

$$\Delta_{\text{імп}} = \frac{2}{N_{\text{мін}}} \times 100\%, \quad (3)$$

де  $N_{\text{мін}}$  – мінімальна кількість імпульсів, що відповідає пропущеному контрольному об'єму при калібруванні лічильника;

– границі невилученої систематичної похибки еталонного лічильника із врахуванням границь основної допустимої похибки еталонної установки  $\Delta_y$ :

$$\Theta = 1.1 \times \sqrt{\Delta_y^2 + \Delta_E^2 + \Delta_{\text{імп}}^2}. \quad (4)$$

Такий алгоритм визначення невиключеної систематичної похибки турбінного лічильника дозволяє коригувати систематичну складову похибки турбінних лічильників газу в межах до 0,1-0,2% на стадії проектування і калібрування.

Запропонований алгоритм використаний при розробленні нормативного документа з методики калібрування турбінних лічильників на реальному середовищі [4].

#### **Перелік використаних джерел:**

1. Долішня Н.Б. Підвищення точності опосередкованого вимірювання витрати газу з урахуванням властивостей потоку та фізичних основ роботи турбінних лічильників / Н.Б. Долішня, Л.А. Витвицька, Н.М. Піндус // Електротехнічні та комп'ютерні системи. – 2012. – № 06(82). – С.198-204.
2. Долішня Н.Б. Вдосконалення алгоритму опрацювання результатів вимірювання витрати природного газу турбінним лічильником газу / Н.Б. Долішня // Нафтогазова енергетика. – 2012. – № 2(18). - С.127-131.
3. Удосконалення методів оцінювання точності турбінних лічильників газу : дис. ... канд. техн. наук : спец. 05.01.02 "Стандартизація, сертифікація та метрологічне забезпечення" : Дата захисту 27.11.14 / Н. Б. Клочко. - Івано-Франківськ, 2014. - 156 с. : рис., табл. - 115-125.
4. Метрологія. Турбінні лічильники газу. Методика калібрування: МК 03/03-2013 / Я.Безгачнюк, В.Гулик, П. Джочко, Н Клочко. – [Чинна від 2013-06-07]. – Івано-Франківськ: ДП "Івано-Франківськстандартметрологія", 2013. – 13 с. – (Нормативний документ Мінекономрозвитку України: Інструкція).

## **ДОСЛІДЖЕННЯ ЗАЛЕЖНОСТІ ПОХИБКИ ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕМПЕРАТУРИ ВІД КІЛЬКОСТІ ШАРІВ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ**

**Лопатко О. О., Микитин І. П.**

*Національний університет «Львівська політехніка», вул. С. Бандери, 12, 79013, Львів, Україна*

Температура – один з найважливіших параметрів технологічних процесів [1]. Вимірювання температури завжди супроводжується передачею теплової енергії від об'єкта вимірювання до первинного перетворювача або навпаки. В багатьох випадках потрібно вимірювати високі температури. Тривале перебування ПП під дією високих температур призводить до втрати їх метрологічних та технічних характеристик, що суттєво скорочує термін їх експлуатації. Зменшення часу

вимірювання можна досягнути шляхом прогнозування значення температури за перехідним процесом, не очікуючи стану теплової рівноваги. У такому випадку значення температури визначається за температурним перехідним процесом, що описується виразом [2]:

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

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. Штучні нейронні мережі складаються з взаємодіючих нейронів, які дозволяють проводити паралельні обчислення [3]. З точки зору архітектури можна виділити три основні типи нейронних мереж [3; 4]: мережі прямого розповсюдження, рекурентні нейронні мережі (нейронні мережі зі зворотнім зв'язком), повністю зв'язані мережі. В даній роботі проводилось дослідження нейронних мереж з архітектурою прямого розповсюдження. Для прогнозування значення температури на вхід нейронної мережі подавались відліки температури за перехідним процесом (входи нейронної мережі). Початкове значення температури ПП ( $T_p$ ) дорівнює  $20^\circ\text{C}$ , температура об'єкта вимірювання ( $T_0$ ) – від  $200$  до  $220^\circ\text{C}$  з кроком  $0,5^\circ\text{C}$ . Відліки температури для одного вимірювання називатимемо однією тестовою послідовністю.

Проведено дослідження п'яти нейронних мереж, які відрізняються кількістю шарів. Кількість входів кожної нейронної мережі –  $25$ . На вхід нейронної мережі подавалась одна тестова послідовність. Нейронна мережа має один вихід, значення якого дорівнює значенню температури об'єкта вимірювання.

Спочатку проводилось навчання нейронної мережі на  $41$  тестовій послідовності. Під час створення тестових послідовностей не враховувалась похибка вимірювання, тобто мережа навчалась на ідеальних послідовностях.

Після цього проводилось вимірювання температури із використанням навченої нейронної мережі. Абсолютна похибка прогнозування температури розраховувалась за формулою:

$$\Delta T = T_{PR} - T_0,$$

де  $T_{PR}$  – прогнозоване значення температури;  $T_0$  – температура об'єкта вимірювання для даної тестової послідовності.

На рис. 1 представлено графік залежності похибки прогнозування значення температури від кількості шарів в мережі.

Результати дослідження залежності похибки прогнозування значення температури від кількості шарів нейронної мережі показали, 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 одношаровою мережею є меншою за  $2 \cdot 10^{-4} \text{ }^\circ\text{C}$ . В подальшому планується дослідження впливу похибки вимірювання значень температури тестової послідовності на похибку прогнозування температури.

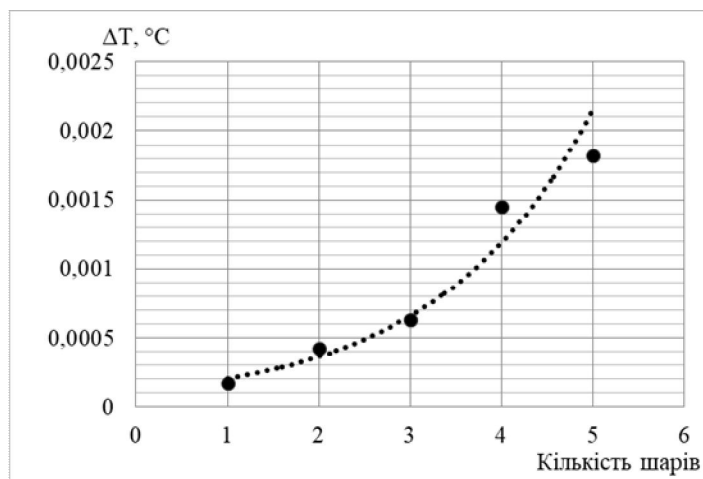


Рисунок 1 – Графік залежності похибки прогнозування значення температури від кількості шарів в мережі

**Перелік використаних джерел:**

1. Alexander von Beckerath, Anselm Eberlein, Hermann Julien, Peter Kersten, Jochem Kreutzer, WKA Handbook Pressure & Temperature Measurement. – Cumming: Corporate Printers, 2008. – 423 p.
2. Ярышев Н. А., Теоретические основы измерения нестационарной температуры. – 2-е изд., перераб. – Л.: Энергоатомиздат, 1990. – 256 с.
3. 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)
4. Rajesh Bordawekar, Bob Blainey, Ruchir Puri, Analyzing Analytics. – Morgan & Claypool Publishers, 2015. – 124 p.

## **ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ПРИДАТНОСТІ ДО ЗАСТОСУВАННЯ ВИМІРЮВАЛЬНИХ КАНАЛІВ СИСТЕМ**

**Малецька О.Є., Москаленко М.В., Денисенко А.М.**

*Українська інженерно-педагогічна академія, м. Харків, вул. Університетська, 16*

Для проведення вимірювань та випробувань під час виготовлення та експлуатації продукції у машинобудівній та нафтогазовій галузях застосовуються вимірювальні канали (ВК) систем. Для одержання достовірних результатів вимірювань та випробувань необхідно забезпечити придатність до застосування ВК під час їх введення в експлуатацію. У Законі України «Про метрологію та метрологічну діяльність» [1] не передбачена процедура метрологічної атестації. Тому метрологам слід визначитися з процедурами оцінки відповідності ВК.

Оцінка відповідності передбачає процес доведення того, що визначені вимоги, які стосуються продукції, були виконані. У зв'язку з тим, що забезпечення єдності вимірювань залишається основним завданням на будь-якому підприємстві, під час застосування ВК необхідно визначити вимоги до нього метрологічних характеристик, які зазвичай встановлені в технічному завданні на розроблення системи, в яку входить цей ВК. Під час оцінювання його відповідності слід