

# ЗАСОБИ ВИМІРЮВАНЬ ТЕПЛОВИХ ВЕЛИЧИН

## ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕМПЕРАТУРИ ПОТОКІВ ВОДИ ТА ПОВІТРЯ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

### WATER AND AIR FLOWS TEMPERATURE PREDICTION USING NEURAL NETWORK

*Микитин І. П., д-р техн. наук, проф., Лопатко О. О., аспірантка*  
Національний університет «Львівська політехніка», Україна; e-mail: olha.o.lopatko@lpnu.ua

*І. Mykytyn, Dr. Sc., Prof., O. Lopatko, PhD Student*  
Lviv Polytechnic National University, Ukraine; e-mail: olha.o.lopatko@lpnu.ua

<https://doi.org/10.23939/istcmtm2018.03.037>

**Анотація.** Викладено результати дослідження залежності похибки прогнозування температури потоку води та повітря від кількості входів нейронної мережі та перевірки навченої нейронної мережі на експериментальних даних. Наведено формулу температурного перехідного процесу та описано створення тестових послідовностей для навчання нейронних мереж. Подано малюнки та опис устав, за допомогою яких виконано вимірювання значень температурного перехідного процесу. Описано результати проведених експериментальних досліджень.

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

**Abstract.** Current article considers the results of the study of air and water flow temperature prediction error on the number of inputs in neural network. Authors guide the architecture of neural network for temperature prediction. The formula of temperature step response for real sensor is given. Also, the method for calculating the time constants for the temperature step response formula using real measurement data is considered.

The purpose of the present article is to study the dependence of the temperature prediction error on the number of inputs in neural network and to verify the neural network on real measurement data. First, an algorithm for creating and calculating the test sequences for neural network training is researched. Second, the neural network training this algorithm is studied for predicting the temperature on the basis of the real measurement data. The last are received in the laboratory of Institute of Process Measurement and Sensor Technology in Ilmenau University of Technology. The test equipment for air and water temperature measurements is described. The measurement of air temperature was performed with J6-type thermocouple. Air temperature measurements were performed at the air velocity 1.0, 3.0 and 5.0 m/s. For each case the temperature predictions have been fulfilled by means of the neural network with 10, 20 and 40 inputs. The table with maximal air temperature prediction error is given.

The measurement of water temperature was performed with N-type thermocouple at the water velocity of 0,2 m/s. For prediction, neural networks with 20 and 40 inputs have been used. For both cases, the prediction error was accessed as practically the same.

Conclusions about air and water temperature prediction results have confirmed that the computed results coincide with the experiments.

**Key words:** Neural Network, Temperature Prediction, Step Response, Temperature.

#### Вступ

У роботі розглянуто експериментальні дослідження, що стосуються прогнозування значення температури повітря та води за перехідним процесом

із використанням нейронної мережі прямого поширення (рис. 1). Дослідження стосуються залежності похибки прогнозування температури від кількості входів (Input) нейронної мережі.

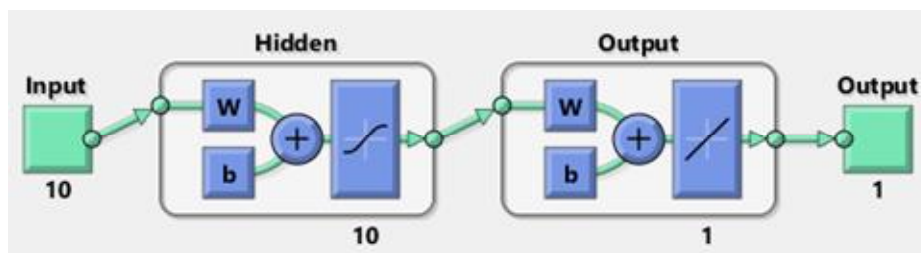


Рис. 1. Архітектура нейронної мережі прямого поширення

Figure 1. Feedforward neural network architecture

Застосовувалась модель температурного перехідного процесу для первинного перетворювача, що описується виразом [1, 2]:

$$T(t) = T_p + (T_0 - T_p) \left( 1 - \frac{t_1}{t_1 - t_2} e^{-t/t_1} - \frac{t_2}{t_2 - t_1} e^{-t/t_2} \right), \quad (1)$$

де  $t$  – час;  $\tau_1, \tau_2$  – сталі часу первинного перетворювача;  $T_0$  – температура об'єкта вимірювання;  $T_p$  – початкове значення температури первинного перетворювача;  $T$  – поточне значення температури.

Виміряно значення температури перехідного процесу, який відбувався під час занурення первинного перетворювача у вимірюване середовище. За логарифмічним методом визначення сталі часу [3, 4] на основі експериментальних даних розраховано сталі часу  $\tau_1, \tau_2$ , після чого здійснено моделювання тестових послідовностей, на яких потім навчались нейронні мережі. Варто наголосити, що під час моделювання тестових послідовностей була додана випадкова похибка 1 %, тобто нейронна мережа навчалась на даних, що враховують похибку вимірювання.

### Мета роботи

Метою роботи є дослідження залежності похибки прогнозування температури від кількості входів нейронної мережі та перевірка навченої нейронної мережі на експериментальних даних.

### Матеріали та методи

Розглянуто нейронну мережу з архітектурою прямого поширення [5, 6], що має два шари [7]. Під час досліджень проводилось моделювання температурного перехідного процесу за виразом (1) для

значень температури повітря в діапазоні від 21 до 26 °C,  $T_p = 50$  °C з кроком  $\Delta T_0 = 0,5$  °C, для значень температури води від 48 до 52 °C,  $T_p = 23$  °C з кроком  $\Delta T_0 = 0,5$  °C (рис. 2), де значення часу  $t$  змінювалось від 0 до  $t_{\text{вим}}$ . За час вимірювання  $t_{\text{вим}}$  розраховували  $n$  значень температури перехідного процесу. Кожному значенню температури об'єкта вимірювання відповідає певна тестова послідовність  $ТП_i$ .

Прогнозування температури відбувалось “за часом”, тобто з розрахованих  $n$  значень перехідного процесу на вхід нейронної мережі подавались  $m$  значень ( $m$  – кількість входів нейронних мереж), отриманий результат прогнозування запам'ятовувався, після чого на вхід нейронної мережі подавались наступні  $m$  значень перехідного процесу, зсунуті на  $\Delta t$  крок часу. Нейронна мережа навчалась на масиві отриманих тестових послідовностей (рис. 3) із урахуванням похибки вимірювання.

Надалі навчену нейронну мережу використовували для прогнозування значення температури за експериментально отриманим перехідним процесом та розраховували абсолютну похибку прогнозування.

Вимірювання температури повітря здійснено у лабораторії Інституту вимірювань та сенсорних технологій Технічного університету Ільменау за допомогою уставу (рис. 4), описаної в [8, 9].

Повітряний канал дає змогу вимірювати перехідний температурний процес (охолодження) від початкової температури  $T_0 = 40\text{--}200$  °C до кінцевої температури  $T_p \approx 23$  °C (кімнатна температура) за швидкості потоку 1–10 м/с. Внутрішній діаметр каналу 300 мм, довжина – близько 4000 мм. Досліджуваний первинний перетворювач нагрівається до початкової температури  $T_0$ . Потім первинний перетворювач охолоджується повітрям з температурою  $T_p \approx 23$  °C, що протікає через канал на заданій швидкості.

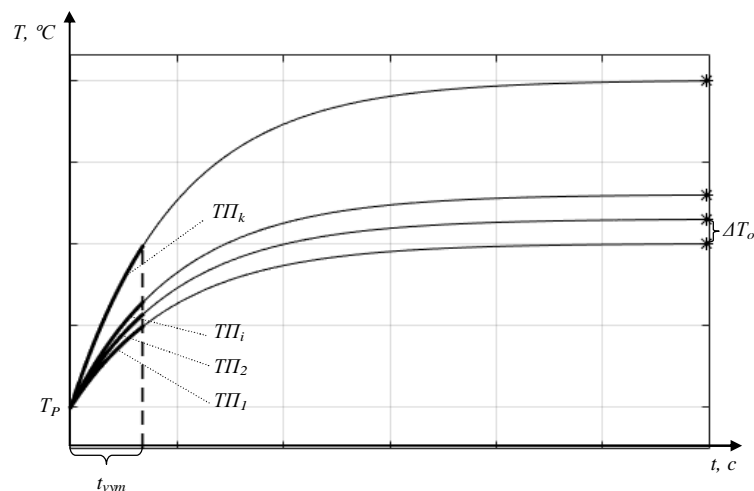


Рис. 2. Масив тестових послідовностей

Figure 2. Array of test sequences

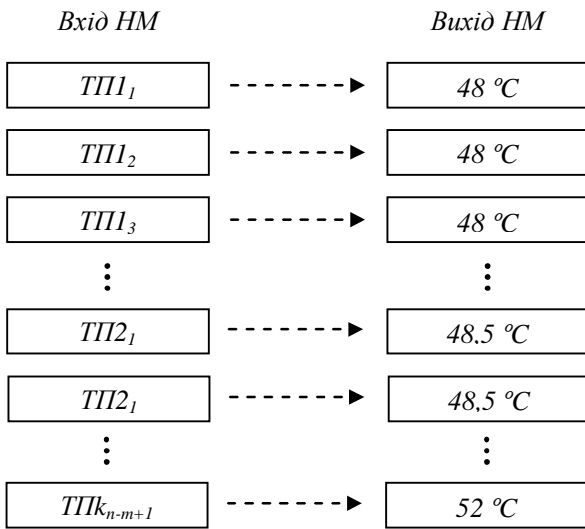


Рис. 3. Входи та виходи нейронної мережі для прогнозування температури води

Figure 3. Inputs and outputs of neural network used for water temperature prediction

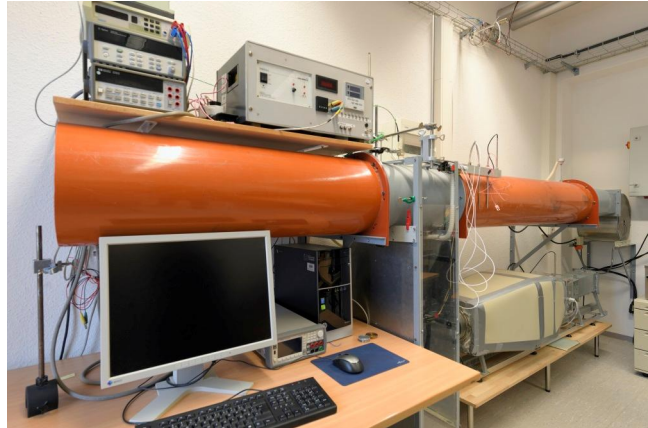


Рис. 4. Повітряний канал за Лііневегом

Figure 4. Flow channel according to Lieneweg

**Максимальні похибки прогнозування значення температури повітря**  
**Maximal air temperature prediction error**

Швидкість повітря, м/с	Одиниця вимірювання	Кількість входів НМ		
		10	20	40
1	°C	0,41	0,59	0,82
3	°C	1,2	0,81	1,25
5	°C	1,8	1,5	1,8

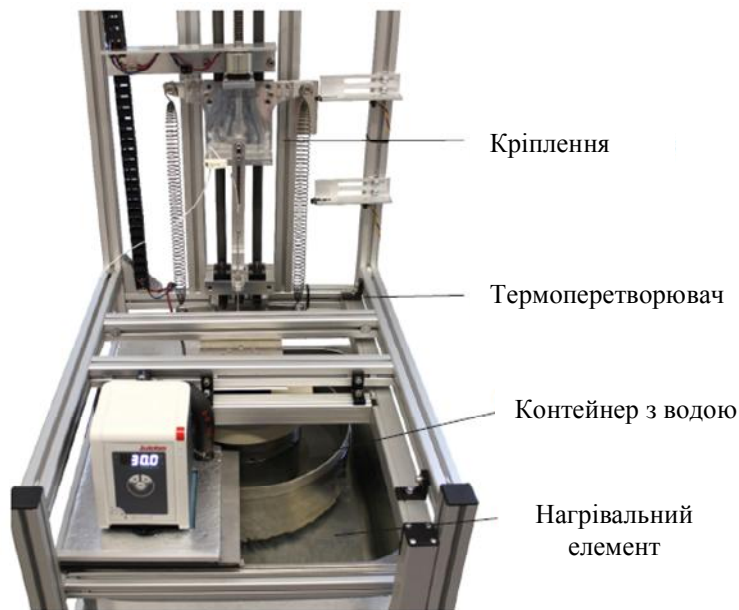


Рис. 5. Устава для вимірювання температури води

Figure 5. Test equipment for flowing water

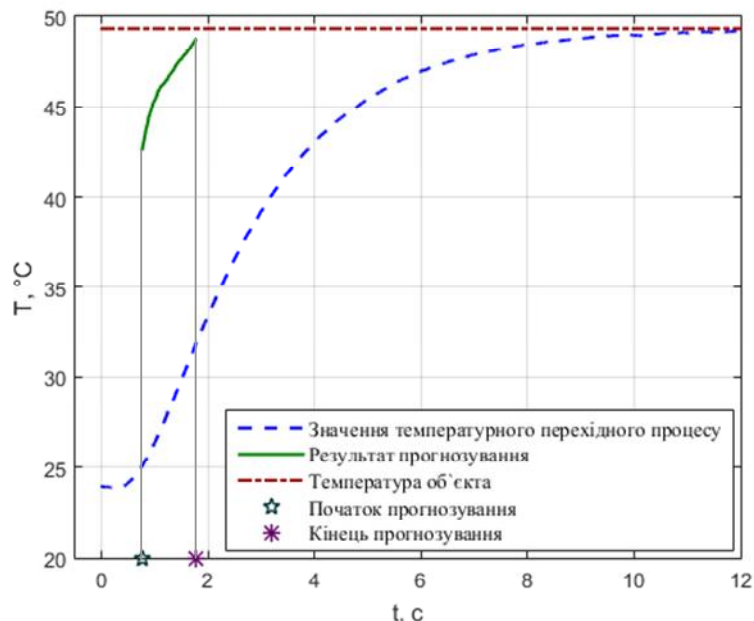


Рис. 6. Прогнозування значення температури води

Figure 6. Water temperature prediction

Вимірювання температури повітря проводилось термопарою типу J6. Вимірювалась температура повітря зі швидкістю 1, 3 та 5 м/с. Для кожного випадку виконано прогнозування значення температури нейронними мережами з 10, 20 та 40 входами. В таблиці наведено максимальну похибку прогнозування значення температури для різних швидкостей повітря та різної кількості входів нейронних мереж.

На малій швидкості повітря мінімум похибки отримано для нейронної мережі з десятьма входами. Зі збільшенням швидкості повітря похибка прогнозування температури збільшується. Проте мінімум похибки досягається за 20 входів нейронної мережі. Отримані експериментальні результати підтверджують теоретичні дослідження, проведені в [7].

Вимірювання температури води виконано за допомогою устави [8, 10], наведеної на рис. 5.

Вимірювання температури води виконано термопарою типу N. Швидкість води становила 0,2 м/с. Прогнозування температури здійснено нейронними мережами з 20 та 40 входами. Для обох випадків похибка прогнозування практично була однаковою. На рис. 6 подано результати прогнозування значення температури в часі.

Як видно з рис. 6, у момент часу 1,7 секунди похибка прогнозування становить 0,7 °C.

## Висновки

У статті наведено результати дослідження залежності похибки прогнозування значення темпера-

тури від кількості входів нейронної мережі за експериментально одержаним перехідним процесом. Отримані експериментальні результати підтвердили теоретичні дослідження. В обох випадках оптимум за кількістю входів нейронної мережі припадає на 20 значень.

На малій швидкості повітря мінімум похибки отримано для нейронної мережі з десятьма входами. Зі збільшенням швидкості повітря похибка прогнозування температури збільшується. Проте мінімум похибки досягається за 20 входів нейронної мережі.

Під час прогнозування значення температури води для нейронних мереж з 20 та 40 входами похибка прогнозування була фактично однаковою та становила 0,7 °C за швидкості води 0,2 м/с.

## Література

- [1] F. Bernhard, *Handbuch der technischen temperaturmessung*. Springer Vieweg, 2014.
- [2] Н. Ярышев, *Теоретические основы измерения нестационарной температуры*, Ленинград, СССР: Энергоатомиздат, 1990.
- [3] L. Michalski, K. Eckersdorf, J. Kucharski, J. McGhee, *Temperature measurement*, John Wiley & Sons, Ltd, 2001.
- [4] Н. Ковальчук, Е. Полищук, И. Пытель, К. Семистый, *Современные методы и средства определения динамических характеристик преобразователей. Обзорная информация ТС-6, НИИТЭИ приборостроения*, вып. 1, 1983.
- [5] D. Kriesel, *A Brief Introduction to Neural Networks*, 2007, [Online]. Available: [http://www.dkriesel.com/en/science/neural\\_networks](http://www.dkriesel.com/en/science/neural_networks)
- [6] R. Bordawekar, B. Blainey, R. Puri, *Analyzing Analytics*. Morgan & Claypool Publishers, 2015.

[7] O. Lopatko, I. Mikytyn, "Похибки прогнозування значення температури нейронними мережами за ідеальним перехідним процесом", *Вимірювальна техніка та метрологія*, вип. 78, с. 20–24, 2017.

[8] S. Augustin, T. Fröhlich, M. Schalles, S. Krummeck, "Bilateral comparison for determining the dynamic characteristic values of contact thermometers in fluids", *Journ. sensors & sensor syst.*, 2018. [Online]. Available: <https://doi.org/10.5194/jsss-7-331-2018>.

[9] F. Lieneweg, *Übergangsfunktion (Anzeigeverzögerung) von Thermometern – Aufnahmetechnik, Meßergebnisse, Auswertungen*, Archiv für Technisches Messen, 1964, R46–R53, 1964.

[10] H. Mammen, G. Krapf, C. Hoffmann, T. Sasiuk, M. Pufke, S. Marin, T. Fröhlich, "Prüfeinrichtung zur Untersuchung des dynamischen Verhaltens von Berührungsthermometern in Wasser", in *Proc. TEMPERATUR 2017, 17 and 18 Mai 2017, PTB Berlin, Tagungsband, 2017*, pp. 163–168.

## References

[1] F. Bernhard, *Handbuch der technischen Temperaturmessung*. Springer Vieweg, 2014.

[2] N. Yaryshev, *Theoretical basis for measuring non-stationary temperature*. Leningrad, USSR: Energoatomizdat, 1990.

[3] L. Michalski, K. Eckersdorf, J. Kucharski, J. McGhee, *Temperature measurement*, John Wiley & Sons, Ltd, 2001.

[4] N. Kovalchuk, E. Polischuk, I. Pytel, K. Semenisty, "Modern methods and means of determining the dynamic characteristics of converters", *iss.1, TS-6, NIITEI Instrumentation*, 1983.

[5] D. Kriesel, *A Brief Introduction to Neural Networks*, 2007, [Online]. Available: [http://www.dkriesel.com/en/science/neural\\_networks](http://www.dkriesel.com/en/science/neural_networks)

[6] R. Bordawekar, B. Blainey, R. Puri, *Analyzing Analytics*. Morgan & Claypool Publishers, 2015.

[7] O. Lopatko, I. Mykytyn, "Temperature value prediction errors using neural networks and ideal transition process", *Measuring equipment and metrology*, no. 78, p. 20–24, 2017.

[8] S. Augustin, T. Fröhlich, M. Schalles, S. Krummeck, "Bilateral comparison for determining the dynamic characteristic values of contact thermometers in fluids", *Journ. sensors & sensor syst.*, 2018. [Online]. Available: <https://doi.org/10.5194/jsss-7-331-2018>.

[9] F. Lieneweg, *Übergangsfunktion (Anzeigeverzögerung) von Thermometern – Aufnahmetechnik, Meßergebnisse, Auswertungen*, Archiv für Technisches Messen, 1964, R46–R53, 1964.

[10] H. Mammen, G. Krapf, C. Hoffmann, T. Sasiuk, M. Pufke, S. Marin, T. Fröhlich, "Prüfeinrichtung zur Untersuchung des dynamischen Verhaltens von Berührungsthermometern in Wasser", in *Proc. TEMPERATUR 2017, 17 and 18 Mai 2017, PTB Berlin, Tagungsband, 2017*, pp. 163–168.