

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ “ЛЬВІВСЬКА ПОЛІТЕХНІКА”

Лопатко Ольга Олегівна



УДК 536.55

**ПРОГНОЗУВАННЯ ЗНАЧЕННЯ ТЕМПЕРАТУРИ ЗА ПЕРЕХІДНИМ
ПРОЦЕСОМ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

05.11.04 – *Прилади та методи вимірювання теплових величин*

Автореферат дисертації на здобуття наукового ступеня
кандидата технічних наук

Львів – 2019 р.

Дисертацією є рукопис.

Робота виконана у Національному університеті «Львівська політехніка» Міністерства освіти і науки України.

Наукові керівники: Доктор технічних наук, професор
Микитин Ігор Петрович,
професор кафедри «Інформаційно-вимірювальних технологій» Національного університету «Львівська політехніка»

Доктор технічних наук, професор
Томас **Фрьогліх** (*Thomas Fröhlich*),
Директор інституту вимірювальних процесів та сенсорної техніки Технічного Університету Ільменау (Німеччина)

Офіційні опоненти: Доктор технічних наук, с.н.с.
Воробйов Леонід Йосипович,
провідний науковий співробітник Інституту технічної теплофізики НАН України
Кандидат технічних наук, доцент
Паракуда Василь Васильович,
директор Державного підприємства «Науково-дослідний інститут метрології вимірювальних і управляючих систем» Департаменту технічного регулювання Міністерства економічного розвитку і торгівлі України

Захист відбудеться « 29 » листопада 2019 р. о 13⁰⁰ годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 35.052.08 у Національному університеті «Львівська політехніка» (79013, Львів-13, вул. С. Бандери, 28а, ауд. 711 п'ятого навчального корпусу).

З дисертацією можна ознайомитись у бібліотеці Національного університету «Львівська політехніка» за адресою: 79013, м. Львів, вул. Професорська, 1.

Автореферат розісланий « 28 » жовтня 2019 р.

Учений секретар спеціалізованої
вченої ради, д.т.н., професор



Я. Т. Луцик

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

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.), III 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 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.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У **вступі** представлено загальну характеристику роботи, висвітлено актуальність теми, обґрунтовано мету та основні завдання досліджень, визначено наукову новизну отриманих результатів та показано їх практичну цінність. Представлено об’єкт, предмет та методи досліджень, а також наведено дані про особистий внесок здобувача та апробацію результатів роботи.

У **першому розділі** проведено аналітичний огляд методів вимірювання температури за температурним перехідним процесом. Запропоновано метод вимірювання температури із використанням нейронної мережі (НМ), яка використовується для обчислення значення температури об’єкта вимірювання

за температурним перехідним процесом. Наведено класифікацію нейронних мереж за архітектурою, способом навчання та типом задач, які здатна виконувати нейронна мережа. Визначено оптимальну архітектуру НМ для вирішення поставленої задачі та спосіб її навчання. Описано дві математичні моделі температурного перехідного процесу, які використовуються для навчання та тестування НМ.

Модель температурного перехідного процесу для первинного перетворювача (ПП) з однією сталою часу описується виразом:

$$T(t) = T_p + (T_{OV} - T_p)(1 - e^{-t/\tau}), \quad (1)$$

де $T(t)$ – миттєві значення температури, T_p – початкове значення температури ПП, T_{OV} – температура об'єкта вимірювання, t – час, τ – стала часу ПП.

Модель температурного перехідного процесу для ПП з двома сталими часу має вигляд:

$$T(t) = T_p + (T_{OV} - T_p) \left(1 - \frac{\tau_1}{\tau_1 - \tau_2} e^{-t/\tau_1} - \frac{\tau_2}{\tau_2 - \tau_1} e^{-t/\tau_2} \right), \quad (2)$$

де τ_1, τ_2 – сталі часу ПП.

У **другому розділі** описано уставу для вимірювання температури за перехідним процесом, обчислювальним елементом якої є НМ. Проведено дослідження метрологічних характеристик уставу. 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 НМ.

Структурна схема уставу для вимірювання температури за перехідним процесом із використанням НМ зображена на рисунку 1. Вимірювання температури відбувається контактним способом із використанням робочого ПП та засобу вимірювання температури, який з'єднаний з обчислювальним компонентом (персональним комп'ютером, мікропроцесором, мікроконтролером тощо).

Устава для прогнозування значення температури може працювати в двох режимах: навчання та вимірювання. Перший режим використовується для навчання НМ прогнозувати значення температури за перехідним процесом. Навчання НМ може відбуватися двома способами: безпосередньо на об'єкті та із використанням математичної моделі температурного перехідного процесу (моделі (1) або (2)).

Якщо використовується спосіб навчання безпосередньо на об'єкті, то для цього потрібний зразковий ПП та зразковий засіб вимірювання. До початку навчання НМ зразковий ПП має бути встановлений у вимірювальному 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, НМ) як зразкова температура об'єкта вимірювання під час навчання.

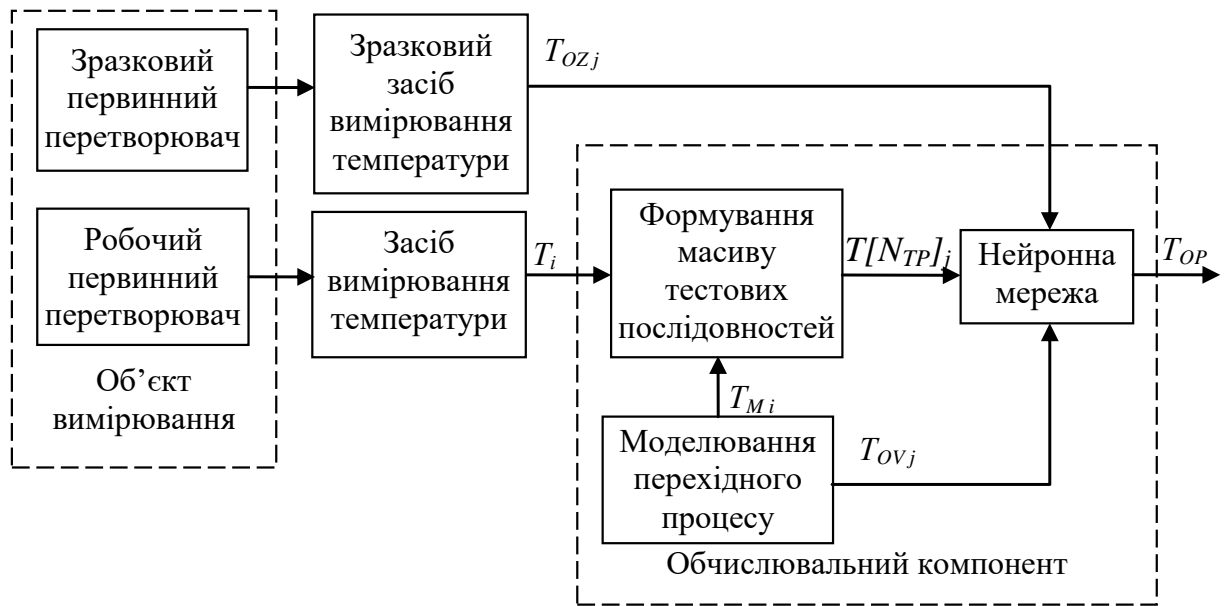


Рисунок 1. Структурна схема устави для прогнозування значення температури за перехідним процесом із використанням нейронної мережі

Одночасно з вимірюванням зразкової температури T_{OZ} робочий ПП занурюється у вимірювальне середовище і вимірюється N_{TP} миттєвих значень температурного перехідного процесу. Масив цих значень у подальшому називають *тестовою послідовністю*.

Миттєві значення температурного перехідного процесу вимірюються через однаковий проміжок часу. Тестова послідовність вимірюється протягом часу $t_{вум}$. Для збільшення експлуатаційного ресурсу робочого ПП останнє вимірне значення тестової послідовності не повинно перевищувати половини значення максимальної температури, яку можна вимірювати даним ПП.

Після отримання тестової послідовності робочий ПП вилучається із вимірювального середовища та охолоджується певний час до температури навколишнього середовища. Із використанням отриманої тестової послідовності та значення температури зразкового термометра T_{OZ} створюється навчальна пара. Далі робочий ПП повторно занурюється у вимірювальне середовище і описаний вище процес повторюється N_{NP} разів, у результаті чого формується *масив навчальних пар* (рисунок 2): масив тестових послідовностей $T[N_{TP}]_j$ та масив T_{OZj} , де j змінюється від 1 до N_{NP} . Тестові послідовності подаються на вхід НМ, а отримані значення на виході НМ порівнюються із відповідним значенням T_{OZ} (для $T[N_{TP}]_1$ використовується T_{OZ1} , для $T[N_{TP}]_2$ – T_{OZ2} і т.д.). За алгоритмом Левенберга-Марквардта проводиться навчання нейронної мережі.

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.

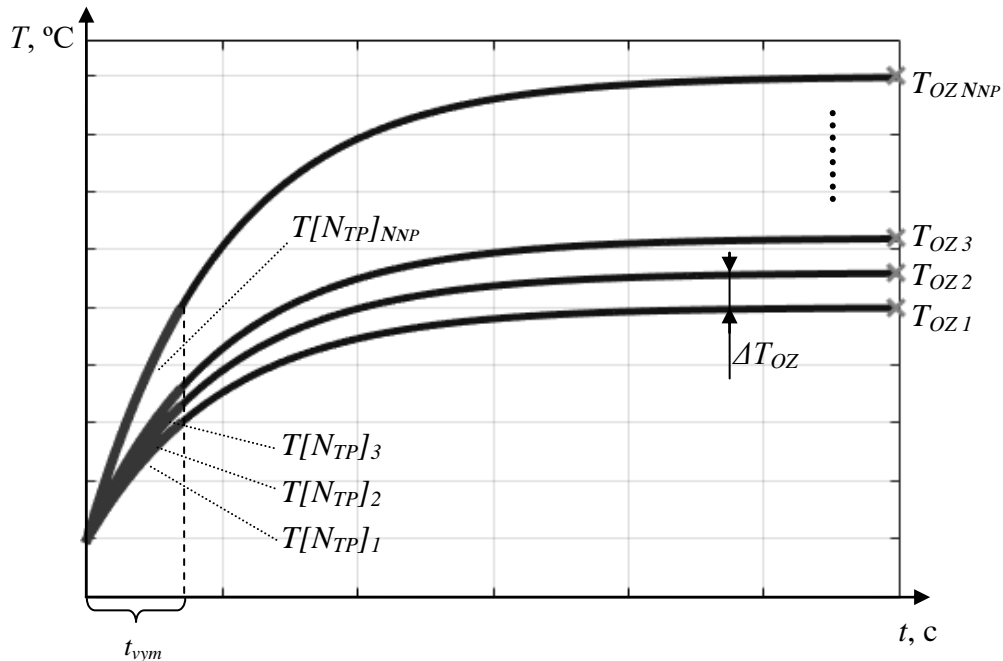


Рисунок 2. Формування масиву навчальних пар для навчання нейронної мережі

Якщо використовується спосіб навчання із використанням математичної моделі температурного перехідного процесу, то тестові послідовності розраховуються за виразом (1) або (2) для заданої температури об'єкта вимірювання T_{OVj} (рисунок 1). Навчальні пари формуються так само як і для навчання НМ на об'єкті. Лише замість T_{OZj} , ΔT_{OZ} використовується відповідно T_{OVj} , ΔT_{OV} (рисунок 2). Обчислюється N_{TP} значень температури перехідного процесу T_{Mi} (i змінюється від 1 до N_{TP}), формуються масиви тестових послідовностей та створюються навчальні пари (масив тестових послідовностей $T[N_{TP}]_j$ та цільовий масив T_{OVj}).

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

В режимі вимірювання устаток працює без використання зразкових засобів. Робочий ПП занурюється у вимірювальне середовище і вимірюється N_{TP} миттєвих значень температурного перехідного процесу. В обчислювальному компоненті формується тестова послідовність, яка подається на навчену НМ. На виході НМ отримуємо прогнозоване значення температури об'єкта вимірювання T_{OP} .

Для оптимізації параметрів НМ за критерієм мінімуму похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання проведено дослідження залежності похибки прогнозування температури від: кількості входів N_{TP} нейронної мережі, кількості шарів НМ, кількості послідовностей для

навчання, початкової температури робочого ПП та похибки зразкового термометра.

Всі дослідження у другому розділі проводились із використанням моделі температурного перехідного процесу для ПП з одною сталою часу (1) та не враховувались похибки вимірювання миттєвих значень температурного перехідного процесу.

Проведено дослідження залежності похибки прогнозування температури від кількості шарів НМ. Кількість шарів НМ змінювалася від 2 до 6. НМ навчалися на двох діапазонах температури об'єкта вимірювання: 200 – 220 °С (крок 0,5 К) або 1000 – 1200 °С (крок 5 К). Донавчання НМ не проводилось. Навчена НМ перевірялась на всіх послідовностях, на яких вона навчалась. Зі збільшенням кількості шарів НМ похибка прогнозування значення температури об'єкта вимірювання збільшується. Отже, доцільно використовувати НМ з найменшою кількістю шарів. Для двошарової НМ значення абсолютної похибки прогнозування температури є меншою від $2 \cdot 10^{-4}$ К для діапазону температури об'єкта вимірювання 200 – 220 °С, та $4 \cdot 10^{-3}$ К для діапазону 1000 – 1200 °С.

Дослідження залежності похибки прогнозування значення температури від кількості входів N_{TP} НМ проводилось для двох випадків формування тестових послідовностей: коли час вимірювання однаковий, а крок за часом різний і коли час вимірювання різний, а крок за часом однаковий. Після навчання НМ проводилось їх донавчання для підвищення точності прогнозування. На рисунку 3 представлено залежність похибки прогнозування значення температури від кількості входів N_{TP} НМ (час вимірювання однаковий) для температури об'єкта вимірювання від 200 до 220 °С.

Проведені дослідження показали, що для обох випадків формування тестових послідовностей спостерігається мінімум похибки прогнозування значення температури, який відповідає кількості входів НМ від 20 до 40. Подальше збільшення кількості входів як і мала їх кількість (менше 10) призводить до збільшення похибки прогнозування.

Проведено дослідження залежності похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від кількості послідовностей для навчання НМ ($N_{NP} = 40, 50, 65, 100, 200$). Зі збільшенням кількості послідовностей для навчання НМ 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 °С, та $3,5 \cdot 10^{-5}$ К для діапазону 1000 – 1200 °С.

Дослідження залежності похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від кількості донавчань НМ показало, що похибка прогнозування температури зменшується зі 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.

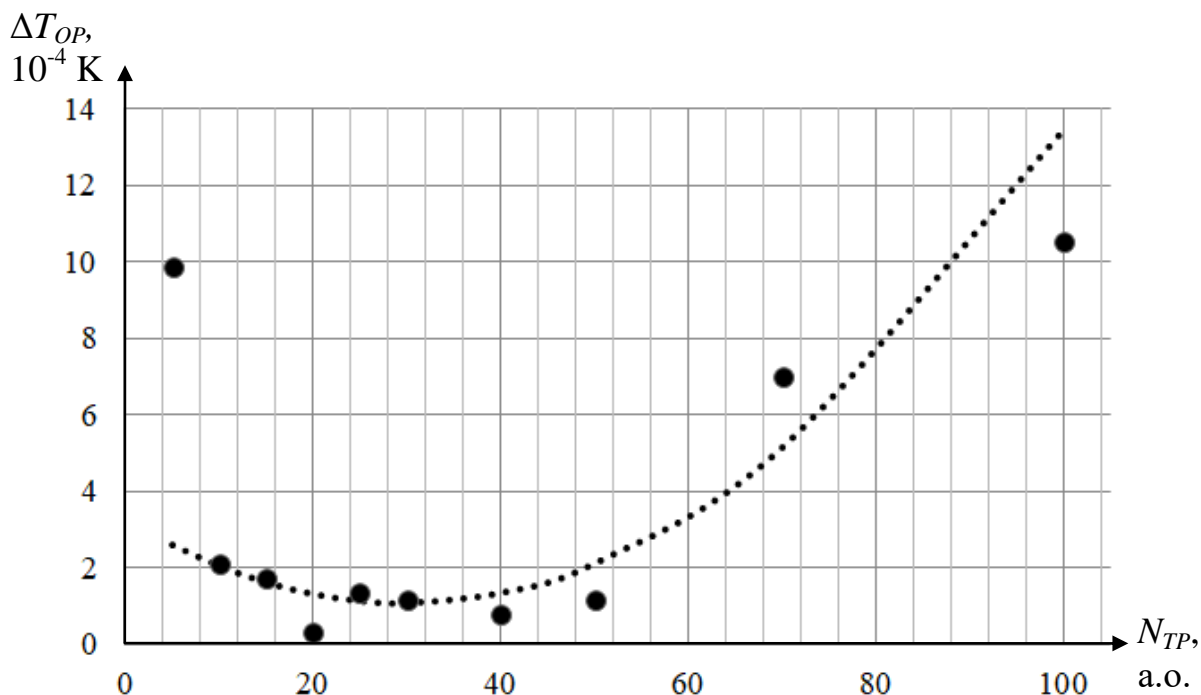


Рисунок 3. Залежність похибки прогнозування значення температури від кількості входів нейронної мережі (час вимірювання однаковий, 200 – 220 °С)

Дослідження похибки прогнозування температури для температур об'єкта вимірювання, на яких не навчалась нейронна мережа, проводилось для двох випадків. В першому випадку значення температури об'єкта вимірювання перебували всередині діапазону навчання НМ, але не дорівнювали температурам, на яких навчалась НМ. Наприклад, якщо НМ навчалась на температурах від 1000 до 1200 °С з кроком 5 К (1000, 1005 ... 1200 °С), то перевірялась НМ на температурах 1002,5, 1007,5 ... 1197,5 °С. За результатами досліджень похибка прогнозування температури об'єкта вимірювання не перевищує $1,1 \cdot 10^{-3}$ К для діапазону температури об'єкта вимірювання 1000 – 1200 °С і не перевищує $1,5 \cdot 10^{-5}$ К для діапазону температури об'єкта вимірювання 1000 – 1040 °С. 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 похибки прогнозування для температур об'єкта вимірювання, значення яких виходили за межі діапазону навчання НМ. Для діапазону навчання 1000 – 1200 °С НМ перевірялась на діапазонах температур від 850 °С до 1000 °С та від 1200 °С до 1350 °С, а для діапазону навчання 1000 – 1040 °С – від 970 °С до 1000 °С та від 1040 °С до 1070 °С. Проведені дослідження показали, що зі збільшенням відхилення вимірюваної температури від діапазону навчання НМ похибка прогнозування суттєво зростає. Так, для обох діапазонів навчання, коли вимірювана температура рівна 850 °С та 1070 °С, похибка прогнозування $\leq 2,6$ К, що на три

порядки є більшим за похибки отримані для температур, які знаходяться в межах діапазону навчання НМ.

Проведено дослідження залежності похибки прогнозування температури від початкової температури робочого ПП. НМ навчалась на діапазоні початкових значень температури ПП від 20 °С до 30 °С з двома кроками 5 К або 2 К, а перевірялась за початкової температури ПП 10 °С або 40 °С. Дослідження 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.

Отримані залежності похибки прогнозування від параметрів НМ дозволяють оптимізувати НМ за критерієм мінімуму похибки вимірювання температури.

У **третьому розділі** проведено дослідження залежності похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від похибки вимірювання миттєвих значень температурного перехідного процесу, розрядності АЦП та похибки зразкового термометра.

Під час досліджень було використано моделі мультиплікативної, нелінійної та випадкової складових 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} складові похибки. Для кожної з них розраховувались граничні значення абсолютних похибок $\pm\Delta_{gr m}$, $\pm\Delta_{gr n}$ і $\pm\Delta_{gr rand}$ за формулою:

$$\Delta_{gr} = \frac{\delta \cdot T_{OV}}{100}, \quad (3)$$

де δ – одне із значень відносної похибки δ_m , δ_n або δ_{rand} .

Конкретна залежність похибки від температури випадковим чином генерувалася так, щоб значення $\pm\Delta_{max}$ завжди перебували у діапазоні від $-\Delta_{gr}$ до Δ_{gr} . Значення абсолютної мультиплікативної складової похибки Δ_{mi} , яке додається до миттєвого значення температури T_{Mi} , розраховувалось за формулою:

$$\Delta_{mi} = \frac{T_{Mi} - T_{min}}{T_{max} - T_{min}} (\Delta_{max m} - \Delta_{min m}) + \Delta_{min m} \quad (4)$$

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_{Mi} – миттєві значення температури, розраховані за однією з моделей температурного перехідного процесу (1) або (2). В (4) адитивна похибка враховується як доданок $\Delta_{min m}$.

Формула для розрахунку миттєвих значень нелінійної складової похибки Δ_{ni} в залежності від значення вимірюваної температури:

$$\Delta_{ni} = \left(\Delta_{\min n} - \Delta_{\max n} \right) \frac{\left(T_{\max} - 2T_{Mi} \right)^2}{\left(T_{\max} - 2T_{\min} \right)^2} + \Delta_{\max n}, \quad (5)$$

де $\Delta_{\max n}$ – максимальне значення нелінійної похибки.

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

$$\Delta_{rand i} = 2 \left(rand() - 0,5 \right) \Delta_{\max rand}, \quad (6)$$

де $rand()$ – функція, яка генерує випадкове число в діапазоні від 0 до 1, $\Delta_{\max rand}$ – максимальне значення випадкової похибки.

Миттєві значення температури перехідного процесу T_{vi} із врахуванням мультиплікативної, нелінійної та випадкової складових похибки розраховуються відповідно за одним із виразів:

$$\begin{aligned} T_{vi} &= T_{Mi} + \Delta_{mi}, \\ T_{vi} &= T_{Mi} + \Delta_{ni}, \\ T_{vi} &= T_{Mi} + \Delta_{rand i}, \end{aligned} \quad (7)$$

Миттєві значення температури перехідного процесу T_{vi} із врахуванням усіх складових похибки одночасно (в подальшому *сумарна похибка*), розраховуються за формулою:

$$T_{vi} = T_{Mi} + \Delta_{mi} + \Delta_{ni} + \Delta_{rand i}. \quad (8)$$

Під час досліджень залежності похибки прогнозування від мультиплікативної, нелінійної, випадкової та сумарної похибок використовувались такі параметри моделі температурного перехідного процесу: температура об'єкта вимірювання T_{OV} змінювалась від 200 до 220 °C з кроком 0,5 К або від 1000 до 1200 °C з кроком 5 К, початкова температура ПП - 20 °C.

З виразів (7), (8) розраховуються тестові послідовності та формуються навчальні пари. Навчена НМ перевірялась на тестових послідовностях для конкретних температур об'єкта вимірювання: $T_{OV1} = 200,25$; $T_{OV2} = 209,05$; $T_{OV3} = 211,9$; $T_{OV4} = 219,75$ °C, на яких НМ не навчалась (для діапазону температур від 1000 до 1200 °C: $T_{OV1} = 1004$; $T_{OV2} = 1091$; $T_{OV3} = 1148$; $T_{OV4} = 1197$ °C). 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 .

Дослідження залежності похибки прогнозування температури від мультиплікативної та нелінійної складових похибки показали, що зі збільшенням їх значення похибка прогнозування температури зростає. Проте навіть для 2 % мультиплікативної або нелінійної складових похибки похибка прогнозування для обох діапазонів температур не перевищує $2 \cdot 10^{-3}$ К.

На рисунку 4 представлено залежність похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від випадкової складової похибки для діапазону температур об'єкта вимірювання від 200 до 220 °С. Проведені дослідження показали, що випадкова похибка має значно більший вплив на похибку прогнозування значення температури об'єкта вимірювання за перехідним процесом і зростає на три порядки у порівнянні з мультиплікативною та нелінійною складовими похибки.

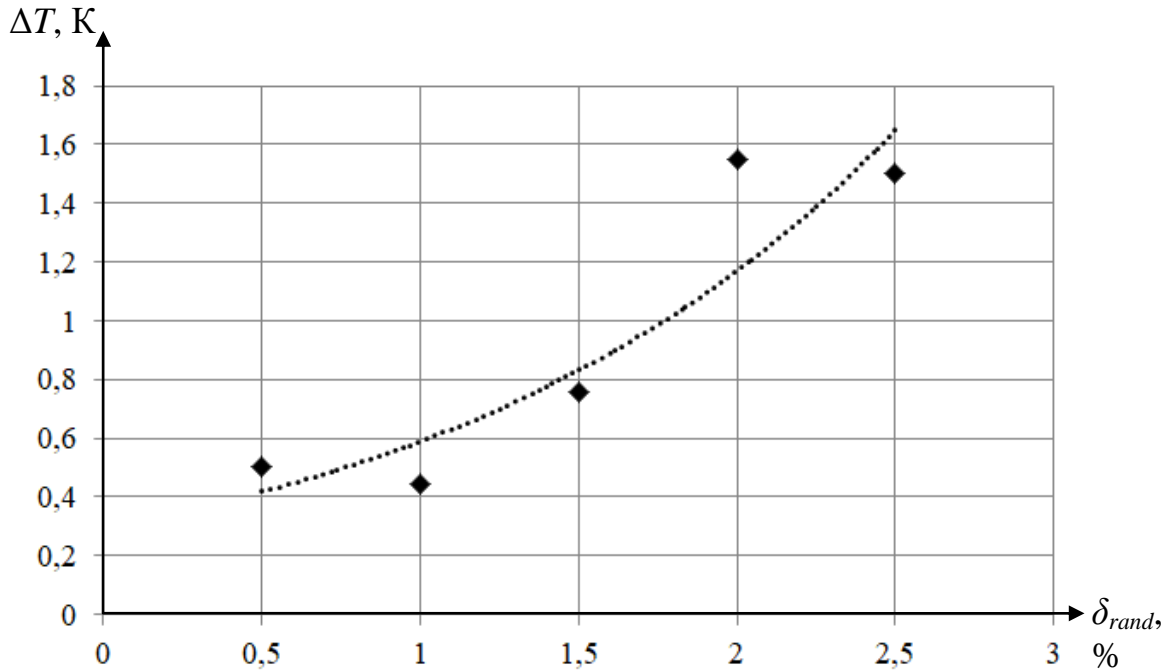


Рисунок 4. Залежність похибки прогнозування значення температури від випадкової похибки (200 – 220 °С)

В таблиці 1 представлено середні похибки прогнозування значення температури за перехідним процесом для мультиплікативної, нелінійної, випадкової та сумарної похибок вимірювання миттєвих значень температури. Для сумарної похибки мультиплікативна, нелінійна та випадкова складові похибки приймали однакове значення 2 % (таблиця 1).

Таблиця 1. Середні похибки прогнозування значення температури

Відносна похибка вимірювання миттєвих значень температури, %		Похибка прогнозування $\Delta T_s, K$	
		Діапазон температур 200 – 220 °С	Діапазон температур 1000 – 1200 °С
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 1 похибка прогнозування за однакових значень випадкової та сумарної похибок (2 %) є практично однаковою і не перевищує 1,6 К для діапазону температур 200 – 220 °С і не перевищує 10,2 К для діапазону 1000 – 1200 °С.

Отримано залежності похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від похибки зразкового термометра. Результати досліджень показали суттєвий вплив значення похибки зразкового термометра на похибку прогнозування температури. Так, наприклад, за похибки зразкового термометра 0,1 % похибка прогнозування не перевищує 0,35 К для діапазону температур об'єкта вимірювання від 200 °С до 400 °С, та не перевищує 1,45 К для діапазону температур від 1000 °С до 1200 °С.

Отримано залежність похибки прогнозування значення температури об'єкта вимірювання від розрядності АЦП. В таблиці 2 приведено результати досліджень для даних, квантованих за рівнем, та даних типу double.

Таблиця 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	

У порівнянні з похибкою прогнозування температури, яку отримано для даних типу double, у разі застосування 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 $2 \cdot 10^{-3}$ К. На підставі отриманих залежностей можна розрахувати похибку прогнозування значення температури в залежності від розрядності АЦП або для конкретної похибки вимірювання температури визначити необхідну розрядність АЦП.

Проведено дослідження похибки прогнозування температури об'єкта вимірювання за температурним перехідним процесом для багаторазового зсуву тестових послідовностей під час формування навчальних пар. НМ навчалась на діапазоні температур об'єкта вимірювання від 200 до 300 °С з кроком 5 К та перевірялась на значеннях температурного перехідного процесу, які були розраховані за однією з моделей (вираз (1) або (2)) для температури об'єкта вимірювання 276 °С.

В таблиці 3 подані середні значення температури, які розраховувались НМ з різною кількістю входів N_{TP} , та абсолютні похибки вимірювання

температури для випадку використання багаторазового зсуву тестових послідовностей під час формування навчальних пар.

Як видно з таблиці 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 К, а для моделі з двома сталими часу – 1,8 К. Проте для обох моделей похибка є одного порядку.

Таблиця 3. Середні значення температури та абсолютні похибки вимірювання температури при багаторазовому зсуві тестових послідовностей

№	Кількість входів НМ	Модель температурного перехідного процесу	Кількість даних для усереднення	Середнє значення температури, °С	Температура об'єкта вимірювання, °С	Абсолютна похибка вимірювання температури, К
1	20	З одною сталою часу	80	277,9	276	1,9
2	40		60	277,2		1,2
3	20	З двома сталими часу	80	273,2		2,8
4	40		60	274,2		1,8

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 термоелектричного перетворювача типу N, мультиметра Agilent 34410A, повітряного каналу за Лііневегом та водяного термостату.

Досліджувались НМ, навчання яких проводилось на: моделі температурного перехідного процесу з двома сталими часу, об'єкті вимірювання та на моделі з подальшим донавчанням на об'єкті вимірювання. Якщо НМ навчалась на моделі, то використовувались сталі часу ПП, які попередньо розраховувались співробітниками ТУ Ільменау за стандартною методикою.

Загальний вигляд повітряного каналу за Лііневегом представлено на рисунку 5, а, загальний вигляд водяного термостату – на рисунку 5, б.

В таблиці 4 наведено результати експериментальних досліджень залежності максимальної похибки прогнозування значення температури повітряного середовища від способу навчання НМ. Проведені дослідження показали, що для способу навчання НМ лише на моделі температурного перехідного процесу похибка прогнозування є найбільшою, похибка двох інших способів є практично однаковою і майже в 4 рази меншою у порівнянні з першим способом.

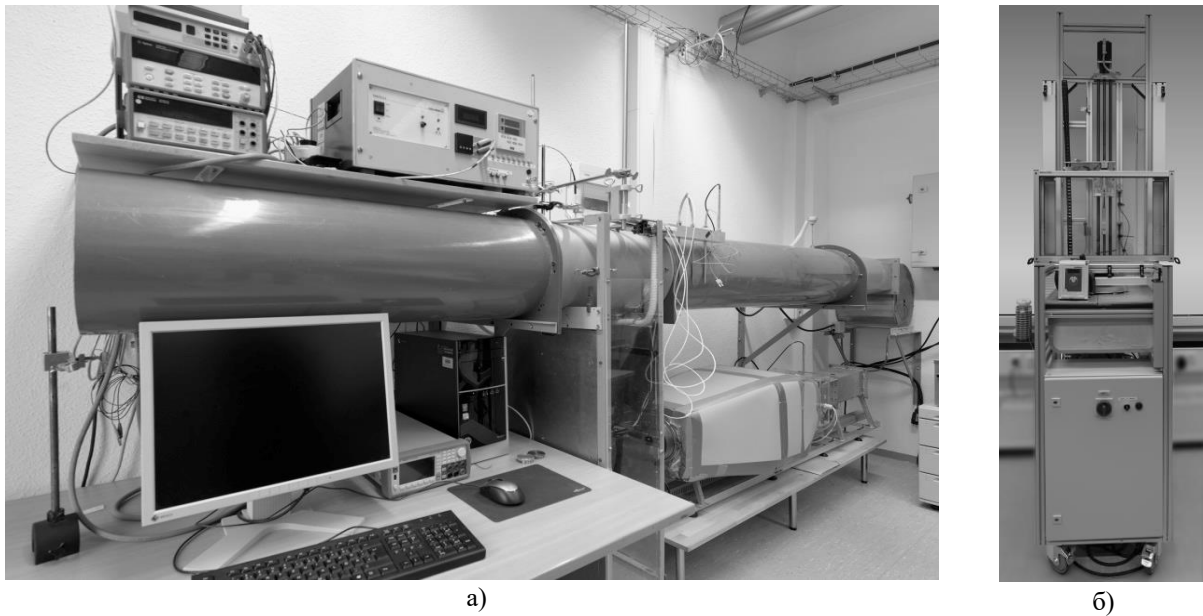


Рисунок 5. Загальний вигляд: а) повітряного каналу за Лііневегом, б) водяного термостату

Таблиця 4. 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

В таблиці 5 представлено результати експериментальних досліджень залежності максимальної похибки прогнозування значення температури водяного середовища від способу навчання НМ.

Таблиця 5. 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 5) показали, що для способу навчання НМ лише на моделі температурного перехідного процесу похибка прогнозування значення температури є найбільшою. Якщо донавчати НМ на об'єкті вимірювання похибка прогнозування зменшується майже у 5 разів.

Отже, враховуючи результати експериментальних досліджень (таблиця 4, таблиця 5) можна зробити висновок, що коли вимоги до похибки вимірювання температури є невисокими, то доцільно використовувати спосіб навчання НМ

на моделі. У такому випадку не потрібно у складі уставу для вимірювання температури мати зразковий термометр, а використання моделі суттєво спрощує процес навчання НМ.

В таблиці 6 представлено результати порівняльного аналізу теоретичної та експериментально визначених абсолютних похибок вимірювання температури за перехідним процесом із використанням НМ.

Таблиця 6. Результати теоретичних та експериментальних досліджень

	Теоретична	Експериментальна		
		Спосіб навчання НМ	Повітря	Вода
Похибка вимірювання, К	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 6) показали, що експериментально отримані та теоретично визначені похибки вимірювання температури за перехідним процесом практично є тотожними для способу навчання НМ на об'єкті вимірювання та для навчання на моделі з подальшим донавчанням на об'єкті. Якщо навчання НМ відбувається лише на моделі, то спостерігається зростання похибки вимірювання приблизно у 4 рази по відношенню до теоретично розрахованої.

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 уставу 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 уставу 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 °С і не перевищує 4 К за похибки вимірювання миттєвих значень температури ≤ 10 К (відносна похибка ≤ 1 %) для діапазону температур 1000 – 1200 °С.
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 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. III 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.

АНОТАЦІЯ

Лопатко О. О. Прогнозування значення температури за перехідним процесом із використанням нейронних мереж. – 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» Міністерства освіти і науки України, 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. Розроблено структурну схему уставу для вимірювання температури за перехідним процесом із використанням нейронної мережі. Проведено дослідження залежностей похибки прогнозування значення

температури від кількості шарів та кількості входів нейронної мережі, кількості тестових послідовностей для навчання та кількості донавчань нейронної мережі, початкової температури первинного перетворювача, розрядності АЦП, похибки зразкового термометра та похибок вимірювання миттєвих значень температури перехідного процесу. Отримані залежності дозволяють оптимізувати параметри устави та нейронної мережі за критерієм мінімуму похибки. Проведено експериментальні дослідження запропонованого методу в Інституті вимірювань та сенсорних технологій Технічного Університету Ільменау (Німеччина). 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.

АННОТАЦИЯ

Лопатко О. О. Прогнозирование значения температуры по переходному процессу с использованием нейронных сетей. – На правах рукописи.

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.11.04 «Приборы и методы измерения тепловых величин». – Национальный университет «Львовська политехника» Министерства образования и науки Украины, Львов, 2019.

Диссертация посвящена решению актуальной научно-технической задачи разработки метода измерения температуры по переходному процессу с использованием нейронной сети. При измерении высоких температур данный метод позволяет уменьшить время пребывания первичных преобразователей под действием высоких температур и таким образом увеличить срок их эксплуатации. Разработана структурная схема установки для измерения температуры по переходному процессу с использованием нейронной сети. Проведено исследование зависимости погрешности прогнозирования значения температуры от количества слоев и количества входных нейронных сети, количества тестовых последовательностей для обучения и количества дообучений нейронной сети, начальной температуры первичного преобразователя, разрядности АЦП, погрешности образцового термометра и погрешностей измерения мгновенных значений температуры переходного процесса. Полученные зависимости позволяют оптимизировать параметры установки и нейронной сети по критерию минимума погрешности. Проведено экспериментальные исследования предложенного метода в Институте измерений и сенсорных технологий Технического Университета Ильменау (Германия). Экспериментально полученные и теоретически определенные погрешности измерения температуры по переходному процессу являются практически одинаковыми, что подтверждает корректность результатов теоретических исследований.

Ключевые слова: температура, температурный переходный процесс, нейронная сеть, тестовая последовательность, обучающая пара.

ABSTRACT

Lopatko O. O. Temperature prediction in step response using neural networks.
– On the rights of manuscript.

The dissertation for a candidate of technical science degree in specialty 05.11.04 «Devices and methods for thermal measurements». – Lviv Polytechnic National University of the Ministry of Education and Science of Ukraine, Lviv, 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.

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. 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 N-type 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. 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.