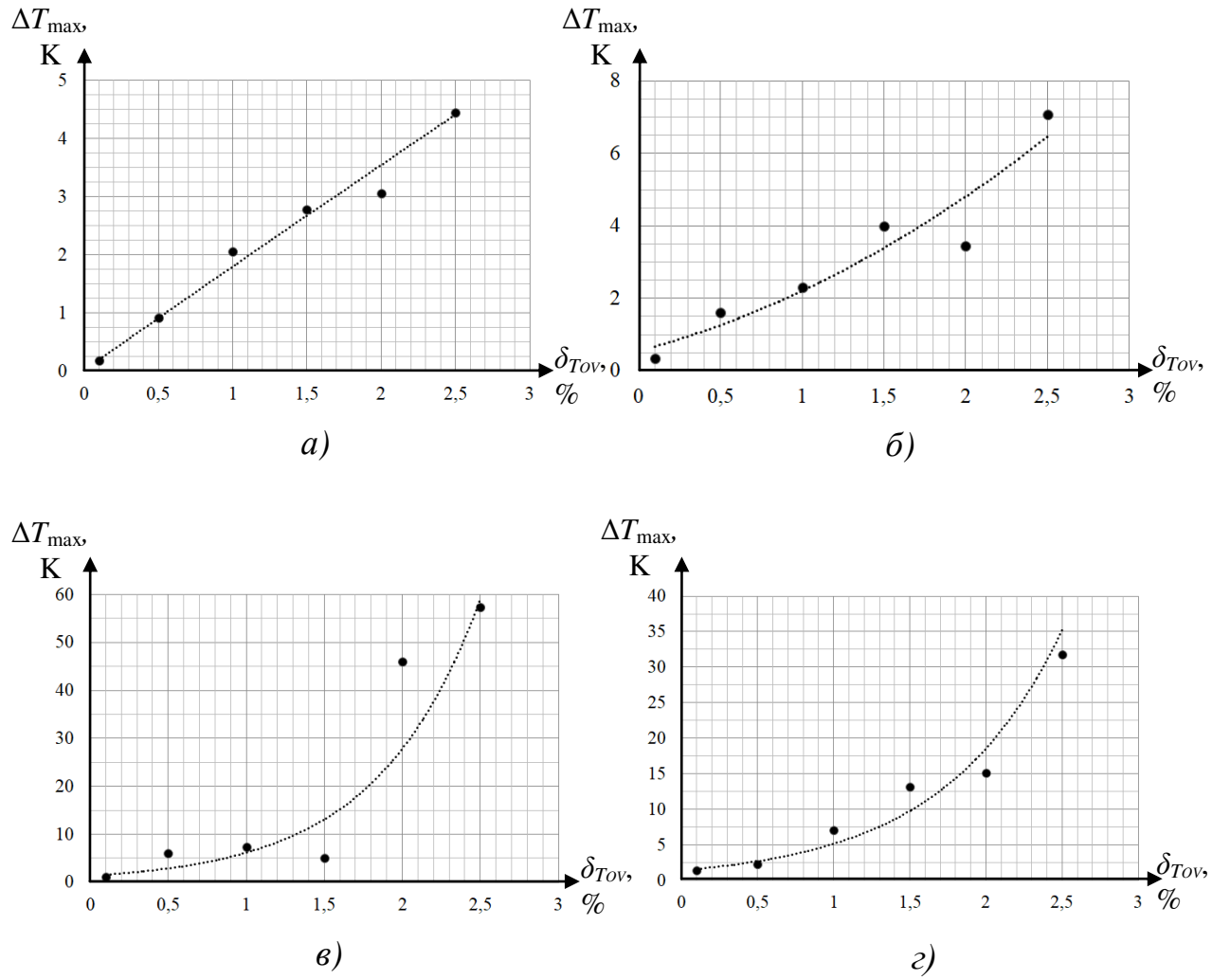


Рисунок 3.9. Залежність похибки прогнозування значення температури від похибки зразкового термометра: *а* – НМ навчалась на діапазоні температур об’єкта вимірювання від 200 до 240 ºС, *б* – температура об’єкта вимірювання від 200 до 400 ºС, *в* – температура об’єкта вимірювання від 1000 до 1040 ºС, *г* – температура об’єкта вимірювання від 1000 до 1200 ºС

3.7 Залежність похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від розрядності АЦП

Для дослідження впливу розрядності АЦП на похибку прогнозування значення температури об’єкта вимірювання розраховувались значення миттєвої температури із врахуванням квантування.

Значення миттєвої температури T_i в квантах N_i, отримане за виразом (1.27) на проміжку часу t_{vym}, визначається за формулою:

$$N_i = \left(T_i - T_1\right)\left(N_2 - N_1\right)/\left(T_2 - T_1\right) + N_1, \tag{3.11}$$

де T_1 – значення температури, що відповідає першому рівню квантування (T_1 = 0 ºС); T_2 – значення температури, що відповідає останньому рівню квантування (T_2 = 250 ºС); N_1 – перший рівень квантування АЦП (N_1 = 0); N_2 – останній рівень квантування АЦП, який визначається за формулою:

$$N_2 = 2^{m_R} - 1, \tag{3.12}$$

де m_R – розрядність АЦП.

Значення температури Tkv_i із врахуванням квантування обчислюється за виразом:

$$Tkv_i = \left(T_2 - T_1\right)\left(N_i - N_1\right)/\left(N_2 - N_1\right) + T_1. \tag{3.13}$$

Масив навчальних пар формувався з масиву отриманих тестових послідовностей із врахуванням розрядності АЦП та масиву відповідних температур об’єкта вимірювання.

Під час дослідження використовувались такі параметри моделі температурного перехідного процесу та устави:

- кількість досліджень однієї НМ N_{TEST} = 20 (кожен раз НМ створювалась як нова НМ),
- кількість шарів N_{SH} = 3,

- кількість входів кожної НМ N_{TP} = 10, 20, … 200,
- температура об’єкта вимірювання T_{OV} змінювалась від 200 до 220 ºС з кроком ΔT_{OV} = 0,5 К,
- початкова температура первинного перетворювача T_P = 20 ºС,
- кількість тестових послідовностей N_{NP} = 40,
- стала часу τ = 10
- розрядність АЦП m_R від 16 до 24.

НМ навчалась на всіх навчальних парах в діапазоні температур об'єкта вимірювання від 200 до 220 ºС та перевірялась на тестових послідовностях для значень температур об'єкта вимірювання 200 ºС, 209,5 ºС, 220 ºС.

На рисунку 3.10 представлено залежність середньої похибки ΔT_S прогнозування значення температури від розрядності АЦП та від кількості входів нейронної мережі [3].

Враховуючи результати (рисунок 3.10) можна зробити висновок, що зі збільшенням розрядності АЦП та зменшенням кількості входів в мережі похибка прогнозування зменшується. Використовуючи отримані залежності можна розрахувати похибку прогнозування значення температури в залежності від розрядності АЦП або для конкретної похибки вимірювання температури визначити розрядність АЦП.

На рисунку 3.11 приведено графік залежності середньої похибки прогнозування значення температури об’єкта вимірювання від розрядності АЦП для НМ із 20 входами.

З рисунку 3.11 видно, що в середині діапазону навчання НМ похибка прогнозування значення температури є меншою, ніж на межами діапазону.

В таблиці 3.2 приведено результати дослідження похибки прогнозування значення температури для даних квантованих за рівнем та результати дослідження (таблиця 2.2) для даних типу double.

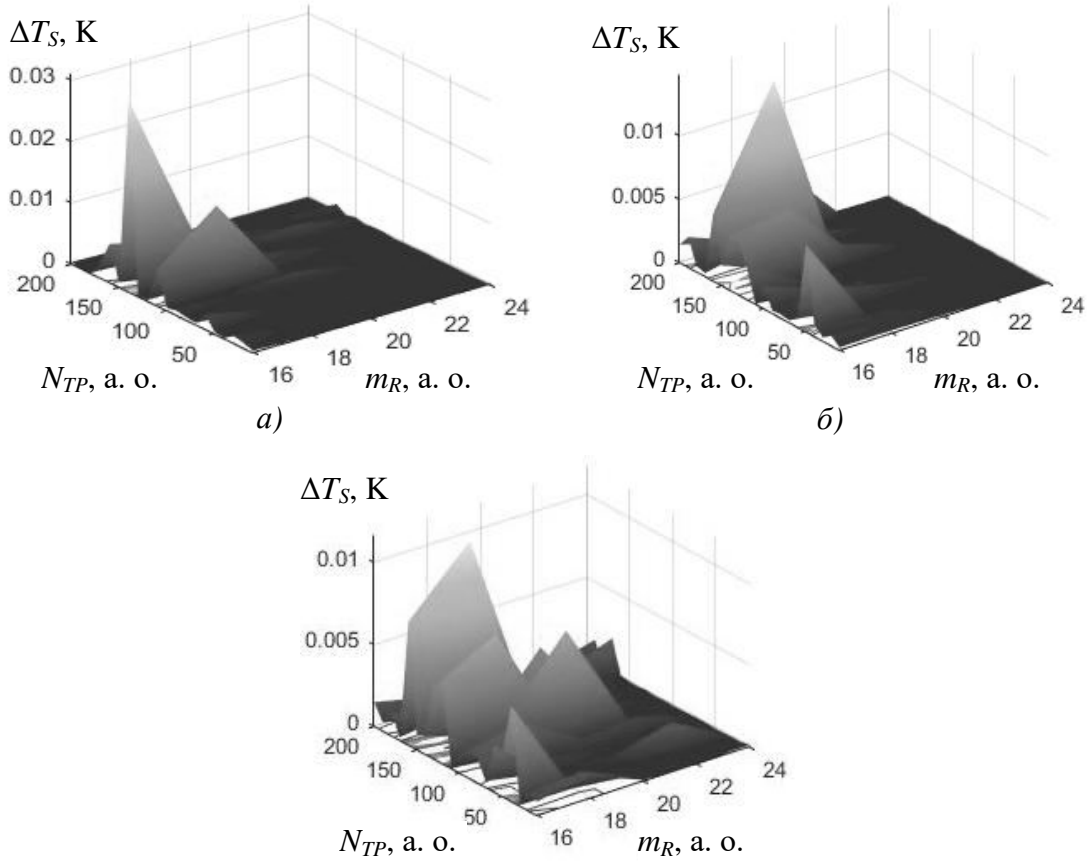


Рисунок 3.10. Залежність похибки прогнозування значення температури від розрядності АЦП та від кількості входів нейронної мережі: *а* – для температури об'єкта вимірювання 200 ºС, *б* – для температури об'єкта вимірювання 209,5 ºС, *в* – для температури об'єкта вимірювання 220 ºС

Таблиця 3.2. Результати дослідження похибки прогнозування значення температури для даних квантованих за рівнем та даних типу double

Дані квантовані за рівнем		Дані типу double
Розрядність АЦП	Середня похибка, 10^{-4} К	Середня похибка, 10^{-4} К
16	19	0,14
18	9,2	
20	4,9	
22	2,8	
24	1,1	

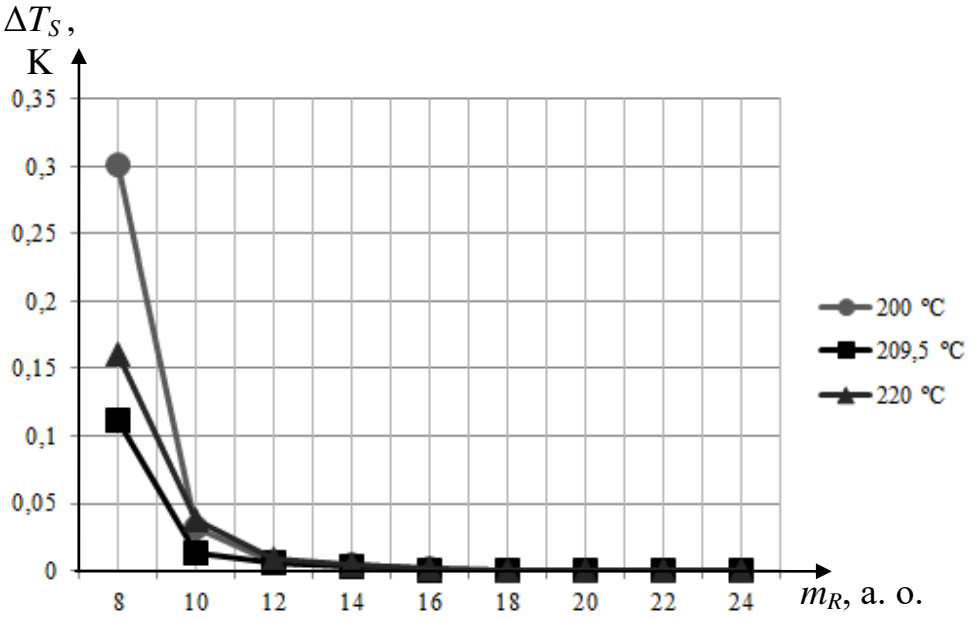


Рисунок 3.11. Залежність середньої похибки прогнозування значення температури від розрядності АЦП

У порівнянні з похибкою прогнозування температури, яку отримано для даних типу double, при використанні 16 розрядного АЦП похибка прогнозування зростає практично на два порядки, а для 24 розрядного АЦП – на порядок. Проте, навіть для 16 розрядного АЦП похибка не перевищує $2 \cdot 10^{-4}$ К.

3.8 Дослідження похибки прогнозування температури при багаторазовому зсуві тестових послідовностей

Проведено дослідження похибки прогнозування температури об'єкта вимірювання за температурним перехідним процесом при багаторазовому зсуві тестових послідовностей під час формування навчальних пар. Використовується НМ, яка має N_{CH} входів, а також такі параметри моделі температурного перехідного процесу та устави:

- кількість шарів $N_{SH} = 2$,

- кількість входів кожної НМ N_{CH} = 20 або 40,
- температура об’єкта вимірювання T_{OV} змінювалась від 200 до 300 ºС з кроком ΔT_{OV} = 5 К,
- початкова температура первинного перетворювача T_P = 50 ºС,
- значення відносної похибки зразкового термометра δ_{Tov} = 1 %,
- кількість навчальних пар N_{NP} = 1600 або 1200,
- стала часу τ = 6,5 або τ_1 = 0,6492, τ_2 = 6,4924,
- миттєві значення температурного перехідного процесу розраховувались за однією з моделей вираз (1.27) або (1.28).

З N_{TP} значень температурного перехідного процесу (рисунок 3.12) із використанням перших N_{CH} значень формується перша тестова послідовність.

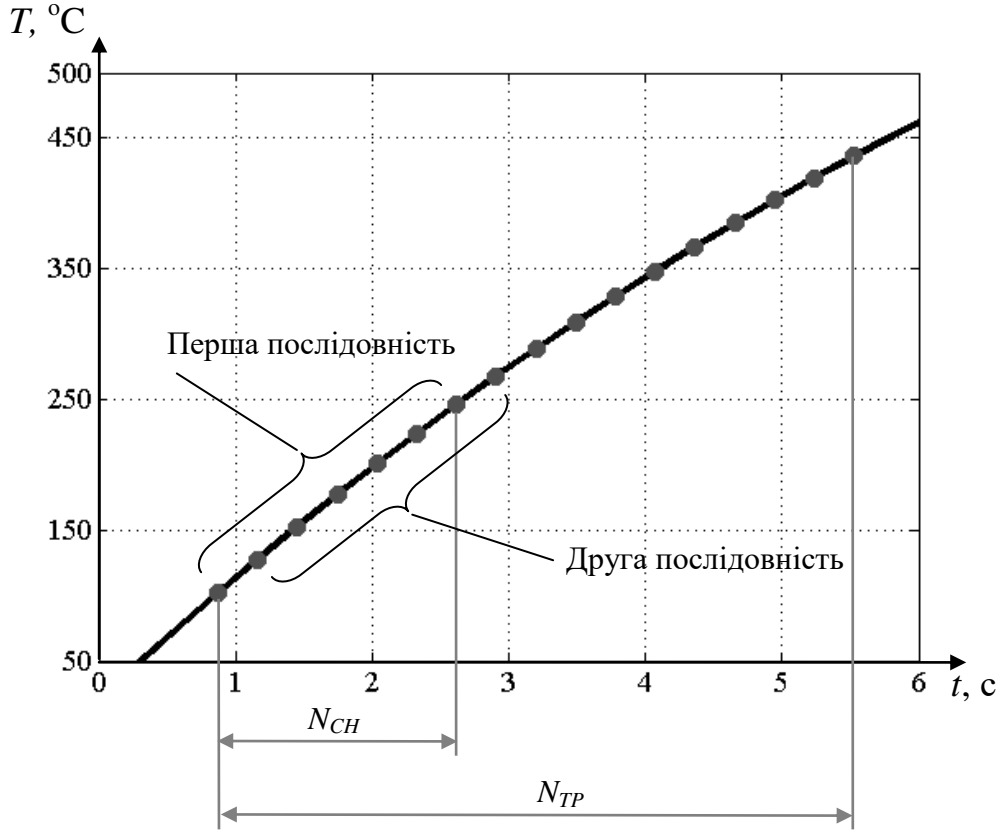


Рисунок 3.12. Формування тестових послідовностей з використанням зсуву

Наступна тестова послідовність формується з даних зсунутих на одне значення. Таким чином формується $N = N_{TP} - N_{CH}$ тестових послідовностей для одного значення температури об’єкта вимірювання (рисунок 3.13). З отриманих тестових послідовностей і значень температури об'єкта вимірювання формується масив навчальних пар.

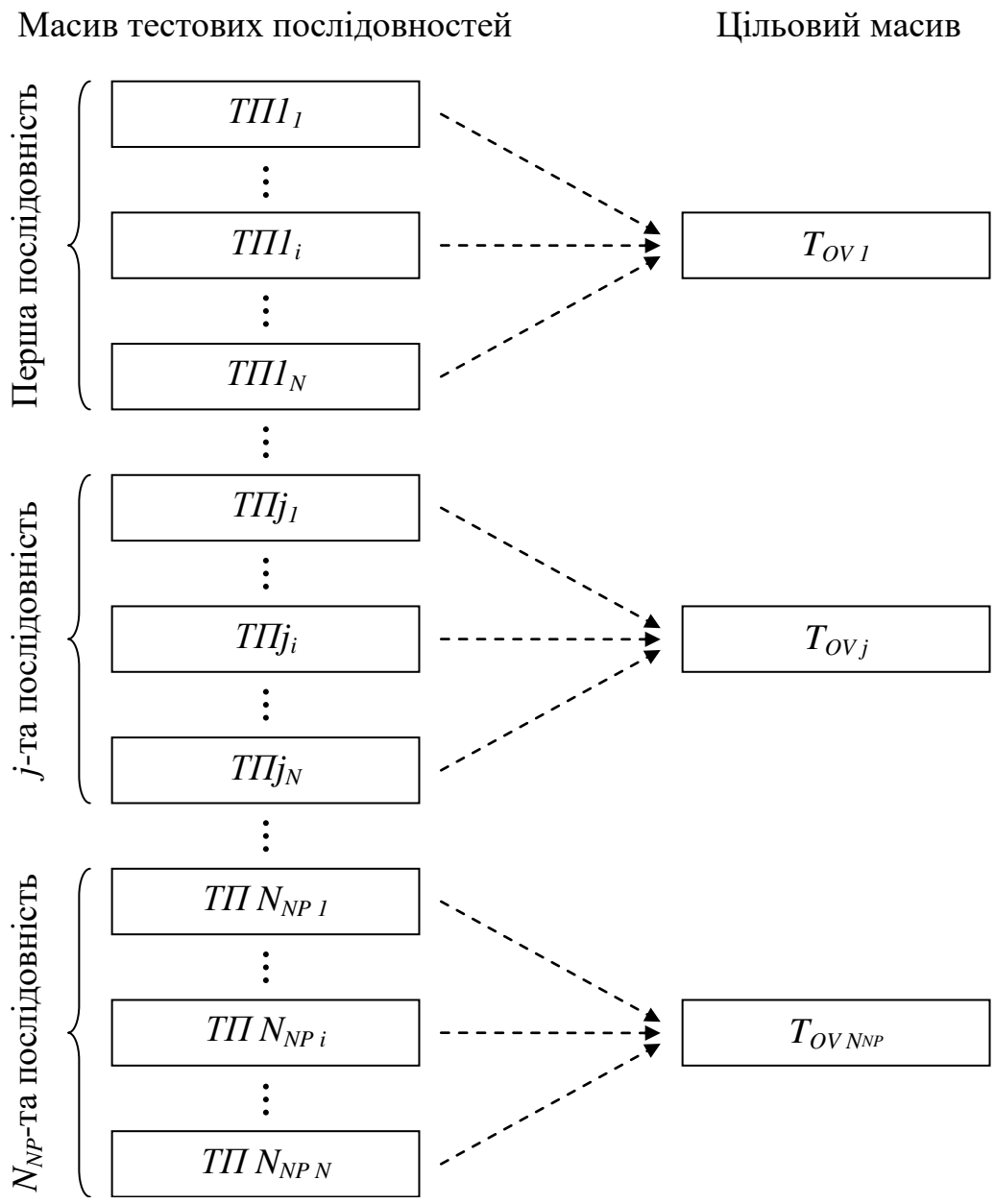


Рисунок 3.13. Формування навчальних пар при багаторазовому зсуві тестових послідовностей

НМ навчалась на діапазоні температур об'єкта вимірювання від 200 до 300 ºС з кроком 5 К та перевірялась на значеннях температурного перехідного процесу, які були розраховані за однією з моделей (вираз (1.27) або (1.28)) для температури об'єкта вимірювання 276 ºС.

На рисунку 3.14 зображено температурний перехідний процес та результати прогнозування температури об'єкта вимірювання при багаторазовому зсуві тестових послідовностей під час формування навчальних пар.

В таблиці 3.3 приведено результати прогнозування значення температури об'єкта вимірювання при багаторазовому зсуві тестових послідовностей під час формування навчальних пар. Абсолютна похибка вимірювання температури розраховувалась як модуль різниці середнього значення температури та температури об'єкта вимірювання.

Таблиця 3.3. Результати прогнозування значення температури об'єкта вимірювання при багаторазовому зсуві тестових послідовностей

№	Кількість входів НМ	Модель температурного перехідного процесу	Середнє значення температури, ^{o}C	Температура об'єкта вимірювання, ^{o}C	Абсолютна похибка вимірювання температури, K
1	20	З одною сталою часу	277,9	276	1,9
2	40		277,2		1,2
3	20	З двома сталими часу	273,2		2,8
4	40		274,2		1,8

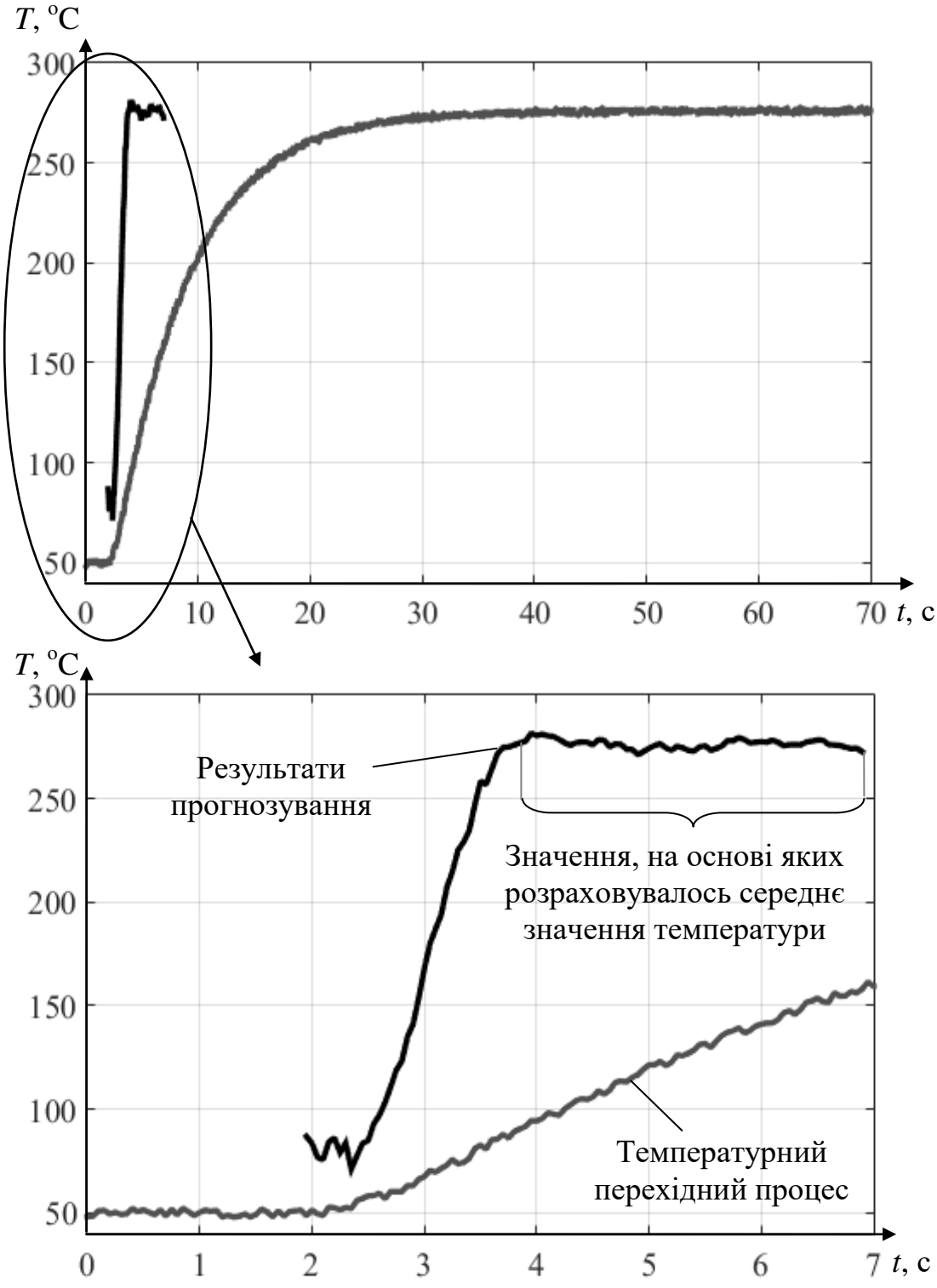


Рисунок 3.14. Температурний перехідний процес та результати прогнозування температури об'єкта вимірювання при багаторазовому зсуві тестових послідовностей

Як видно з таблиці 3.3 для моделі з одною сталою часу похибка прогнозування є меншою, ніж для моделі з двома сталими часу. Так, наприклад, для нейронної мережі з 40 входами для моделі з одною сталою часу похибка прогнозування становить 1,2 K, а для моделі з двома сталими часу – 1,8 K. Мінімум похибки отримано при використанні НМ з 40 входами.

3.9 Висновки до розділу

1. Проведено дослідження залежності похибки прогнозування значення температури об’єкта вимірювання за температурним перехідним процесом від мультиплікативної, нелінійної, випадкової та сумарної похибок вимірювання миттєвих значень температури, а також від похибки зразкового термометра та розрядності АЦП.
2. Вплив мультиплікативної та нелінійної похибок на похибку прогнозування значення температури суттєво зменшується запропонованим методом. Так, наприклад, для 2 % мультиплікативної або нелінійної похибок абсолютна похибка прогнозування для діапазону температур об'єкта вимірювання від 200 до 220 ºС є близькою до $2 \cdot 10^{-5}$ K та не перевищує $2 \cdot 10^{-3}$ K для діапазону температур від 1000 до 1200 ºС.
3. У порівнянні з мультиплікативною та нелінійною похибками випадкова похибка має набагато більший вплив на похибку прогнозування значення температури. Так для значення випадкової похибки 2 % абсолютна похибка прогнозування не перевищує 1,6 K (200 – 220 ºС) та є близькою до 10 K (1000 – 1200 ºС).
4. Залежності похибки прогнозування значення температури об’єкта вимірювання від сумарної або випадкової похибок є однаковими, що ще раз підтверджує нехтуючи малий вплив на результат прогнозування температури мультиплікативної та нелінійної похибок.

5. Результати досліджень залежності похибки прогнозування від похибки зразкового термометра, який використовується при навчанні нейронної мережі безпосередньо на об’єкті вимірювання, показали значний вплив похибки зразкового термометра на результати вимірювання температури. Так, наприклад, для похибки зразкового термометра 0,1 % абсолютна похибка прогнозування не перевищує 0,35 K (200 – 220 ºC) та не перевищує 1,45 K (1000 – 1200 ºC). Використовуючи отриману залежність можна виставити вимоги щодо точності зразкового термометра в залежності від необхідної похибки вимірювання температури.
6. Результати досліджень залежності похибки прогнозування від розрядності АЦП показали незначний вплив квантування за рівнем на результат вимірювання температури. Так, наприклад, вже для 16 розрядного АЦП похибка прогнозування не перевищує $2 \cdot 10^{-3}$ K. Використовуючи отриману залежність можна виставити вимоги щодо розрядності АЦП для заданої похибки прогнозування значення температури за перехідним процесом.
7. Застосування способу прогнозування значення температури об'єкта вимірювання із багаторазовим зсувом тестових послідовностей призводить до зростання похибки прогнозування більш як в три рази у порівнянні зі способом без зсуву тестових послідовностей.
8. Проведені дослідження показали, що можна створити уставу для вимірювання температури із використанням нейронної мережі за температурним перехідним процесом похибка вимірювання якої не перевищує 0,5 K при похибці вимірювання миттєвих значень температури 1 K (відносна похибка 0,5 %) для діапазону температур 200 – 220 ºC і не перевищує 2,5 K при похибці вимірювання миттєвих значень температури 5 K (відносна похибка 0,5 %) для діапазону температур 1000 – 1200 ºC.

РОЗДІЛ 4. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ УСТАВИ ДЛЯ ВИМІРЮВАННЯ ТЕМПЕРАТУРИ ЗА ПЕРЕХІДНИМ ПРОЦЕСОМ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

У четвертому розділі описано результати експериментальних досліджень устави для вимірювання температури за перехідним процесом із використанням НМ. Дослідження проводились в Інституті вимірювань та сенсорних технологій Технічного Університету Ільменау (Німеччина). Вимірювання миттєвих значень температури води або повітря проводилось із використанням термопари типу N нікросил-нісил [62], мультиметра Agilent 34410A [63], повітряного каналу за Ліїневегом [64, 65] та водяного термостату [66 – 69].

Досліджувались нейронні мережі, навчання яких проводилось на:

- моделі температурного перехідного процесу з двома сталими часу
- об'єкті вимірювання,
- моделі температурного перехідного процесу з двома сталими часу з подальшим донавчанням на об'єкті вимірювання.

4.1 Метрологічні та технічні характеристики засобів для перевірки устави для вимірювання температури за перехідним процесом

Загальний вигляд повітряного каналу за Ліїневегом представлено на рисунку 4.1, а структура повітряного каналу – на рисунку 4.2. Повітряний канал використовується для розігрівання ПП (в даному випадку термопари типу N) до заданої температури T_P та подальшого охолодження ПП до кімнатної температури T_K внаслідок обдування повітрям. Вентилятор подає повітря як під час нагрівання ПП, так і під час охолодження.

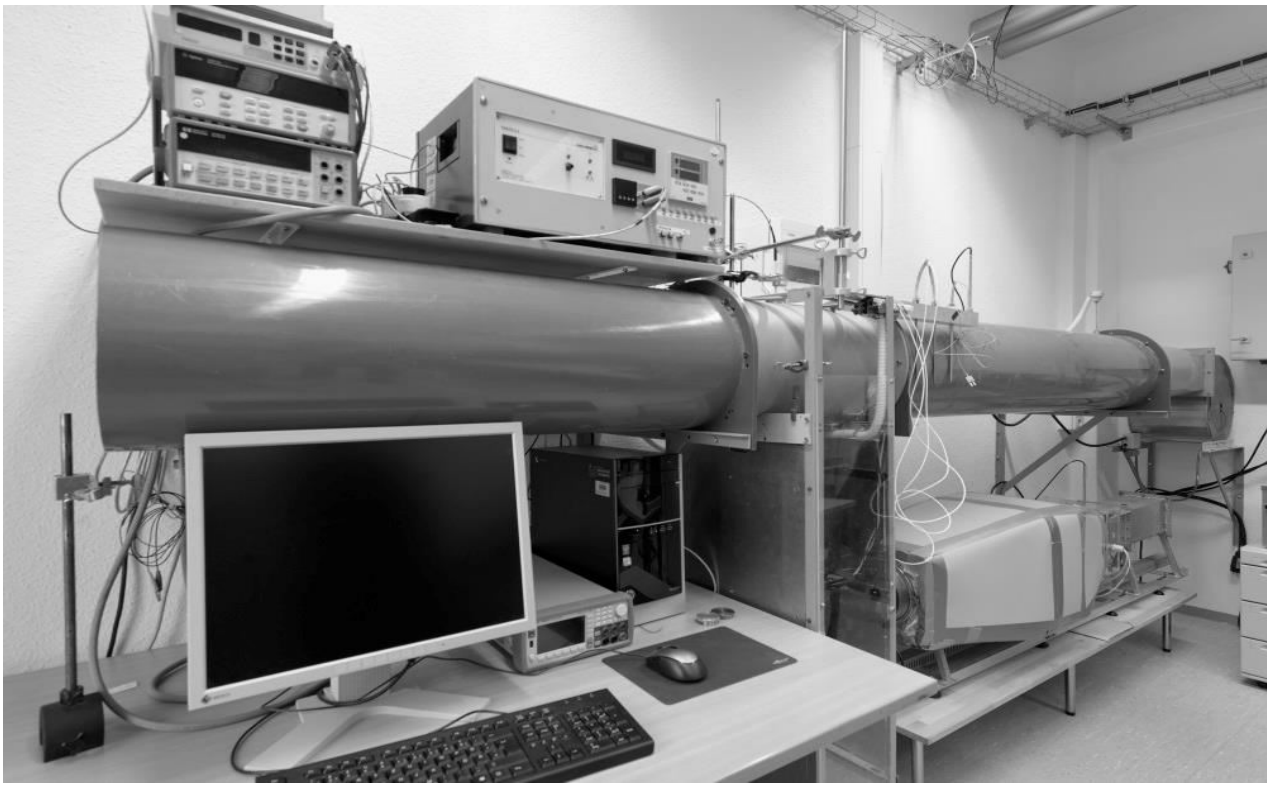


Рисунок 4.1. Загальний вигляд повітряного каналу за Ліїневегом

Нагрівальний картридж (рисунок 4.2) піднімається вверх і закриває ПП від потоку повітря, а далі нагріває ПП до температури T_P. Конструкція картриджа є такою, що вона забезпечує в основному нагрівання ПП, а не потоку повітря. В момент часу ($t = 0$), коли ПП нагріється до заданої температури T_1, картридж швидко опускається і потік повітря, що має температуру навколишнього середовища ($T_{NS} \approx 23$ °C), починає охолоджувати ПП. В процесі охолодження починаючи з моменту часу $t = 0$ відбувається вимірювання миттєвих значень температурного перехідного процесу, які зберігаються на комп'ютері.

Основні технічні та метрологічні характеристики повітряного каналу за Ліїневегом представлені в таблиці 4.1.

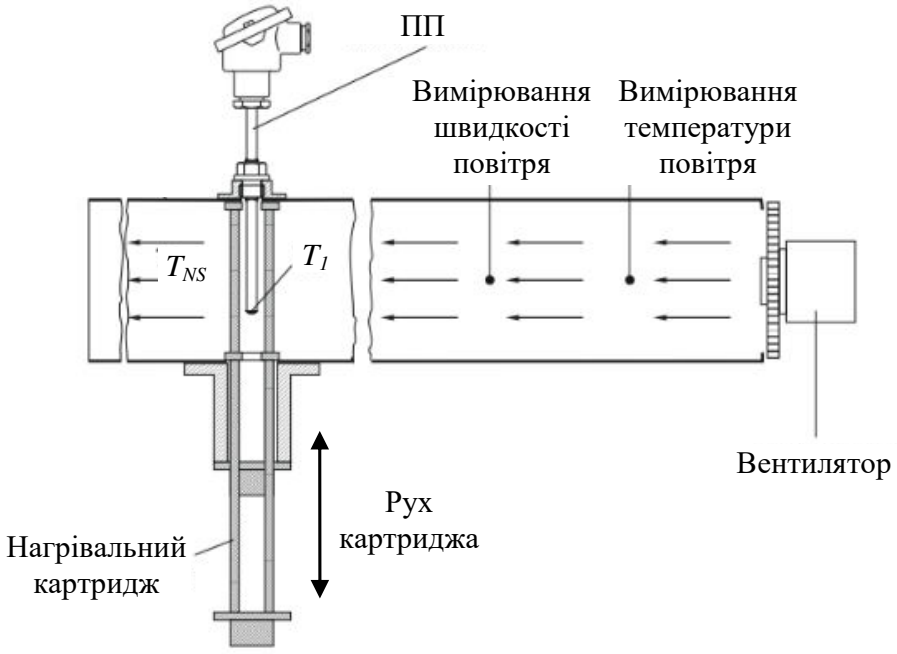


Рисунок 4.2. Структура повітряного каналу за Ліїневегом [65]

Таблиця 4.1. Технічні та метрологічні характеристики повітряного каналу

Характеристика	Значення
Діапазон температур нагрівання ПП, T_P	40 – 200 °С
Швидкість потоку	1 – 10 м/с
Похибка вимірювання температури повітря в середині каналу	±0,12 К

На рисунку 4.3,а представлено загальний вигляд водяного термостату, а на рисунку 4.3,б – його структуру [66 – 69]. Перевірка методу із використанням водяного термостата проводилась при температурі води $T_1 = 50\ ^{o}$С. Коли температура води у термостаті стабілізувалась на рівні 50 ^{o}С, тоді ПП за допомогою спеціального кріплення в автоматичному режимі занурюється у воду. Після вимірювання миттєвих значень температурного перехідного процесу ПП витягується із води, а отримані результати зберігаються на

комп'ютері. В подальшому навчена НМ за отриманими миттєвими значеннями температурного перехідного процесу розраховує значення температури води.

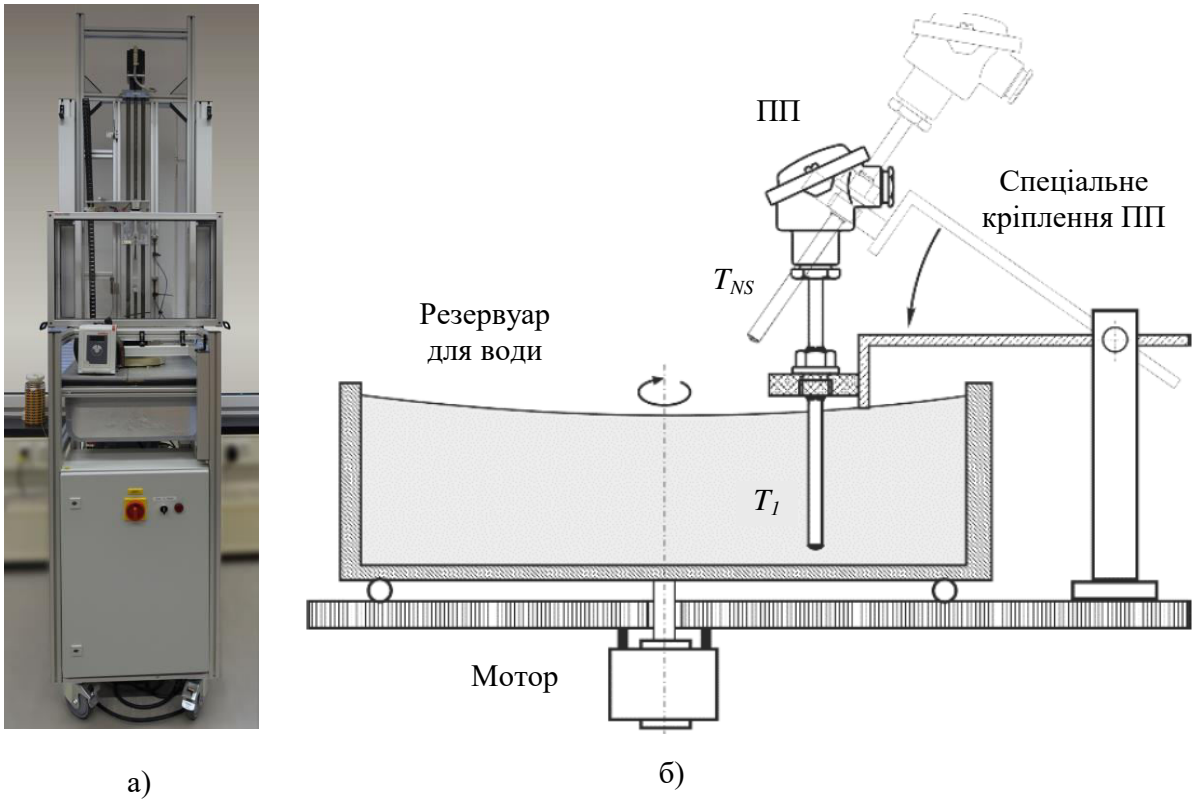


Рисунок 4.3. Водяний термостат: а) загальний вигляд, б) структура

В таблиці 4.2 наведені основні технічні та метрологічні характеристики водяного термостату.

Таблиця 4.2. Технічні та метрологічні характеристики водяного термостату

Характеристика	Значення
Швидкість потоку води	0,1 – 0,3 м/с
Діапазон температур	30 – 80 °C
Похибка, з якою підтримується температура в термостаті	0,5 К

Миттєві значення температурного перехідного процесу вимірювались із використанням термопари типу N. Абсолютна похибка ΔT термопари розраховується за формулою:

$$\Delta T = 0,004 \cdot T \,, \tag{4.1}$$

де T – вимірювана температура.

Експериментальні дослідження метрологічних характеристик устави для вимірювання температури за температурним перехідним процесом із використанням НМ проводилось трьома способами:

1. НМ навчалась на моделі температурного перехідного процесу (1.28), а перевірялась на виміряних тестових послідовностях,
2. НМ навчалась на виміряних тестових послідовностях, а перевірялась на інших виміряних тестових послідовностях,
3. НМ навчалась на моделі температурного перехідного процесу, донавчалась на виміряних тестових послідовностях, а перевірялась на інших виміряних тестових послідовностях.

4.2 Експериментальні дослідження метрологічних характеристик устави в повітряному середовищі

Термопара нагрівалась до початкової температури 200, 150, 100, 50 або 40 ^{o}C, а потім після швидкого опускання нагрівального картриджа охолоджувалась потоком повітря кімнатної температури (швидкість повітря 3 м/с) та вимірювались миттєві значення температури перехідного процесу. Для кожної початкової температури вимірювалось по 5 послідовностей температурного перехідного процесу.

Для всіх досліджень, що проводились в підрозділі 4.2, однаковими були такі параметри моделі та устави:

- кількість шарів НМ $N_{SH} = 2$,
- кількість входів кожної НМ $N_{TP} = 10, 20, 40$,
- час вимірювання $t_{vym} = 40$ с.

Під час навчання НМ ***на моделі температурного перехідного процесу*** використовувались такі параметри моделі та устави:

- початкова температура первинного перетворювача T_P змінювалась в діапазоні від 40 до 200 °С з кроком 1 К,
- температура об'єкта вимірювання T_{OV} змінювалась від 22 до 27,77 °С з кроком 0,036 К,
- значення відносної випадкової похибки вимірювання значень температурного перехідного процесу $\delta_{rand} = 1$ %,
- кількість тестових послідовностей для навчання НМ $N_{NP} = 160$.

Для кожної виміряної послідовності температурного перехідного процесу розраховувались сталі часу τ_1 та τ_2 [13, 16], а потім визначалось середнє значення (таблиця 4.3) із двадцяти п'яти значень для усіх початкових температур. Отримані середні значення сталих часу використовувались для формування тестових послідовностей за моделлю (1.28).

Таблиця 4.3. Середні значення сталих часу ПП

τ_1, с	τ_2, с
51	4

Навчені на моделі температурного перехідного процесу нейронні мережі (10, 20 та 40 входів) перевірялись на виміряних тестових послідовностях. Виміряні миттєві значення кожної тестової послідовності подавались на входи нейронної мережі. НМ розраховувала значення температури повітря в

повітряному каналі, а абсолютна похибка вимірювання визначалась як різниця між значенням розрахованим нейронною мережею та показом зразкового термометра. Для трьох нейронних мереж з різною кількістю входів максимальна похибка прогнозування значення температури за перехідним процесом була практично однаковою, та не перевищувала 2,13 К.

Під час навчання НМ ***на виміряних тестових послідовностях*** використовувались такі параметри моделі та устави:

- початкова температура первинного перетворювача T_P: 40, 50, 100, 150 або 200 °С,
- температура об'єкта вимірювання – кімнатна температура, виміряна зразковим термометром,
- кількість тестових послідовностей для навчання НМ N_{NP} = 20 (по 4 для кожної початкової температури ПП).

Навчені нейронні мережі перевірялись на виміряних тестових послідовностях, на яких НМ не навчались (5 послідовностей). Для трьох нейронних мереж максимальна похибка прогнозування значення температури за перехідним процесом була практично однаковою, та не перевищувала 0,58 К.

Під час навчання НМ ***на моделі температурного перехідного процесу з донавчанням на виміряних тестових послідовностях*** використовувались такі параметри моделі та устави:

- початкова температура ПП T_P змінювалась в діапазоні від 40 до 200 °С з кроком 1 К,
- температура об’єкта вимірювання T_{OV} змінювалась від 20 до 28 °С з кроком 0,05 К,
- значення відносної випадкової похибки вимірювання значень температурного перехідного процесу δ_{rand} = 1 %,
- кількість тестових послідовностей для навчання НМ N_{NP} = 160,
- кількість виміряних тестових послідовностей для донавчання НМ N_{NPd} = 20, 15, 10, 5 або 1.

Навчені нейронні мережі перевірялись на виміряних тестових послідовностях, на яких НМ не донавчались. Для трьох нейронних мереж максимальна похибка прогнозування значення температури за перехідним процесом (при донавчанні на 20 виміряних тестових послідовностях) була практично однаковою, та не перевищувала 0,59 К.

На рисунку 4.4 зображені залежності значення абсолютної похибки прогнозування значення температури від кількості тестових послідовностей для донавчання НМ.

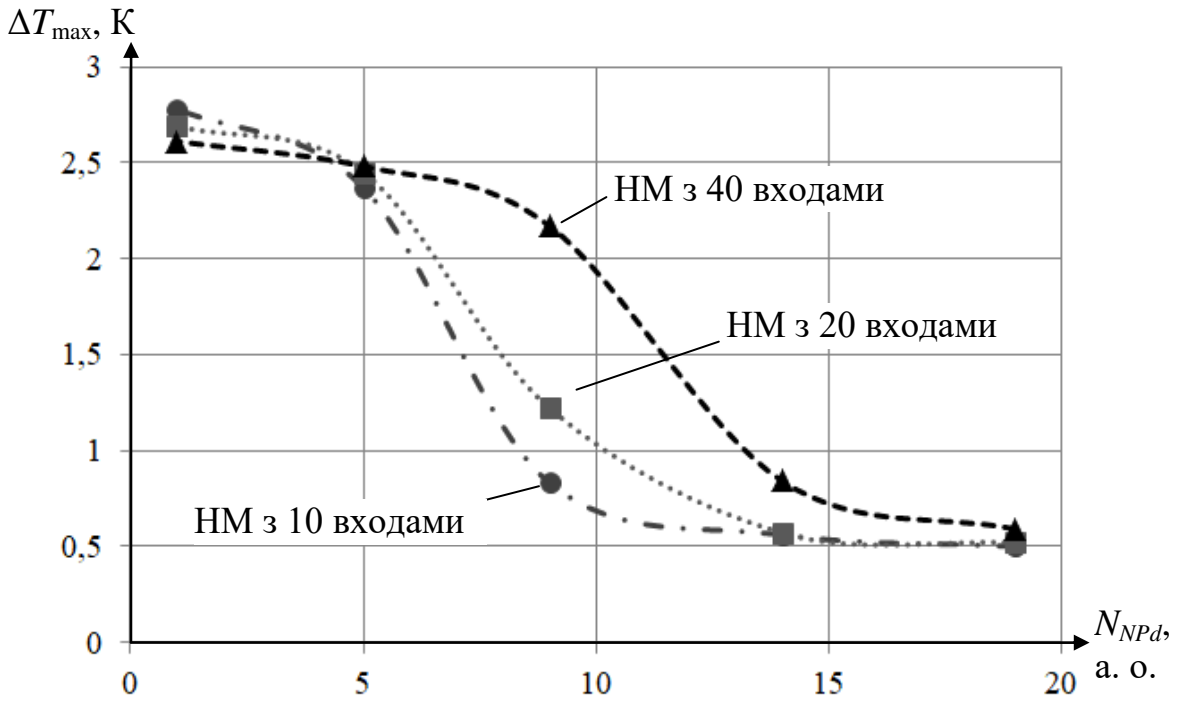


Рисунок 4.4. Залежності значення абсолютної похибки прогнозування значення температури від кількості тестових послідовностей для донавчання нейронної мережі

В таблиці 4.4 наведено результати дослідження залежності максимальної похибки прогнозування температури від способу навчання НМ.

Таблиця 4.4. Залежність похибки прогнозування температури повітря від способу навчання НМ

Спосіб навчання НМ	Кількість входів НМ		
	10	20	40
	Абсолютна похибка, К		
На моделі	2,14	2,12	2,13
На об'єкті вимірювання	0,58	0,58	0,57
На моделі з донавчанням на об'єкті вимірювання	0,59	0,6	0,58

Проведені дослідження (таблиця 4.4) показали, що при способі навчання НМ лише на моделі температурного перехідного процесу похибка прогнозування значення температури є найбільшою, похибка двох інших способів є практично однаковою і майже в 4 рази меншою у порівнянні з першим способом. Проте, потрібно наголосити, що спосіб навчання НМ на виміряних тестових послідовностях не потребує інформації про сталі часу ПП.

Коли вимоги до похибки вимірювання температури є невисокими можна використовувати перший спосіб навчання НМ (на моделі). У такому випадку не потрібно в складі устави для вимірювання температури мати зразковий термометр, а використання моделі суттєво спрощує процес навчання НМ.

4.3 Експериментальні дослідження метрологічних характеристик устави у водному середовищі

Експериментальні дослідження метрологічних характеристик устави у водному середовищі проводились із використанням термостату для температури 50 ^{o}C. Початкове значення температури робочого ПП – близько

23 °С. Швидкість потоку води складала 0,1 м/с. Вимірювалось 5 послідовностей температурного перехідного процесу.

Для всіх досліджень, що проводились в підрозділі 4.3, однаковими були такі параметри моделі та устави:

- кількість шарів НМ $N_{SH} = 2$,
- кількість входів кожної НМ $N_{TP} = 10, 20, 40$,
- час вимірювання $t_{vym} = 2{,}4$ с.

Під час навчання НМ ***на моделі температурного перехідного процесу*** використовувались такі параметри моделі та устави:

- початкова температура первинного перетворювача T_P змінювалась в діапазоні від 21,85 до 26 °С з кроком 0,05 К,
- температура об'єкта вимірювання T_{OV} змінювалась від 48 до 51 °С з кроком 0,036 К,
- значення відносної випадкової похибки вимірювання значень температурного перехідного процесу $\delta_{rand} = 1$ %,
- кількість тестових послідовностей для навчання НМ $N_{NP} = 160$.

Для кожної виміряної послідовності температурного перехідного процесу розраховувались сталі часу τ_1 та τ_2, а потім визначалось середнє значення (таблиця 4.5). Отримані середні значення сталих часу використовувались для формування тестових послідовностей за моделлю (1.28).

Таблиця 4.5. Середні значення сталих часу ПП

τ_1, с	τ_2, с
0,45	2,73

Навчені на моделі температурного перехідного процесу нейронні мережі (10, 20 та 40 входів) перевірялись на виміряних тестових послідовностях. Для кожної тестової послідовності визначалась абсолютна похибка вимірювання як

різниця між значенням розрахованим нейронною мережею та показом зразкового термометра. Для трьох нейронних мереж з різною кількістю входів максимальна похибка прогнозування значення температури за перехідним процесом не перевищує 2,21 К.

Під час навчання НМ ***на моделі температурного перехідного процесу з донавчанням на виміряних тестових послідовностях*** для моделі використовувались параметри як і в попередньому дослідженні, а також такі параметри устави:

- початкова температура первинного перетворювача T_P – близько 23 ^{o}C,
- температура об’єкта вимірювання – температура води в термостаті 50 ^{o}C,
- кількість тестових послідовностей для донавчання НМ $N_{NPd} = 3$.

Навчені нейронні мережі перевірялись на виміряних тестових послідовностях, на яких НМ не донавчались. Для трьох нейронних мереж максимальна похибка прогнозування значення температури за перехідним процесом не перевищує 0,47 К.

В таблиці 4.6 представлено результати дослідження залежності максимальної похибки прогнозування температури від способу навчання НМ.

Таблиця 4.6. Залежність похибки прогнозування температури води від способу навчання НМ

Спосіб навчання НМ	Кількість входів НМ		
	10	20	40
	Абсолютна похибка, К		
На моделі	2,05	2,06	2,21
На моделі з донавчанням на об'єкті вимірювання	0,47	0,41	0,38

Проведені дослідження (таблиця 4.6) показали, що при способі навчання НМ лише на моделі температурного перехідного процесу похибка прогнозування значення температури є найбільшою. Похибка при донавчанні

НМ на виміряних значеннях температурного перехідного процесу є майже в 5 разів меншою у порівнянні з першим способом.

В таблиці 4.7 представлено результати порівняльного аналізу теоретичної та експериментально визначеної абсолютних похибок вимірювання температури за перехідним процесом із використанням НМ.

Таблиця 4.7. Результати теоретичних та експериментальних досліджень

Похибка вимірювання, К	Теоретична	Експериментальна		
		Спосіб навчання НМ	Повітря	Вода
	0,6	На моделі	2,13	2,05
		На об'єкті вимірювання	0,59	0,47
		На моделі з донавчанням на об'єкті вимірювання	0,58	-

Проведені дослідження (таблиця 4.7) показали, що експериментально отримані та теоретично визначені похибки вимірювання температури за перехідним процесом практично є однаковими при використанні способу навчання НМ на об'єкті вимірювання та при навчанні на моделі з подальшим донавчанням на об'єкті. Якщо навчання НМ відбувається з використанням лише моделі спостерігається підвищення похибки вимірювання не більше як в 4 рази по відношенню до теоретично розрахованої.

4.4 Висновки до розділу

1. Проведено експериментальні дослідження запропонованого методу вимірювання температури за перехідним процесом із використанням нейронної мережі в повітряному та водяному середовищі.

2. Для обох середовищ експериментально отримана похибка вимірювання температури при використанні способу навчання нейронної мережі на моделі температурного перехідного процесу є приблизно в 4 рази більшою за похибку вимірювання отриману при застосуванні способу навчання на об'єкті вимірювання або способу навчання на моделі з подальшим донавчанням нейронної мережі на об'єкті вимірювання.
3. Експериментально отримані та теоретично визначені похибки вимірювання температури за перехідним процесом практично є однаковими при використанні способу навчання нейронної мережі на об'єкті вимірювання та при навчанні на моделі з подальшим донавчанням на об'єкті. Так, наприклад, теоретично розрахована похибка вимірювання температури не перевищує 0,6 К, а експериментально отримана – 0,58 К.

ВИСНОВКИ

У дисертації розв’язано актуальне науково-технічне завдання розроблення методу вимірювання температури за перехідним процесом із застосуванням нейронної мережі. При цьому одержано такі основні наукові та практичні результати:

1. Запропоновано метод прогнозування значення температури об’єкта вимірювання за перехідним процесом із застосуванням нейронної мережі. Залучення нейронної мережі дозволяє створити ефективну уставу для вимірювання температури, яка не потребує інформації про об'єкт вимірювання. Для вирішення поставленої задачі оптимальним є застосування нейронної мережі з архітектурою прямого поширення. Навчання нейронної мережі повинно виконуватись обов'язково із залученням алгоритму навчання з учителем, що забезпечує подальшу коректну роботу нейронної мережі.
2. Розроблено структуру устави для вимірювання температури за температурним перехідним процесом із використанням нейронної мережі.
3. Отримано залежності похибки прогнозування значення температури об’єкта вимірювання від кількості шарів і входів нейронної мережі, від кількості тестових послідовностей для навчання нейронної мережі, від початкової температури первинного перетворювача, а також від температури об’єкта вимірювання, що знаходиться за межами діапазону навчання нейронної мережі. Дані залежності отримані без врахування похибки вимірювання миттєвих значень температурного перехідного процесу та дозволяють оптимізувати параметри нейронної мережі для прогнозування значення температури за перехідним процесом.

4. Отримано залежності похибки прогнозування значення температури від мультиплікативної, нелінійної, випадкової і сумарної похибок вимірювання миттєвих значень температури, від розрядності АЦП та від похибки зразкового термометра, які дозволяють для заданої похибки вимірювання температури отримати вимоги щодо метрологічних характеристик устави для вимірювання температури за перехідним процесом, а саме: зразкового термометра, термометра для вимірювання миттєвих значень та розрядності АЦП.
5. За результатами теоретичних досліджень похибка вимірювання температури запропонованим методом не перевищує 0,6 К, за абсолютної похибки вимірювання миттєвих значень температури ≤ 2 К (відносна похибка ≤ 1 %) для діапазону температур 200 – 220 ºС і не перевищує 4 К за похибки вимірювання миттєвих значень температури ≤ 10 К (відносна похибка ≤ 1 %) для діапазону температур 1000 – 1200 ºС.
6. Виконані експериментальні дослідження запропонованого методу вимірювання температури за перехідним процесом із застосуванням нейронної мережі у повітряному та водному середовищах. Для обох середовищ експериментально отримана похибка вимірювання температури за навчання нейронної мережі на моделі температурного перехідного процесу є приблизно у 4 рази більшою за похибку вимірювання, отриману за навчання на об'єкті вимірювання або за навчання на моделі з подальшим донавчанням на об'єкті вимірювання.
7. Експериментально отримані та теоретично визначені похибки вимірювання температури за перехідним процесом практично збігаються, що підтверджує коректність результатів теоретичних досліджень

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Лопатко О., Микитин І. Нейронні мережі як засіб прогнозування значення температури за перехідним процесом. *Вимірювальна техніка та метрологія* : міжвідом. наук.-техн. зб. 2016. Вип. 77. С. 65–70. (Index Copernicus)
2. Лопатко О., Микитин І. Похибки прогнозування значення температури нейронними мережами за ідеальним перехідним процесом. *Вимірювальна техніка та метрологія* : міжвідом. наук.-техн. зб. 2017, Вип. 78. С. 20–24.
3. Лопатко О., Микитин І. Залежність похибки прогнозування значення температури від розрядності АЦП. *Вимірювальна техніка та метрологія* : міжвідом. наук.-техн. зб. 2018. Вип. 79 (1). С. 12–15.
4. Лопатко О., Микитин І. Прогнозування температури потоків води та повітря із використанням нейронної мережі. *Вимірювальна техніка та метрологія* : міжвідом. наук.-техн. зб. 2018. Вип. 79 (3). С. 37–41.
5. Лопатко О. Залежність похибки прогнозування температури нейронними мережами від похибки вимірювання. *Вимірювальна техніка та метрологія* : міжвідом. наук.-техн. зб. 2018. Вип. 79 (4). С. 42–46.
6. Лопатко О., Микитин І. Прогнозування значення температури із застосуванням нейронних мереж. Всеукраїнська науково-практична конференція «*Промислова автоматизація в Україні. Просвіта та підготовка кадрів*». Львів: 2016. – С. 57–58
7. Лопатко О., Микитин І. Похибки прогнозування значення температури нейронними мережами. ІІІ Всеукраїнська науково-технічна конференція молодих вчених у царині метрології «*TECHNICAL USING OF MEASUREMENT – 2017*» Київ: 2017. – С. 92–93
8. Лопатко О., Микитин І. Дослідження залежності похибки прогнозування температури від кількості шарів нейронної мережі. 8-ма міжнародна науково-технічна конференція пам’яті професора Ігора Кісіля «*Сучасні*

прилади, матеріали і технології для неруйнівного контролю і технічної діагностики машинобудівного і нафтогазопромислового обладнання» Івано-Франківськ: 2017. – С. 86–88

9. Лопатко О., Микитин І. Залежність похибки прогнозування значення температури нейронними мережами від випадкової похибки вимірювання. V Всеукраїнська науково-технічна конференція молодих вчених у царині метрології «*TECHNICAL USING OF MEASUREMENT – 2019*» Київ: 2019. – С. 83–84.
10. Фриц Линевег/Fritz Lieneweg; Измерение температур в технике [пер. с нем. Т.И. Киселева и В.А. Федорович]. – Москва: Металлургия, 1980. – 544 с.
11. Методы измерения температур в промышленности / [Гордов А. Н., Аржанов А. С., Билык В. Я. и др.]; под ред. А. Н. Гордова. – Москва: Металлургиздат, 1952. – 434 с.
12. Alexander von Beckerath, Anselm Eberlein, Hermann Julien, Peter Kersten, Jochem Kreutzer, WIKA Handbook Pressure & Temperature Measurement. – Cumming: Corporate Printers, 2008. – 423 p.
13. Bernhard F. Handbuch der technischen temperaturmessung. – Ilmenau, Deutschland: Springer Vieweg, 2014. – 1643 p.
14. Hofmann D. Dynamische Temperaturmessung: VEB Verlag Technik Berlin, 1976. – 328 p.
15. Ярышев Н. А., Теоретические основы измерения нестационарной температуры. – 2-е изд., перераб. – Л.: Энергоатомиздат, 1990. – 256 с.
16. L. Michalski, K. Eckersdorf, J. Kucharski, J. McGhee, Temperature Measurement, 2nd Edition – John Wiley & Sons Ltd, 2001. – 496 p.
17. Мінкіна В. Вимірювання високої стаціонарної температури методами екстраполяції перехідної характеристики термоперетворювачів: автореф. дис. на здобуття наук. ступеня докт. техн. наук: спец. 05.11.04 «Прилади та методи вимірювання теплових величин» / В. Мінкіна. – Львів, 1995. – 49 с.

18. Minkina W., Gryś S. Dynamics of contact thermometric sensors with electric output and methods of its improvement. *Metrology and Measurement Systems*. 2005, № XII, 19 p.
19. Minkina W. Non-linear models of temperature sensor dynamics. *Sensors and Actuators. A. Physical*. 1992, № 30(3), P. 209 – 214
20. Кондратьев Г. М. Регулярный тепловой режим. – М.: Государственное издательство технико-теоретической литературы, 1954. – 408 с.
21. Температурные измерения: Справочник / [Геращенко О. А., Гордов А. Н., Еремина А. К. и др.]; отв. ред. Геращенко О. А. – К.: Наукова думка, 1989. – 704 с.
22. Геращенко О. А. Тепловые и температурные измерения / О. А. Геращенко, В. Г. Федоров. – К.: Наукова думка, 1965. – 304 с.
23. Лыков А. В. Теория теплопроводности. – М.: Высшая школа, 1967. – 600 с.
24. Преображенский В. П. Теплотехнические измерения и приборы. – М.: Энергия, 1978. – 704 с.
25. Платунов Е. С. Теплофизические измерения и приборы. – Л.: Машиностроение, 1986. – 256 с.
26. Сметанина Л. И. К вопросу о динамическом методе измерения высоких температур. *Теплофизика высоких температур*. 1964, т.2, Вып.1, С. 94 – 97
27. А.с. 765674 (СССР). Устройство для измерения показателя тепловой инерции термодатчика/ В.Г.Зубов, Н.Г.Ковальчук, И.Д.Пытель. Опубл. в Б.И. 1980, № 35.
28. Кондратьев Г. М. Тепловые измерения – Л.: Машгиз, 1957. – 245 с.
29. Straub L. Modellbasierte Endwertvorhersage von Thermometer-Sprungantworten. Master thesis. – TU Ilmenau, Deutschland. – 2018, 144 p.
30. Markovsky I. An application of system identification in metrology. *Control Engineering Practice*. 2015, № 43, P. 85 – 93
31. C. Britton Rorabaugh, Digital Filter Designer’s Handbook. – Mcgraw-Hill: Blue Ridge Summit, 1993. – 342 p.

32. Monson H. Hayes, Schaum's Outline of Theory and Problems of Digital Signal Processing – McGraw-Hill Inc., 1999. – 447 p.
33. Грант П.М., Коуэн К.Ф.Н., Фридлендер Б. и др. Адаптивные фильтры: Пер. с англ./Под ред. К.Ф.Н. Коуэна и П.М. Гранта. – М.: Мир, 1988. – 392 с.
34. Синицын И. Н. Фильтры Калмана и Пугачева. – М.: Университетская книга, Логос. – 2006. 640 с.
35. Лайонс Р. Цифровая обработка сигналов; [пер. с англ. А. А. Бритов]; – М.: ООО «Бином-Пресс». – 2006, 656 с.
36. Лэм Г. Аналоговые и цифровые фильтры; [Пер. на русский]; – М. Мир. – 1982, 589 с.
37. Сергиенко А.Б. Цифровая обработка сигналов. – СПб: Питер. – 2003, 604 с.
38. Marchthaler R., Dingler S.: Kalman-Filter: Einführung in die Zustandsschätzung und ihre Anwendung für eingebettete Systeme. Springer Fachmedien Wiesbaden, 1. Auflage, 2017.
39. Каллан Р., Основные концепции нейронных сетей, пер. с англ. А. Г. Сивака. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2001. – 287 с.
40. Уоссермен Ф., Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика, пер. с англ. Ю. А. Зуев, В. А. Точенов, 1992. – 184 с.
41. Круглов В. В., Борисов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. 2-е издание. – М.: Горячая линия-Телеком, 2002. – 382 с.
42. Kriesel D., A Brief Introduction to Neural Networks, 2007, http://www.dkriesel.com/en/science/neural_networks
43. Rajesh Bordawekar, Bob Blainey, Ruchir Puri, Analyzing Analytics. – Morgan & Claypool Publishers, 2015. – 124 p.
44. Осовский С., Нейронные сети для обработки информации, пер. с польского И. Д. Рудинский. – М.; Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
45. Gareth James, Daniela Witten, Trevor Hastie, Robert Tibshirani, Anintroduction to statistical learning. – Springer Science+Business Media New York, 2013. – 426 p.

46. Haykin S. Neural Network a comprehensive foundation. – Prentice Hall, 1999. – 842 p.
47. Тархов Д. А. Нейронные сети. Модели и алгоритмы. – М.: Радиотехника, 2005. – 256 с.
48. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. – М.: Горячая линия-Телеком, 2006. – 452 с.
49. Галушкин А. И. Нейронные сети: основы теории. – М.: Горячая линия-Телеком, 2010. – 496 с.
50. В. Штеньович. Вступ до машинного навчання / В. Штеньович, А. Білоус // Режим доступу: https://dou.ua/lenta/articles/introduction-machine-learning-1
51. Neural Network Concepts. The Complete Guide to Artificial Neural Networks: Concepts and Models // Режим доступу: https://missinglink.ai/guides/neural-network-concepts/complete-guide-artificial-neural-networks/
52. A. Moawad. Neural networks and back-propagation algorithm//Режим доступу: https://medium.com/datathings/neural-networks-and-backpropagationexplained-in-a-simple-way-f540a3611f5e
53. Класифікація нейронних мереж та їх властивості. // Режим доступу: https://dl.nure.ua/pluginfile.php/634/mod_resource/content/2/content/content1.html
54. J. Jordan. Common architectures in convolutional neural networks // Режим доступу: https://www.jeremyjordan.me/convnet-architectures
55. E.Culurciello. Neural Network Architectures. Inception model//Режим доступу: https://towardsdatascience.com/neural-network-architectures-156e5bad51ba
56. S. Sharma. Activation functions: neural networks // Режим доступу: https://towardsdatascience.com/activation-functions-neural-networks-1cbd9f8d91d6

57. M. T. Hagan, M. B. Menhaj "Training feed forward networks with the Marquardt algorithm." IEEE Trans. on Neural Networks; NN-5:989-993. Sciences, 1994;Vol.23, pp 899 – 916.
58. Levenberg K., A method for the solution of certain non-linear problems in least squares. *Quarterly of Applied Mathematics.* Vol. 2, No. 2, 1944, P. 164 – 168
59. Дорожовець М., Мотало В., Стадник Б. Основи метрології та вимірювальної техніки у двох томах. Том 1. – Львів: Видавництво Національного університету «Львівська політехніка», 2005. – 532 с.
60. Дорожовець М., Мотало В., Стадник Б. Основи метрології та вимірювальної техніки у двох томах. Том 2. – Львів: Видавництво Національного університету «Львівська політехніка», 2005. – 656 с.
61. Дорожовець М. Опрацювання результатів вимірювань – Львів: Видавництво НУ «Львівська політехніка», 2007. – 624 с.
62. Перетворювачі термоелектричні. Ч. 1. Технічні характеристики та допустимі відхили ЕРС (EN 60584-1:2013, IDT): ДСТУ EN 60584-1:2016. – [Чинний від 2016-11-01]. – К.: ДП «УкрНДНЦ», 2016. – 96 с. – (Державний Стандарт України).
63. Keysight Technologies 34410A and 34411A Multimeters. Data Sheet. https://www.upc.edu/sct/ca/documents_equipament/d_329_34410a.pdf
64. Lieneweg, F.: Übergangsfunktion (Anzeigeverzögerung) von Thermometern – Aufnahmetechnik, Meßergebnisse, Auswertungen, Archiv für Technisches Messen, 1964, R46 – R53, 1964.
65. Augustin S., Fröhlich T., Heydrich M. Bestimmung der Messunsicherheit dynamischer Kennwerte von Berührungsthermometern in strömender Luft // *Technisches Messen* , 2017, S. 10
66. Mammen H., Krapf G., Hoffmann C., Sasiuk T., Pufke M., Marin S., Fröhlich T.: Prüfeinrichtung zur Untersuchung des dynamischen Verhaltens von Berührungsthermometern in Wasser, TEMPERATUR 2017, PTB Berlin, Tagungsband, 2017 P. 163 – 168

67. Hoffmann, Ch.: Konzeption, Aufbau und messtechnische Untersuchungen eines Strömungskanals für Prüfstände zur Untersuchung des dynamischen Verhaltens von Berührungsthermometern in Wasser. Masterarbeit – TU Ilmenau, Deutschland. – 2016, 129 p.

68. Augustin S., Fröhlich T., Schalles M., Krummeck S. Bilateral comparison for determining the dynamic characteristic values of contact thermometers in fluids // *Journal of sensors and sensor systems*, 2018, P. 331 – 337

69. Augustin S., Fröhlich T., Schalles M., Krummeck S. Bilateraler Vergleich der Messunsicherheit bei der Ermittlung dynamischer Kennwerte von Berührungsthermometern in Fluiden // *Sensoren und Messsysteme*, 2018, S. 276 – 279

ДОДАТОК А

Список публікацій за темою дисертації

1. Лопатко О., Микитин І. Нейронні мережі як засіб прогнозування значення температури за перехідним процесом. *Вимірювальна техніка та метрологія* : міжвідом. наук.-техн. зб. 2016. Вип. 77. С. 65–70. (Index Copernicus)
2. Лопатко О., Микитин І. Похибки прогнозування значення температури нейронними мережами за ідеальним перехідним процесом. *Вимірювальна техніка та метрологія* : міжвідом. наук.-техн. зб. 2017, Вип. 78. С. 20–24.
3. Лопатко О., Микитин І. Залежність похибки прогнозування значення температури від розрядності АЦП. *Вимірювальна техніка та метрологія* : міжвідом. наук.-техн. зб. 2018. Вип. 79 (1). С. 12–15.
4. Лопатко О., Микитин І. Прогнозування температури потоків води та повітря із використанням нейронної мережі. *Вимірювальна техніка та метрологія* : міжвідом. наук.-техн. зб. 2018. Вип. 79 (3). С. 37–41.
5. Лопатко О. Залежність похибки прогнозування температури нейронними мережами від похибки вимірювання. *Вимірювальна техніка та метрологія* : міжвідом. наук.-техн. зб. 2018. Вип. 79 (4). С. 42–46.
6. Лопатко О., Микитин І. Прогнозування значення температури із застосуванням нейронних мереж. Всеукраїнська науково-практична конференція «*Промислова автоматизація в Україні. Просвіта та підготовка кадрів*». Львів: 2016. – С. 57–58.
7. Лопатко О., Микитин І. Похибки прогнозування значення температури нейронними мережами. ІІІ Всеукраїнська науково-технічна конференція молодих вчених у царині метрології «*TECHNICAL USING OF MEASUREMENT – 2017*» Київ: 2017. – С. 92–93.

8. Лопатко О., Микитин І. Дослідження залежності похибки прогнозування температури від кількості шарів нейронної мережі. 8-ма міжнародна науково-технічна конференція пам’яті професора Ігора Кісіля «*Сучасні прилади, матеріали і технології для неруйнівного контролю і технічної діагностики машинобудівного і нафтогазопромислового обладнання*» Івано-Франківськ: 2017. – С. 86–88.
9. Лопатко О., Микитин І. Залежність похибки прогнозування значення температури нейронними мережами від випадкової похибки вимірювання. V Всеукраїнська науково-технічна конференція молодих вчених у царині метрології «*TECHNICAL USING OF MEASUREMENT – 2019*» Київ: 2019. – С. 83–84.

ДОДАТОК Б

Створення тестових послідовностей для навчання НМ

```
clear
tau = 8;          % стала часу первинного перетворювача
T_poch = 20;      % початкове значення температури ПП
t_vym_max = 5;    % час вимірювання
n_t = 2;          % кількість вимірюваннь в секунду
t_max = 79;       % час, при якому досягається температура
                  % об'єкта вимірювання

N = t_vym_max*n_t;% кількість "виміряних" значень температури
NN = t_max*n_t;   % кількість всіх значень температури
delta_t = 1/n_t;  % крок зміни часу
t_PP = 0:delta_t:t_max - delta_t; % ств. вектора часу
T_PP = T_poch + (T_ob - T_poch)'*(1 - exp(-t_PP/tau));
                    % розрахунок всіх значень температури

T_vidom_id = T_PP(:,1:N); % виділення ідеальних значень
                          % температури (для навчання НМ)

t_vidom = t_PP(1:N);      % виділення значень часу для
               % "виміряних" значень температури (для графіка)

%%%%%%%%%%%%%%% % 3. Випадкова складова похибки %%%%%%%

delta_v_vidnos = 0.005:0.005:0.025;        % у долях

for jj = 1:length(delta_v_vidnos)
    T1(:,N*(jj-1)+1:N*jj) = T_vidom_id + T_vidom_id.*2.*
(rand(size(T_vidom_id))-0.5).*delta_v_vidnos(jj);
```

```
        T2(:,N*(jj-1)+1:N*jj) = T_vidom_id + T_vidom_id.*2.*
(rand(size(T_vidom_id))-0.5).*delta_v_vidnos(jj);
        T3(:,N*(jj-1)+1:N*jj) = T_vidom_id + T_vidom_id.*2.*
(rand(size(T_vidom_id))-0.5).*delta_v_vidnos(jj);
    end
    save('Rand_err_seq_training.mat','t_vidom','T1','T2','T3','T_
ob','delta_v_vidnos');
```

ДОДАТОК В

Створення та навчання НМ

```
clear
load('Rand_err_seq_training.mat')

%%%%%%   0.5%  %%%%%%%%%
    net0_5 = feedforwardnet(10);
    net0_5 = train(net0_5,T1(:,1:10)',T_ob);
    net0_5 = train(net0_5,T2(:,1:10)',T_ob);
    net0_5 = train(net0_5,T3(:,1:10)',T_ob);

        for i = 2:1:60
            net0_5 = train(net0_5,T1(:,1:10)',T_ob);
            net0_5 = train(net0_5,T2(:,1:10)',T_ob);
            net0_5 = train(net0_5,T3(:,1:10)',T_ob);
        end

    T(1,:) = net0_5(T1(:,1:10)');
    y(1,:) = abs(T_ob - T(1,:));
    y_mean(1) = 1/length(T_ob)*sum(y(1,:));
```

ДОДАТОК Г

Перевірка НМ

```
clear
tau = 8;            % стала часу первинного перетворювача
T_poch = 20;        % початкове значення температури ПП
T_ob_new = [200.25 209.05 211.9 219.75]; % температура
                    % об'єкта вимірювання
t_vym_max = 5;      % час вимірювання
n_t = 2;            % кількість вимірюваннь в секунду
t_max = 79;         % час, при якому досягається температура
об'єкта вимірювання

N = t_vym_max*n_t; % кількість "виміряних" значень
                    % температури (для навчання НМ)
NN = t_max*n_t;     % кількість всіх значень температури
delta_t = 1/n_t;    % крок зміни часу
t_PP = 0:delta_t:t_max - delta_t; % ств. вектора часу

T_PP = T_poch + (T_ob_new - T_poch)'*(1 - exp(-t_PP/tau));
                    % розрахунок всіх значень температури
T_vidom_id = T_PP(:,1:N); % виділення ідеальних значень
                    % температури (для навчання НМ)
t_vidom = t_PP(1:N);      % виділення значень часу для
                    % "виміряних" значень температури

%%%%%%%%%%%%%%% % 3. Випадкова складова похибки %%%%%%%

delta_v_vidnos = 0.005:0.005:0.025;        % у долях
for jj = 1:length(delta_v_vidnos)
    T1(:,N*(jj-1)+1:N*jj) = T_vidom_id +
T_vidom_id.*2.*(rand(size(T_vidom_id))-0.5).*delta_v_vidnos(jj);
```

```
        T2(:,N*(jj-1)+1:N*jj) = T_vidom_id +
T_vidom_id.*2.*(rand(size(T_vidom_id))-0.5).*delta_v_vidnos(jj);
        T3(:,N*(jj-1)+1:N*jj) = T_vidom_id +
T_vidom_id.*2.*(rand(size(T_vidom_id))-0.5).*delta_v_vidnos(jj);
    end
    save('Rand_T_new_seq.mat','T1','T2','T3','t_vidom','T_ob_new'
);
    clear
    load('Nets.mat');   % 'net0_25', 'net0_5', 'net0_75', 'net1',
'net1_25', 'net1_5', 'net1_75', 'net2'
    load('Rand_T_new_seq');
    delta_v_vidnos = 0.005:0.005:0.025;
    %%%%   0.5% %%%%%%%%%%
        T_05(1,:) = net0_5(T1(:,1:10)');
        T_05(2,:) = net0_5(T2(:,1:10)');
        T_05(3,:) = net0_5(T3(:,1:10)');
        y(1,:) = abs(T_ob_new - T_05(1,:));
        y(2,:) = abs(T_ob_new - T_05(2,:));
        y(3,:) = abs(T_ob_new - T_05(3,:));
        y_mean(1,:) = 1/length(T_ob_new)*sum(y(1:3,:));
```

ДОДАТОК Д

Акти впровадження

Затверджую
В.о. директора ДП НДІ «Система»
_____ Кричевець О.М..
«___» _____ 2019р.

Акт
впровадження результатів дисертаційної роботи
Лопатко Ольги Олегівни
«Прогнозування значення температури за перехідним процесом із використанням нейронних мереж»
(спеціальність – 05.11.04 прилади та методи вимірювання теплових величин)

Цим підтверджується, що результати дисертаційної роботи Лопатко Ольги Олегівни на тему: «Прогнозування значення температури за перехідним процесом із використанням нейронних мереж» використані в науково-технічних рішеннях ДП «Науково-дослідний інститут метрології вимірювальних і управляючих систем», зокрема метод прогнозування значення температури за перехідним процесом із використанням нейронної мережі.

Запропонований метод дозволяє суттєво збільшити термін використання первинних перетворювачів температури при вимірюванні високих температур і тим самим поліпшити рівень їх метрологічної надійності під час експлуатації.

Учений секретар ДП НДІ «Система», к.т.н. Бубела І.В.

ЗАТВЕРДЖУЮ
Проректор з науково-педагогічної роботи
Національного університету
«Львівська політехніка»
к.т.н., доц. _____ Давидчак О. Р.
«____» _____ 2019 р.

АКТ

про впровадження результатів дисертаційної роботи в навчальний процес
Лопатко Ольги Олегівни
«Прогнозування значення температури за перехідним процесом із використанням нейронних мереж»
представленої на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю
05.11.04 – *прилади та методи вимірювання теплових величин*

Комісія НУ «Львівська політехніка» у складі:

Голова комісії – голова науково-методичної ради інституту комп'ютерних технологій, автоматики та метрології, д.т.н., проф. Байцар Р. І.

Члени комісії: професор кафедри «Інформаційно-вимірювальних технологій», д.т.н., проф. Скоропад П. І., професор кафедри «Інформаційно-вимірювальних технологій», д.т.н., доц. Мотало В. П., професор кафедри «Інформаційно-вимірювальних технологій», д.т.н., проф. Яцишин С. П.

даним актом підтверджує, що проведені дисертанткою наукові дослідження виконувалися нею на кафедрі інформаційно-вимірювальних технологій Національного університету «Львівська політехніка» у співпраці з кафедрою вимірювальних процесів і сенсорної техніки Технічного Університету Ільменау (Німеччина). Основні положення та результати дисертаційної роботи впроваджені у навчальний процес кафедри «Інформаційно-вимірювальних технологій» Національного університету «Львівська політехніка» при вивченні дисциплін:

- «Основи термометрії» для підготовки фахівців за спеціальністю 152 «Метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка» спеціалізація 0100;
- «Робототехніка, системи та комплекси» для підготовки фахівців за спеціальністю 152 «Метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка» спеціалізація 0701 «Інформаційно-вимірювальні технології у робототехніці».

Голова комісії,
голова науково-методичної ради ІКТА
д.т.н., проф. _____ Байцар Р. І.

Члени комісії:
проф. каф. ІВТ, д.т.н., проф. _____ Скоропад П. І.

доц. каф. ІВТ, д.т.н., доц. _____ Мотало В. П.

проф. каф. ІВТ, д.т.н., проф. _____ Яцишин С. П.