

# ПОХИБКИ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗНАЧЕННЯ ТЕМПЕРАТУРИ НЕЙРОННИМИ МЕРЕЖАМИ ЗА ІДЕАЛЬНИМ ПЕРЕХІДНИМ ПРОЦЕСОМ

## TEMPERATURE VALUE PREDICTION ERRORS USING neural networkS AND IDEAL TRANSITION PROCESS

*Ольга Лопатко, І. Микитин,*

*Національний університет «Львівська політехніка», Україна*

*Olha Lopatko, I. Mykytyn*

*Lviv Polytechnic National University, Ukraine*

### **Анотація**

В статті описані результати дослідження похибок прогнозування значення температури із використанням нейронних мереж. Описано алгоритм створення та навчання нейронних мереж. Наведено результати дослідження залежності похибки прогнозування значення температури від кількості шарів в мережі, від кількості входів мережі та від кількості послідовностей для навчання. Дослідження залежності похибки прогнозування температури від кількості входів мережі проводилось для двох випадків: коли час вимірювання температури перехідного процесу однаковий і коли час вимірювання різний. Крім того нейронна мережа перевірялась на тестових послідовностях, які співпадали та не співпадали з тестовими послідовностями, на яких нейронна мережа вчилася.

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

### **Abstract**

The present paper describes the study of the prediction error of temperature values with help of the neural networks. Since the problems come up while measuring the high temperatures, the proposed method able to solve them seems to be the neural networks method.

Firstly the authors present a neural networks classification based on their architecture (feed-forward neural networks, recurrent neural networks and completely linked neural networks are highlighted) as well as the previous works with the derivations about the relevant neural network architecture for temperature predicting by type of transition process.

Current studies are implemented in the MATLAB computing environment. An algorithm for creating and teaching neural networks is described. Sequences modeling for the neural network training, the functions using for neural network creation and studing, the formula for calculating the absolute error of temperature prediction are given. During the sequences creation the measurement error was not taken into account. So the network has been studied on ideal sequences.

The results of the study of dependence of the temperature value prediction error on the number of layers in the network, on the number of network inputs, and on the number of sequences for training are presented. Investigation of the dependence of the temperature prediction error on the number of network inputs was carried out for two cases: when the duration of transition process of temperature measurement is the immutable and when the duration is variable. In addition, the neural network has been tested on sequences that coincided and did not coincide with the sequences on which this network studied previously. The conclusions about the most relevant neural network parameters (number of layers, number of inputs and the number of sequences for training neural network) is linked with temperature prediction error value.

**Keywords:** Neural Network, Temperature Prediction, Temperature Transition Process.

**Вступ.** В багатьох технологічних процесах потрібно вимірювати високі температури [1; 2]. Тривале перебування первинного перетворювача (ПП) за високих температур призводить до зміни номінальної статичної характеристики ПП, а отже погіршує метрологічні характеристики ПП, що суттєво скорочує термін його експлуатації. Зменшення часу вимірювання можна досягнути шляхом прогнозування значення температури за перехідним процесом [3], не очікуючи стану теплової рівноваги. У такому випадку значення температури визначається за температурним перехідним процесом, що описується виразом [4]:

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

де  $t$  – час;  $\tau$  – постійна часу первинного перетворювача;  $T_0$  – температура об'єкта вимірювання;  $T_p$  – початкове значення температури первинного перетворювача;  $T$  – біжуче значення температури.

Одним з перспективних способів вирішення задачі прогнозування значення температури за перехідним процесом є застосування нейронних мереж (НМ). НМ можуть виявляти приховані залежності між вхідними та вихідними даними. Навчання мережі можна проводити як за моделлю процесу так і за експериментальними даними. Навчена мережа з достатньо високою точністю дозволяє прогнозувати значення температури об'єкта вимірювання за перехідним процесом.

**Мета.** Дослідження залежності похибки прогнозування значення температури нейронними мережами за ідеальним перехідним процесом.

**Основний текст.** Штучні нейронні мережі складаються з взаємодіючих нейронів, які дозволяють проводити паралельні обчислення [5]. З точки зору структури можна виділити три основні типи нейронних мереж [6; 7]: мережі прямого розповсюдження, рекурентні нейронні мережі (нейронні мережі зі зворотнім зв'язком), повністю зв'язані мережі. Аналітичний огляд існуючих структур нейронних мереж [8] показав, що оптимальним для прогнозування температури є застосування нейронної мережі з архітектурою прямого розповсюдження.

Дослідження, описані в статті, реалізовані в програмному середовищі. Спочатку проводилось моделювання температурного перехідного процесу за виразом (1) для значень температури об'єкта в діапазоні від 200 до 220 °C з кроком  $\Delta T_0$  (рисунок 1), де значення часу  $t$  змінювалось від 0 до  $t_{vym}$ . За проміжок часу  $t_{vym}$  було розраховано  $n$  значень температури перехідного процесу. Кожному значенню температури об'єкта вимірювання відповідає певна тестова послідовність (ТП), при чому останнє значення температури в тестовій послідовності не перевищувало половини значення температури об'єкта вимірювання, щоб уникнути перегріву ПП. Усі тестові послідовності утворюють масив тестових послідовностей. Під час створення тестових послідовностей не враховувалась похибка вимірювання, тобто мережа навчалась на ідеальних послідовностях. В статті введено такі позначення:  $k$  – кількість послідовностей для навчання;  $m$  – кількість шарів нейронної мережі;  $n$  – кількість входів нейронної мережі.

Створювалась нейронна мережа з архітектурою прямого розповсюдження (функція feedforwardnet) із врахуванням кількості нейронів в прихованих шарах. Нейронну мережу навчали функцією train, для якої вказувались назва мережі, масив тестових послідовностей, для якого кожна з тестових послідовностей є входом нейронної мережі, та масив відповідних значень температури об'єкта вимірювання, які є виходом нейронної мережі (рисунок 2).

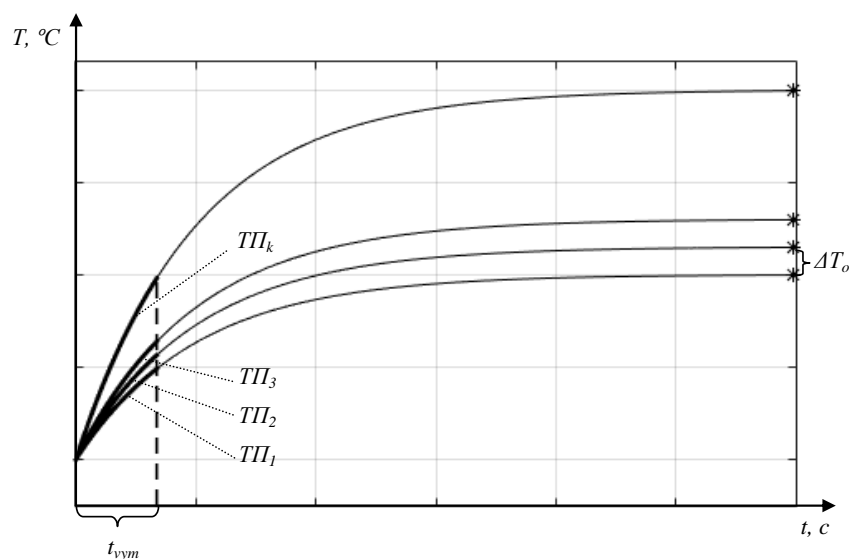


Рисунок 1 – Масив тестових послідовностей для навчання нейронної мережі  
Figure 1 – Array of test sequences for neural network training

В подальшому навчена нейронна мережа використовувалася для прогнозування температури за ідеальним перехідним процесом та розраховувалась абсолютна похибка прогнозування температури за формулою:

$$\Delta T = T_{PR} - T_o, \quad (2)$$

де  $T_{PR}$  – прогнозоване значення температури;  $T_o$  – температура об'єкта вимірювання для даної тестової послідовності.

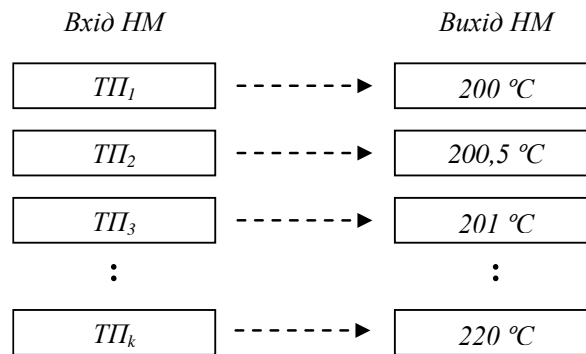


Рисунок 2 – Входи та виходи нейронної мережі  
Figure 2 – Inputs and outputs of neural network

Нижче (якщо не вказано інше) представлено результати дослідження похибки прогнозування температури із застосуванням тестових послідовностей, які використовувались для навчання НМ. На рисунку 3 представлено залежність похибки прогнозування значення температури від кількості шарів в мережі.

Проведено дослідження п'яти нейронних мереж, які відрізняються кількістю шарів  $m$  (2, 3, 4, 5, 6). Кількість входів кожної нейронної мережі  $n = 25$ . Навчання нейронних мереж проводилось на 41 тестовій послідовності (температура об'єкта вимірювання змінювалась від 200 до 220 °C з кроком 0,5 °C). Враховуючи результати (рисунк 3) можна зробити висновок, що зі збільшенням кількості шарів в мережі збільшується похибка прогнозування. Отже, доцільно використовувати нейронну мережу з найменшою кількістю шарів. Значення абсолютної похибки прогнозування температури для ідеальних тестових послідовностей двошаровою мережею є меншою за  $2 \cdot 10^{-4}$  °C. В подальших дослідженнях використовувалась двошарова нейронна мережа прямого розповсюдження.

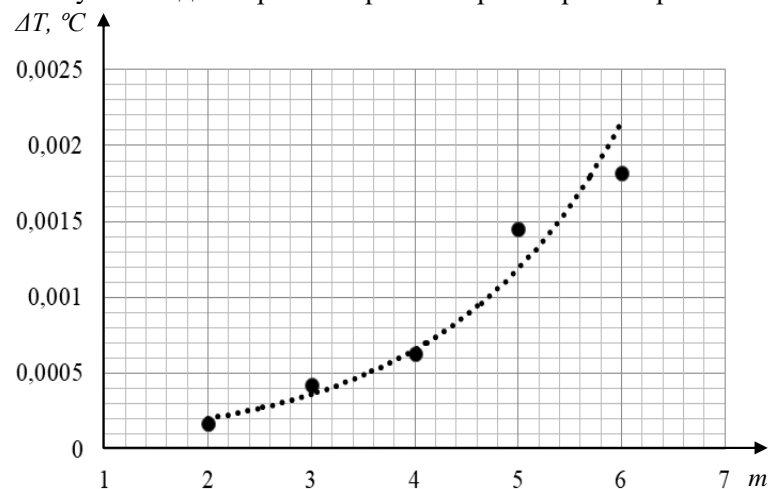


Рисунок 3 – Залежність похибки прогнозування значення температури від кількості шарів в мережі  
Figure 3 – Dependence of the temperature value prediction error on the number of layers in the network

Дослідження нейронної мережі за кількістю входів проводилась для двох випадків: коли час вимірювання однаковий, а крок за часом різний ( $t_{\text{вим}} = \text{const}$ ,  $\Delta t = \text{var}$ ) (рисунок 4, а) і коли час вимірювання різний, а крок за часом однаковий ( $t_{\text{вим}} = \text{var}$ ,  $\Delta t = \text{const}$ ) (рисунок 4, б).

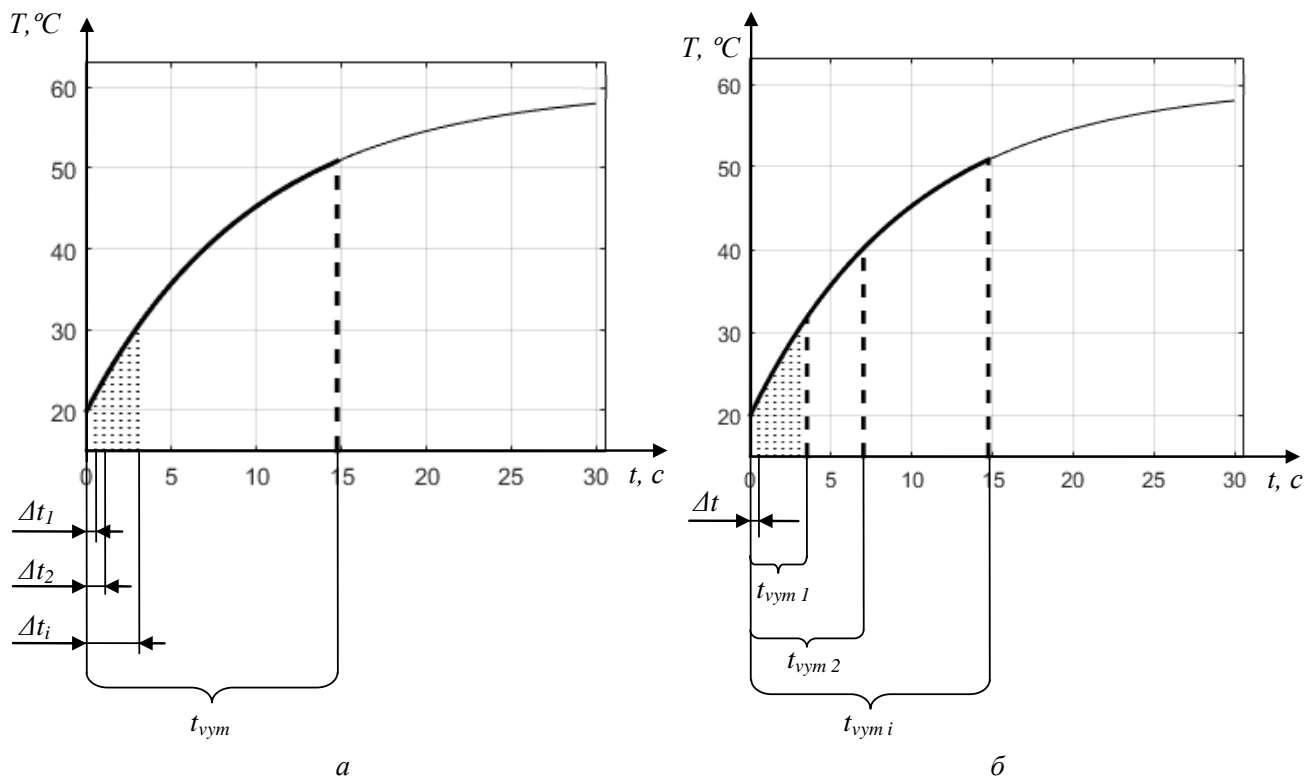


Рисунок 4 – Два випадки дослідження нейронної мережі за кількістю входів:  
 а – час вимірювання однаковий, б – час вимірювання різний  
 Figure 4 – Cases of neural network research by number of inputs:  
 а – the measurement time is the same, б – the measurement time is different

На рисунку 5 представлено залежність похибки прогнозування значення температури від кількості входів нейронної мережі (крок за часом різний).

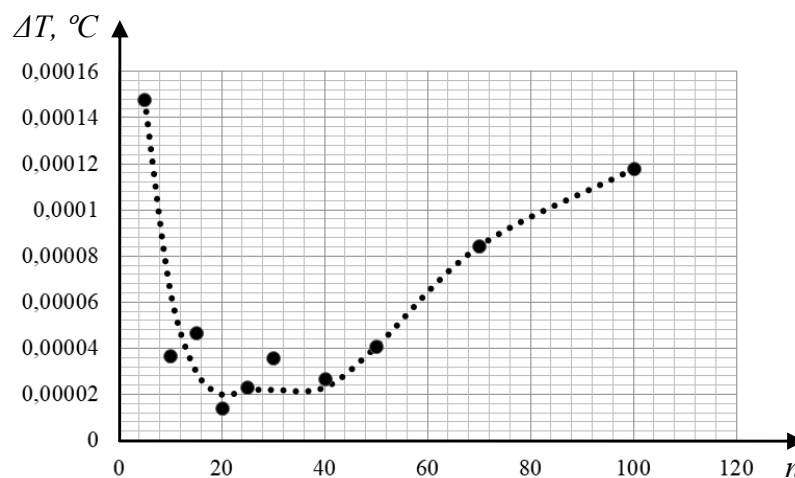


Рисунок 5 – Залежність похибки прогнозування значення температури від кількості входів нейронної мережі (крок за часом різний)  
 Figure 5 – Dependence of the temperature value prediction error on the number of neural network inputs (time step is different)

Кількість входів нейронних мереж  $n$  становила 5, 10, 15, 20, 25, 30, 40, 50, 70, 100; температура об'єкта вимірювання змінювалась від 200 до 220 °C з кроком 0,5 °C.

На рисунку 6 представлено залежність похибки прогнозування значення температури від кількості входів нейронної мережі (крок за часом однаковий).

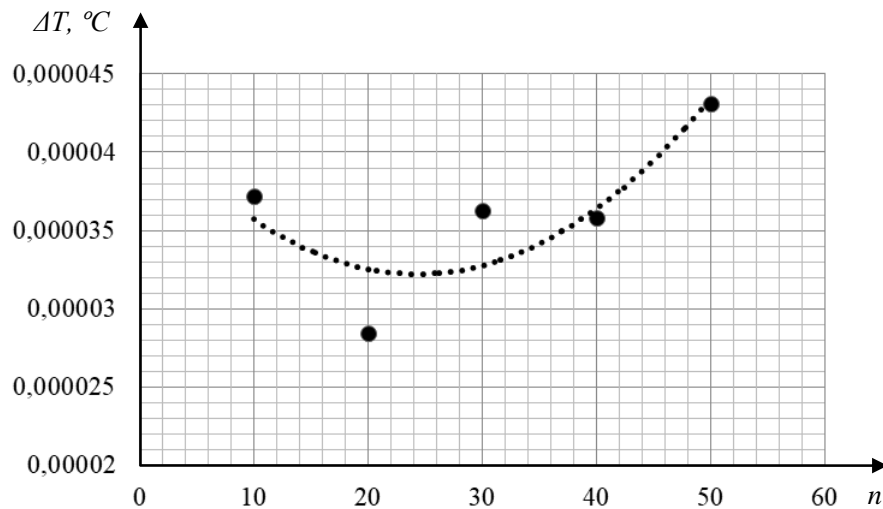


Рисунок 6 – Залежність похибки прогнозування значення температури від кількості входів нейронної мережі (крок за часом однаковий)

Figure 6 – Dependence of the temperature value prediction error on the number of neural network inputs (time step is the same)

Кількість входів нейронних мереж  $n$  становила 10, 20, 30, 40, 50. Для двох випадків (рисунок 5, рисунок 6) мінімальна похибка прогнозування значення температури досягається для нейронної мережі яка має від 20 до 40 входів. В подальших дослідженнях використовувалась мережа із 25 входами.

На рисунку 7 представлено залежність похибки прогнозування значення температури від кількості послідовностей для навчання.

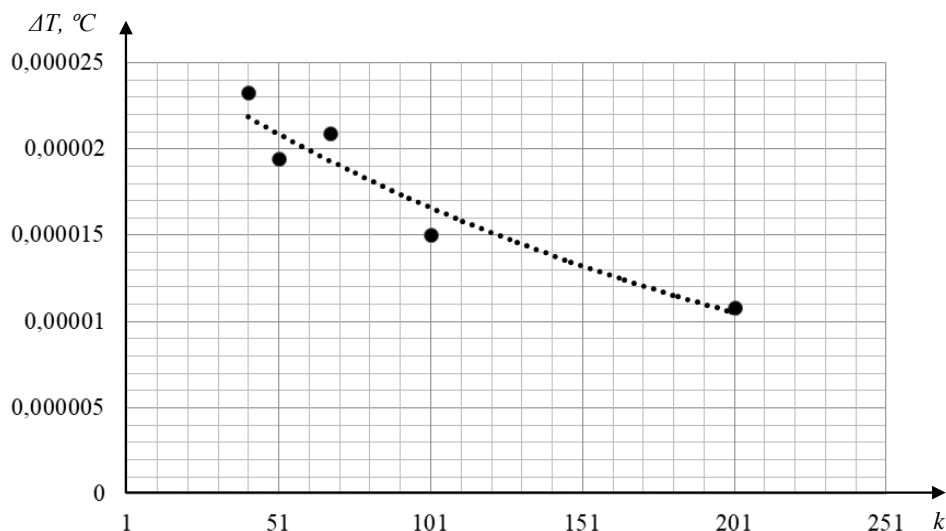


Рисунок 7 – Залежність похибки прогнозування значення температури від кількості послідовностей для навчання

Figure 7 – Dependence of the temperature value prediction error on the number of sequences for training

Кількість послідовностей для навчання  $k$  становила 41, 51, 68, 101, 201. Із збільшенням кількості послідовностей для навчання НМ (рисунок 7) похибка прогнозування температури зменшується. Проте, навіть при найменшій кількості послідовностей для навчання абсолютна похибка прогнозування значення температури не перевищує  $2,5 \cdot 10^{-5} \text{ }^\circ\text{C}$ , що є достатньо для більшості практичних задач вимірювання температури.

На рисунку 8 представлена залежність похибки прогнозування температури від температури об'єкта вимірювання.

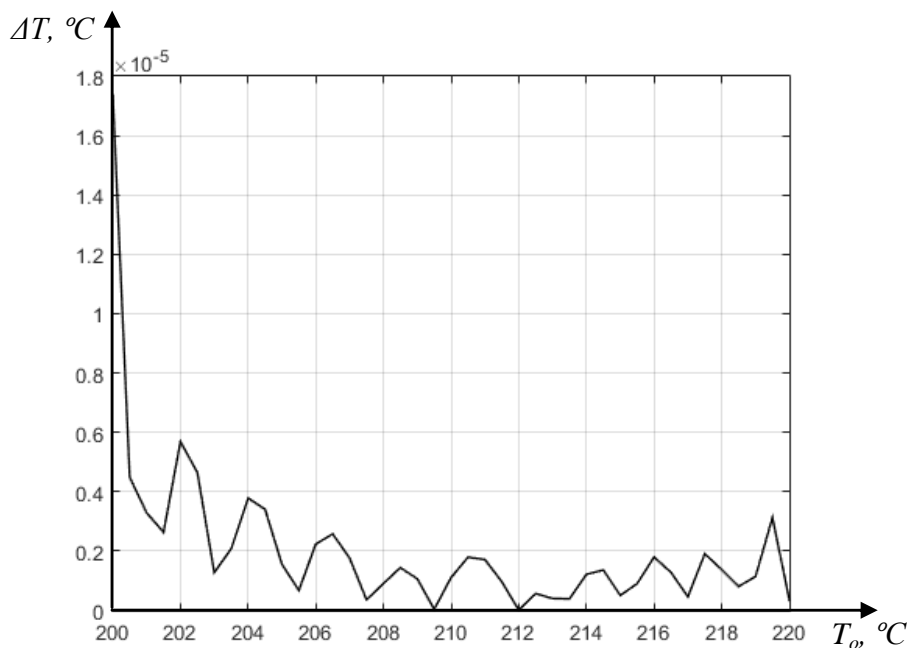


Рисунок 8 – Залежність похибки прогнозування температури для кожної тестової послідовності, на яких вчилася нейронна мережа

Figure 8 – Dependence of the temperature value prediction error on sequences on which the neural network has been studied

Як можна побачити з рисунку 8 найбільша похибка прогнозування є на краях діапазону вимірювання, проте в найгіршому випадку похибка не перевищує  $2,5 \cdot 10^{-5} \text{ }^\circ\text{C}$ . В середині діапазону навчання мережі (від 200 до 220  $^\circ\text{C}$ ) похибка не перевищує  $0,3 \cdot 10^{-5} \text{ }^\circ\text{C}$ .

Крім того нейронна мережа перевірялася на тестових послідовностях, які не співпадали з тестовими послідовностями, на яких НМ вчилася (рисунок 9).

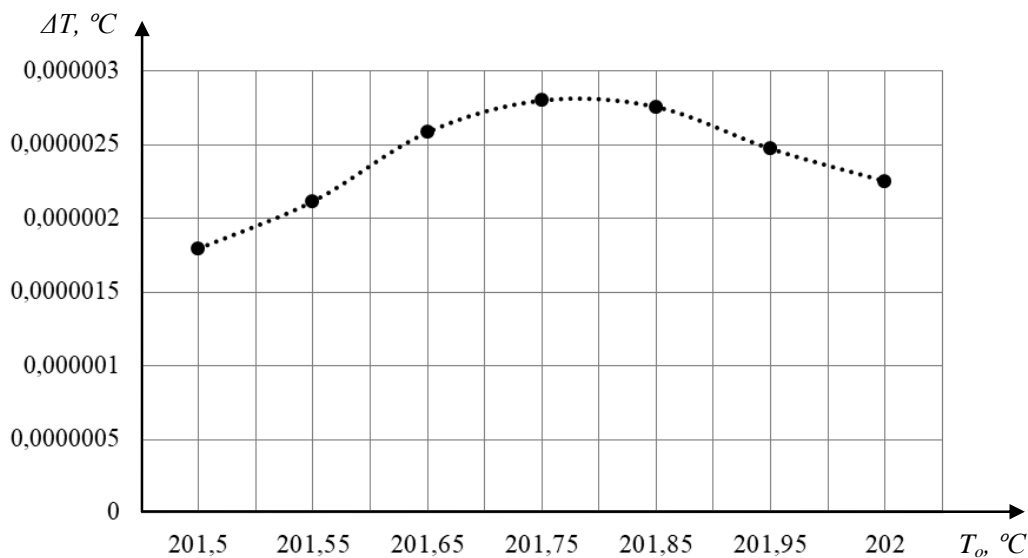


Рисунок 9 – Залежність похибки прогнозування температури від температури об'єкта, для значень на яких мережа не навчалась

Figure 9 – Dependence of the temperature value prediction error on sequences on which the neural network has not been studied

В даному випадку мережа навчалась на тестових послідовностях для температури об'єкта вимірювання 201,5 °C та 202 °C. Як видно з рисунка 9 спостерігається несуттєве зростання похибки прогнозування значення температури. Найбільше значення похибки прогнозування отримано всередині діапазону, яке не перевищує  $3 \cdot 10^{-5}$  °C.

**Висновок:** Проведені дослідження показали, що доцільно використовувати нейронну мережу з одним внутрішнім шаром (двошарову). Оптимальна кількість входів нейронної мережі є в межах від 20 до 40. Похибка прогнозування значення температури зменшується із збільшенням кількості послідовностей для навчання. Похибка прогнозування значення температури для ідеальних тестових послідовностей не перевищує  $3 \cdot 10^{-5}$  °C.

В подальшому планується дослідження впливу інструментальних похибок вимірювання температури на похибку прогнозування.

### Література

1. Alexander von Beckerath, Anselm Eberlein, Hermann Julien, Peter Kersten, Jochem Kreutzer, WKA Handbook Pressure & Temperature Measurement. – Cumming: Corporate Printers, 2008. – 423 p.
2. S.Yatsyshyn Research in Nanothermometry. Part 2. Methodical Error Problem of Contact Thermometry. S.Yatsyshyn, B.Stadnyk, O.Kozak. Sensors & Transducers, Spang, - 2012. – Vol.140. – Issue 5. – pp. 8-14.
3. Ковальчук Н. Г., Полищук Е. С., Пытель И. Д., Семенистый К. С. Современные методы и средства определения динамических характеристик преобразователей. Обзорная информация ТС-6, НИИТЭИ приборостроения. – 1983. – Вып. 1. – 46 с.
4. Ярышев Н. А., Теоретические основы измерения нестационарной температуры. – 2-е изд., перераб. – Л.: Энергоатомиздат, 1990. – 256 с.
5. Наконечний М. , Гіряк Ю. , Івахів О., Репетило Т.. Проектування нейроконтролерів для керування нелінійними об'єктами другого порядку // Вимірвальна техніка та метрологія. – 2014. – № 75. – с. 102 – 106.
6. Kriesel D., A Brief Introduction to Neural Networks, 2007, [http://www.dkriesel.com/en/science/neural\\_networks](http://www.dkriesel.com/en/science/neural_networks).
7. Rajesh Bordawekar, Bob Blainey, Ruchir Puri, Analyzing Analytics. – Morgan & Claypool Publishers, 2015. – 124 p.
8. Лопатко О. О., Микитин І. П. Нейронні мережі як засіб прогнозування значення температури за перехідним процесом // Вимірвальна техніка та метрологія. – 2016. – № 77. – с. 65 – 69.

### References

- [1] A. Beckerath, A. Eberlein, H. Julien, P. Kersten, J. Kreutzer, *WKA Handbook Pressure & Temperature Measurement*, Cumming: Corporate Printers, 2008.
- [2] S. Yatsyshyn, B. Stadnyk, O. Kozak, “Research in Nanothermometry. Part 2. Methodical Error Problem of Contact Thermometry”, *Sensors & Transducers*, vol.140, iss.5, p.8-14, 2012.
- [3] N. Kovalchuk, E. Polyshchuk, I. Pytel, K. Semenystyi, “*Sovremennye metody y sredstva opredeleniya dynamycheskykh kharakterystyk preobrazovatelei*. Ser. TS-6”, CNYYTEY pryborostroenyia, vyp.1, 1983.
- [4] N. Yaryshev, *Teoretycheskye osnovy yzmereniya nestatsyonarnoi temperatury*, Leningrad, USSR: Enerhoatomizdat, 1990.
- [5] M. Nakonechnyi, Yu .Hirniak, O. Ivakhiv, T. Repetylo, “Proektuvannia neirokontroleriv dlia keruvannia neliniinymy obiektyamy druho ho poriadku”, *Measuring Equipment and Metrology*, no.75, p.102-106, 2014.
- [6] D. Kriesel, *A Brief Introduction to Neural Networks*, 2007, [Online]. Avalaible: [http://www.dkriesel.com/en/science/neural\\_networks](http://www.dkriesel.com/en/science/neural_networks).
- [7] R. Bordawekar, B. Blainey, R. Puri, *Analyzing Analytics*, Morgan & Claypool Publishers, 2015.
- [8] O. Lopatko, I. Mykutyun, “Neural networks as the means of forecasting the temperature value of a transient process”, *Measuring Equipment and Metrology*, no.77, p.65-69, 2016.