

## МЕТОДИ ТА МОДЕЛІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ АПРОКСИМАЦІЇ ГРАДУЮВАЛЬНИХ ХАРАКТЕРИСТИК NTC-ТЕРМІСТОРІВ

С.С. ФЕДІН, І.С. ЗУБРЕЦЬКА

**Анотація.** Підтверджено гіпотезу про доцільність застосування RBF-мереж для підвищення точності побудови градуювальних характеристик NTC-термісторів у робочому діапазоні температур без поділу його на піддіапазони. Встановлено, що похибка нейромережевої апроксимації градуювальних характеристик NTC-термісторів на основі RBF-мереж не менше ніж у півтора рази нижча за допустиму похибку апроксимації поліноміальної моделі третього порядку, яка використовується в програмному забезпеченні сучасних систем збирання та оброблення вимірювальної інформації. Розроблено методику оброблення вимірювальної інформації з використанням RBF-мереж для автоматизації процедури побудови індивідуальних градуювальних характеристик і періодичного калібрування NTC-термісторів.

**Ключові слова:** точність, вимірювальна інформація, градуювальна характеристика, NTC-термістор, робочий діапазон температур, функція перетворення, нейромережева апроксимація, RBF-мережа.

### ВСТУП

Підвищення точності оброблення вимірювальної інформації та нормування метрологічних характеристик засобів вимірювальної техніки (ЗВТ) зокрема для градуювання та калібрування первинних вимірювальних перетворювачів (сенсорів), є однією із визначальних умов забезпечення єдності вимірювань.

При цьому актуальним завданням є забезпечення точності побудови градуювальних характеристик (ГХ) температурних сенсорів, оскільки, як показує аналіз вітчизняних і зарубіжних досліджень, приблизно половина вимірювань у промисловості виконується для визначення значень температури (рис. 1) [1, 2].

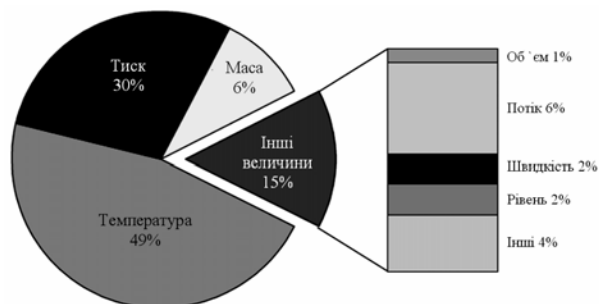


Рис. 1. Розподіл видів вимірювань фізичних величин у промисловості

У випробувальних і калібрувальних лабораторіях процедура побудови ГХ контактних сенсорів температури здійснюється з використанням сучас-

них інформаційно-вимірювальних систем збирання даних (СЗД) і потребує врахування систематичної складової похибки нелінійних функцій перетворення сенсорів, величина якої залежить від досконалості обчислювального алгоритму оброблення експериментальних даних. Зокрема під час градування напівпровідникових сенсорів із нелінійною функцією перетворення і від'ємним температурним коефіцієнтом електричного опору (NTC-термісторів) складова похибки апроксимації ГХ має бути несуттєвою порівняно з похибкою результатів вимірювання температури [3, 4].

Сучасні NTC-термістори характеризуються високою чутливістю, малою інерційністю, стійкістю до хімічних і механічних впливів, компактністю та відносно низькою вартістю. Ці властивості визначають можливість ефективного використання NTC-термісторів як чутливих елементів ЗВТ для вимірювання середніх температур у легкій, нафтовій, газовій, харчовій, фармацевтичній промисловості, у медичній та автомобільній техніці, побутовій і промисловій електроніці, сільському та комунальному господарстві. Однак застосування NTC-термісторів обмежене через значну нелінійність залежності температури від електричного опору та великий розкид їх характеристик [5]. Це потребує побудови індивідуальних ГХ у робочому діапазоні температур.

Вирішення цього завдання запропоновано Дж. Стейнхартом і Ст. Хартом на основі застосування поліноміальної моделі третього порядку

$$T^{-1} = A + B(\ln R) + C(\ln R)^3, \quad (1)$$

де  $T$  — температура, К;  $R$  — електричний опір, Ом;  $A$ ,  $B$ ,  $C$  — параметри, які визначаються під час градування у трьох вузлових точках з інтервалом не менше ніж  $10^\circ\text{C}$  за умови максимального наближення до експериментальної залежності [6].

Функція перетворення NTC-термісторів має експоненційний характер, тому для забезпечення високої точності при побудові ГХ робочий діапазон температур поділяють на окремі піддіапазони. При цьому модель (1), яка використовується в обчислювальних алгоритмах СЗД, має різні значення параметрів у кожному піддіапазоні, що зумовлює похибку функції перетворення NTC-термістора  $\Delta = 0,05^\circ\text{C}$  [7].

Проведений аналіз літературних джерел дозволив встановити, що підвищення точності побудови нелінійних ГХ NTC-термісторів у робочому діапазоні температур можливе за рахунок застосування в обчислювальних алгоритмах СЗД моделей оброблення вимірювальної інформації, створених на основі методів інтелектуального аналізу даних, до яких належить нейромережеве моделювання.

Таким чином, підвищення точності оброблення вимірювальної інформації за побудови ГХ NTC-термісторів у робочому діапазоні температур з використанням методів нейромережевого моделювання є актуальним завданням, яке має наукове та практичне значення.

## ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Нехай нелінійне відображення «вхід»  $\rightarrow$  «вихід» ГХ NTC-термісторів подано у вигляді векторної функції  $f(\cdot)$ , яка вважається невідомою й інфор-

мація про неї надається у вигляді множини  $P$  прикладів (векторів), що отримані за вхідними даними температури  $T_i$  і вихідними даними електричного опору  $R_i$

$$P = \{(T_i, R_i)\}_{i=1}^N. \quad (2)$$

Тоді нейромережеву апроксимацію ГХ NTC-термісторів можна здійснити на підставі інформації, поданої у вигляді навчальної вибірки (2). При цьому структура нейронної мережі (НМ), що апроксимує функцію  $f(\cdot)$ , повинна відповідати умові: функція  $F(\cdot)$ , яка описує відображення вхідного сигналу у вихідний, має бути досить близькою до функції  $f(\cdot)$  у вимірі евклідової норми на множині всіх вхідних векторів  $x$ , тобто

$$\|F(x) - f(x)\| < \varepsilon, \quad (3)$$

де  $\varepsilon$  — деяке мале додатне число.

Оскільки ГХ NTC-термісторів є експоненційною, то функцію відображення  $F(\cdot)$  можна отримати на основі моделі прямошарові НМ з радіально-базисними функціями (RBF), застосування яких дозволяє експоненційно зменшувати локалізовані нелінійності при апроксимації складних залежностей [8]. RBF-мережа має один прихований шар із  $m_1$  нейронами і дозволяє відобразити функцію із замкненої області  $\mathfrak{R}^{m_0}$  у простір  $\mathfrak{R}$ , де  $m_0$  — розмірність входів навчальної вибірки. Метод використання RBF-мереж, заснований на виборі функції, в якості якої в більшості випадків використовується радіальна базисна функція Гауса (GRB-функція)

$$F(x) = \sum_{i=1}^{m_1} w_i \exp\left(-\frac{\|x - t_i\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (4)$$

де  $w_i \in \mathfrak{R}$ ,  $t_i \in \mathfrak{R}^{m_0}$ ,  $\sigma > 0$  для  $i = 1, 2, \dots, m_1$ ,  $t_i$  — вектор координат центрів RBF [8].

У порівнянні з класичною апроксимацією і виконанням умови (3) застосування нейромережевих моделей дає змогу адаптуватися до вхідних даних з наближенням прямої  $R = f(T)$  і оберненої  $T = f^{-1}(R)$  функцій перетворення при калібруванні NTC-термісторів, які характеризуються великим розкидом значень. При цьому необхідно виконати сумісні вимірювання  $T$  і  $R$ , отримати множину (2) і подати її у вигляді навчальної вибірки для обчислювальних експериментів.

## МЕТА, ОБ'ЄКТ І ПРЕДМЕТ ДОСЛІДЖЕННЯ

Мета роботи — підвищення точності оброблення вимірювальної інформації під час побудови індивідуальних градуювальних характеристик NTC-термісторів у робочому діапазоні температур з використанням методів нейромережевого моделювання.

Об'єкт дослідження — процес забезпечення точності вимірювань температури з використанням NTC-термісторів.

Предметом дослідження є методи і моделі оброблення вимірювальної інформації для побудови градуювальних характеристик NTC-термісторів.

## ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Забезпеченню точності ГХ ЗВТ присвячено праці О.А. Герашенка, В.А. Грановського, Р. Джексона, В.Т. Кондратова, Дж. Фрайдена [9–13]. Результати цих досліджень базуються на використанні схемотехнічних, структурно-алгоритмічних і параметричних методів градування і калібрування сенсорів.

У працях О.В. Дегтярьова, О.В. Запорожця, І.В. Руженцева, N.J. Cotton, T.D. Dongale, S.A. Khan та інших дослідників для вирішення завдання зменшення похибки апроксимації ГХ сенсорів запропоновано використання методів інтелектуального оброблення вимірювальної інформації, до яких належить нейромережеве моделювання [14–19]. Результати цих досліджень свідчать про доцільність побудови ГХ NTC-термісторів на основі моделей прямошарових НМ типу перцептрон (MLP). Такі моделі є інваріантними до будь-якого вигляду нелінійності функцій перетворення сенсорів, однак застосовуються для апроксимації ГХ NTC-термісторів, у вузькому діапазоні температур, до якого не належить діапазон вимірювання температури з використанням NTC-термісторів (- 55...155 °С).

Попередні власні дослідження та аналіз властивостей різних типів НМ показують, що для рівномірної апроксимації будь-якої неперервної функції на компактній множині значень можуть бути використані RBF-мережі [20, 21, 22]. Відповідно до ДСТУ ISO/IEC 2382:2017 RBF-мережа — прямошарова НМ, у якій кожен прихований нейрон використовує радіальну базисну функцію активації, а вихідні нейрони реалізують лінійні комбінації функцій активації нейронів прихованого шару [23].

RBF-функцією називається функція, яка радіально змінюється навколо деякого центра і набуває ненульових значень тільки в околі цього центра [24]. У праці [8] показано, що використання радіальних базисних функцій Гауса дозволяє експоненційно зменшувати локалізовані нелінійності за апроксимації складних залежностей. Як і мережі типу MLP, RBF-мережі належать до багатошарових мереж прямого поширення і є універсальними апроксиматорами. Незважаючи на те, що завжди існує RBF-мережа, яка здатна імітувати мережу MLP [8], ці типи нейромережевих моделей мають важливі характеристики, наведені в табл. 1.

**Таблиця 1.** Порівняння властивостей RBF-мереж і багатошарових перцептронів

Характеристика	Тип НМ	
	MLP	RBF-мережа
Кількість прихованих шарів	Більше одного	Один
Вигляд моделі нейрона у прихованих шарах і вихідному шарі	Однакова (одні і ті ж цілі)	Різна (різні цілі)
Лінійність і (або) нелінійність шарів	Нелінійні приховані шари і вихідний шар	Нелінійний прихований шар; вихідний шар – лінійна комбінація виходів нейронів прихованого шару
Аргумент функції активації	Скалярний добуток вхідного вектора і вектора синаптичних ваг даного нейрона	Евклідова норма (відстань) між вхідним вектором і центром радіальної базисної функції
Вид апроксимації	Глобальна апроксимація нелінійного відображення	Локальна апроксимація нелінійного відображення за рахунок локалізованих нелінійностей, що зменшуються експоненційно

Таким чином, аналіз властивостей RBF-мереж і MLP дозволяє зробити припущення про те, що підвищення точності апроксимації ГХ NTC-термісторів у робочому діапазоні температур (- 55...155 °С) без поділу його на піддіапазони можливе за рахунок використання радіально-базисних функцій, оскільки залежність (1) є експоненційно нелінійною, а радіально-базисні НМ забезпечують рівномірну апроксимацію будь-якої неперервної функції на компактній множині значень.

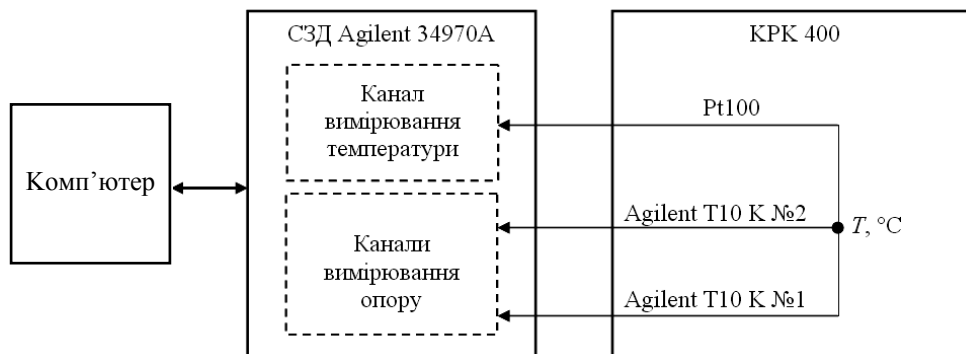
## МАТЕРІАЛИ ТА МЕТОДИ

Фізичний експеримент здійснювали за запропонованою. Результати цих досліджень методикою, у відповідності до якої в центрі випробувального відсіку кліматичної камери КРК 400 розміщували NTC-термістори Agilent T10 K і TDK B57861S (табл. 2) і опорний термометр опору Pt100 з похибкою вимірювання  $\pm 0,05$  °С [25].

**Таблиця 2.** Характеристики NTC-термісторів

Сенсори	Робочий діапазон температур, °С	Номінальний опір за температури +25 °С, кОм	Похибка, °С
Agilent T10 K	-70...70	10	$\pm 0,2$
TDK B57861S	-55...155	10	$\pm 0,2$

На першому етапі експерименту після підключення сенсора Pt100 до каналу вимірювання температури та двох NTC-термісторів Agilent T10 K до каналів вимірювання електричного опору налаштовували СЗД Agilent 34970A з використанням спеціалізованого програмного забезпечення BenchLink Data Logger 3 (рис. 2).



*Рис. 2.* Структурна схема фізичного експерименту із застосуванням двох NTC-термісторів Agilent T10 K

Систему збирання даних Agilent 34970A підключали до комп'ютера через послідовний порт RS-232 і вимірювали температуру в автоматичному режимі (рис. 3).

З урахуванням характеристик сенсорів Agilent T10 K (див. табл. 2) мінімальне значення температури встановлювали на рівні -70 °С. Температурний режим випробувань у КРК 400 програмували за такими параметрами, як діапазон температури -70...70 °С; крок зміни температури 5 °С; час зміни температури 15 хвилин; час витримування за встановленою темпера-

турою у кожній вузловій точці робочого діапазону був визначений експериментально та становив 30 хвилин. Випробування термісторів Agilent T10 K проводили з метою оцінювання розкиду функцій перетворення сенсорів на підставі розрахунку зведеної похибки з використанням відібраних даних температури в опорних точках:  $-70\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,  $-35\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,  $0\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,  $35\text{ }^{\circ}\text{C}$  і  $70\text{ }^{\circ}\text{C}$ . Зведену похибку NTC-термісторів  $\Delta_{\text{NTC}}^{3\text{B}}$  розраховували за формулою

$$\Delta_{\text{NTC}}^{3\text{B}} = \left( \frac{T_{\text{NTC}} - T_{\text{Pt100}}}{T_p} \right) \cdot 100, \quad (5)$$

де  $T_{\text{NTC}}$  і  $T_{\text{Pt100}}$  — відповідно значення температури NTC-термісторів Agilent T10 K, які отримано на основі залежності (1), та опорні значення температури;  $T_p$  — протяжність робочого діапазону температури термісторів.

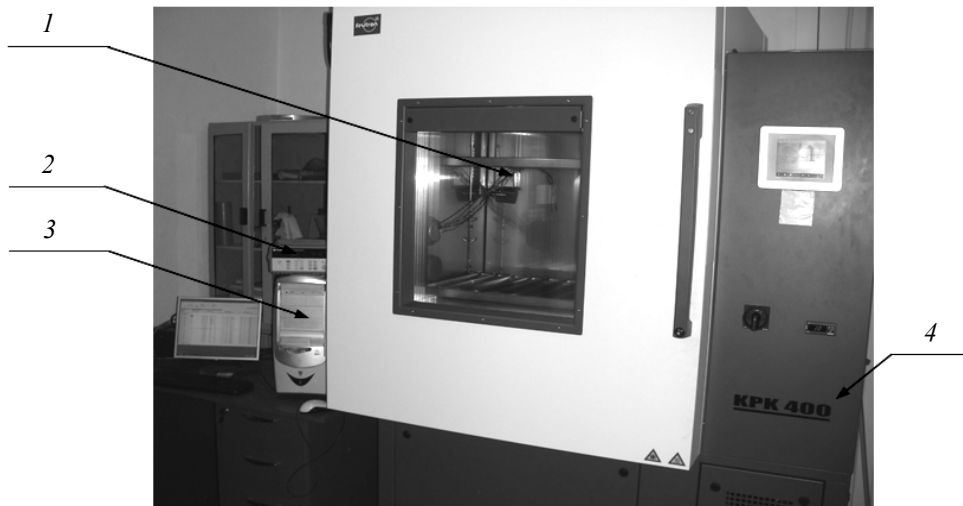


Рис. 3. Апаратна реалізація фізичного експерименту: 1 — сенсори; 2 — СЗД Agilent 34970A; 3 — комп'ютер; 4 — кліматична камера KPK 400

Результат оцінювання значущості відмінностей зведених похибок  $\Delta_{\text{NTC}\#1}^{3\text{B}}$  і  $\Delta_{\text{NTC}\#2}^{3\text{B}}$  з використанням  $t$ -тесту для незалежних змінних, отриманий в системі STATISTICA 6.1, показує відмінність зведеної похибки температури двох сенсорів Agilent T10 K на рівні  $p = 0,046$ , що підтверджує доцільність їх індивідуального градування (рис. 4) [25].

Т-критерий независимых выборок (Погрешности_Agilent_sta)					
Замечание: Переменные рассм. как независимые выборки					
Группа 1 и Группа 2	Среднее Группа 1	Среднее Группа 2	t-знач.	ст. св.	p
$\Delta_{\text{NTC}\#1}^{3\text{B}}$ vs. $\Delta_{\text{NTC}\#2}^{3\text{B}}$	0,114714	0,356143	-2,36039	8	0,045930

Рис. 4. Скріншот результату оцінювання значущості відмінностей зведених похибок сенсорів Agilent T10 K

На другому етапі експерименту проводили випробування шести термісторів TDK B57861S, кількість яких обумовлена мінімальним обсягом вибірки

для забезпечення достовірності статистичного оброблення отриманих результатів. Сенсор №1 підключали до каналу вимірювання електричного опору СЗД Agilent 34970A, а сенсори №2–№6 і опорний термометр опору Pt100 — до каналів вимірювання температури (рис. 5).

Під час проведення випробувань сенсорів TDK B57861S мінімальне значення температури встановлювали на рівні  $-55\text{ }^{\circ}\text{C}$  і програмували режим проведення випробувань за параметрами: діапазон температури  $-55\dots150\text{ }^{\circ}\text{C}$ , що обумовлено технічними характеристиками СЗД Agilent 34970A; крок зміни температури  $5\text{ }^{\circ}\text{C}$ ; час зміни температури — 15 хв; час витримування за встановленої температури — 30 хв.

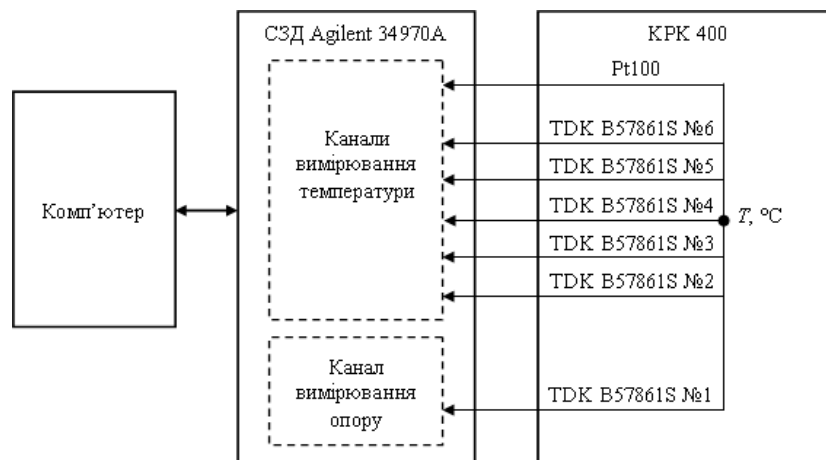


Рис. 5. Структурна схема фізичного експерименту із застосуванням шести NTC-термісторів TDK B57861S

У результаті проведення випробувань отримано базу експериментальних даних (табл. 3).

Таблиця 3. Фрагмент бази експериментальних даних  $R$ , Ом і  $T$ ,  $^{\circ}\text{C}$

Номер вимірювання	$R_{\text{NTC } \#1}$	$T_{\text{Pt100}}$	$T_{\text{NTC } \#2}$	$T_{\text{NTC } \#3}$	$T_{\text{NTC } \#4}$	$T_{\text{NTC } \#5}$	$T_{\text{NTC } \#6}$
1	963087,30	-55,438	-55,239	-55,199	-55,171	-55,225	-55,150
2	959686,94	-55,314	-55,020	-54,986	-54,966	-55,017	-54,950
3	949599,80	-55,167	-54,868	-54,828	-54,805	-54,857	-54,787
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
3704	185,34	149,810	149,867	149,621	149,454	149,791	149,772

Аналіз експериментальних даних (табл. 3) виконували за зведеною похибкою (5), оцінку якої отримали на основі відібраних з кроком  $5\text{ }^{\circ}\text{C}$   $n = 42$  значень температури п'яти термісторів TDK B57861S №2–№6 у діапазоні  $-55\dots150\text{ }^{\circ}\text{C}$ . Максимальні значення зведеної похибки  $\Delta_{\text{NTC}}^{\text{ЗВ}}$  термісторів TDK B57861S наведено в табл. 4.

**Таблиця 4.** Максимальні значення зведеної похибки термісторів TDK B57861S

NTC-термістор	№2	№3	№4	№5	№6
$\Delta_{NTC}^{зв}, \%$	0,1390	0,0732	0,1590	0,0634	0,0937

Отриману базу даних (див. табл. 3) використовували для проведення обчислювальних експериментів на підставі навчальної вибірки RBF-мереж, у якій входом є електричний опір  $R_{NTC, \text{№}1}$ , а виходом — опорне значення температури  $T_{Pt100}$ .

### ОБЧИСЛЮВАЛЬНИЙ ЕКСПЕРИМЕНТ

Завданням обчислювального експерименту є створення RBF-мереж для моделювання ГХ NTC-термісторів (1) і оцінювання точності отриманих результатів.

Методика оброблення вимірювальної інформації з використанням RBF-мереж містить такі етапи:

1. Формування навчальної вибірки RBF-мереж.
2. Визначення кількості нейронів прихованого шару RBF-мереж.
3. Моделювання всіх можливих варіантів архітектур RBF-мереж з урахуванням максимальної кількості нейронів прихованого шару.
4. Навчання і збереження  $m$  кращих RBF-мереж відповідно до мінімальних значень критеріїв помилок навчання, контролю та тестування нейромережевих моделей.
5. Вибір з  $m$  нейромережевих моделей найбільш адекватної RBF-мережі на підставі мінімального значення критерію дисперсійного відношення.
6. Отримання інтерпольованого значення температури в робочому діапазоні NTC-термісторів.
7. Оцінювання достовірності та точності результатів нейромережевої апроксимації з використанням коефіцієнтів парної кореляції та статистичних критеріїв MAD, MSE, MAPE і MPE.
8. Повторення етапів 4–7 для перевірки збіжності та відтворюваності отриманих результатів нейромережевого моделювання ГХ NTC-термісторів під час повторних навчань RBF-мереж на різних апаратних платформах.

Оскільки одиницю вимірювання температури в залежності (1) взято за шкалою Кельвіна, то розмірність даних, отриманих в результаті фізичного експерименту (див. табл. 3) та використаних для створення навчальної вибірки RBF-мереж, наведено у кельвінах (K) (табл. 5).

**Таблиця 5.** Фрагмент навчальної вибірки RBF-мереж для термістора TDK B57861S №1

Номер вимірювання	$R_{NTC, \text{№}1}, \text{ Ом}$	$T_{Pt100}, \text{ К}$
1	963087,30	217,712
2	959686,94	217,836
3	949599,80	217,983
⋮	⋮	⋮
3704	185,34	422,960



У системі статистичного аналізу даних STATISTICA 6.1 з використанням інструменту «Мастер решений» модуля «Нейронные сети» визначали діапазон нейронів прихованого шару архітектури RBF-мереж (рис. 6).

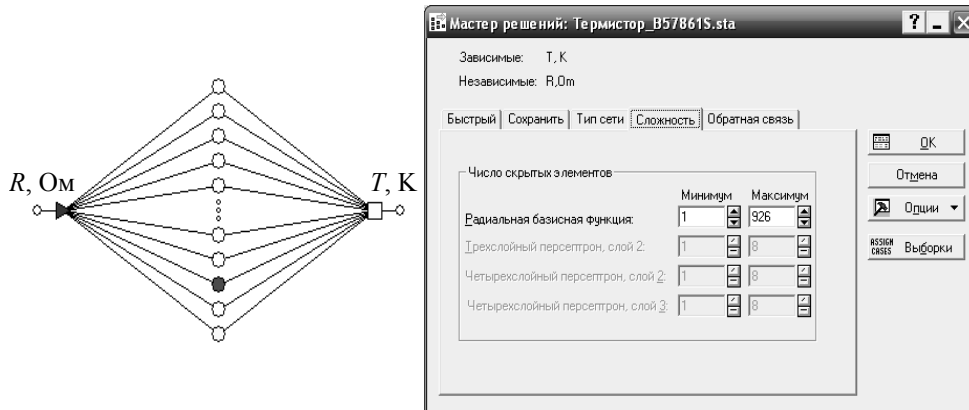


Рис. 6. Загальний вигляд архітектури RBF-мереж і скріншот діалогового вікна для вибору кількості нейронів прихованого шару

Під час моделювання всіх можливих варіантів архітектур НМ з RBF функціями активації (4) з урахуванням максимальної кількості нейронів прихованого шару 926 (рис. 6), яка залежить від обсягу навчальної вибірки, виконували 10 повторних навчань 100 нейромережевих моделей (10×100=1000). Для забезпечення збіжності та відтворюваності результатів нейромережевої апроксимації ГХ TDK B57861S №1 обчислювальний експеримент повторювали тричі на одній апаратній платформі та двічі на двох різних апаратних платформах. При цьому на першому етапі з кожних ста моделей НМ зберігали п'ять RBF-мереж за мінімальними значеннями критеріїв помилки навчання, контрольної помилки та тестової помилки (рис. 7, 8).

Подробные результаты моделей (Термистор_B57861S.sta)							
N	Архитектура	Производительность обуч.	Контр. производительность	Тест. производительность	Ошибка обучения	Контрольная ошибка	Тестовая ошибка
1	РБФ 1:1-68-1:1	0,000603	0,000645	0,000617	0,000010	0,000011	0,000011
2	РБФ 1:1-87-1:1	0,000578	0,000639	0,000596	0,000010	0,000011	0,000011
3	РБФ 1:1-101-1:1	0,000555	0,000629	0,000578	0,000010	0,000011	0,000010
4	РБФ 1:1-111-1:1	0,000467	0,000492	0,000494	0,000008	0,000009	0,000009
5	РБФ 1:1-134-1:1	0,000381	0,000424	0,000417	0,000007	0,000007	0,000008

Рис. 7. Результат навчання п'яти кращих RBF-мереж у модулі «Нейронные сети» системи STATISTICA 6.1 для першого обчислювального експерименту серії 1

Подробные результаты моделей (Термистор_B57861S.sta)							
N	Архитектура	Производительность обуч.	Контр. производительность	Тест. производительность	Ошибка обучения	Контрольная ошибка	Тестовая ошибка
1	РБФ 1:1-119-1:1	0,000789	0,000899	0,000962	0,000014	0,000016	0,000017
2	РБФ 1:1-141-1:1	0,000445	0,000493	0,000466	0,000008	0,000009	0,000008
3	РБФ 1:1-143-1:1	0,000379	0,000394	0,000405	0,000007	0,000007	0,000007
4	РБФ 1:1-215-1:1	0,000309	0,000355	0,000368	0,000005	0,000006	0,000007
5	РБФ 1:1-236-1:1	0,000317	0,000352	0,000401	0,000005	0,000006	0,000007

Рис. 8. Результат навчання п'яти кращих RBF-мереж у модулі «Нейронные сети» системи STATISTICA 6.1 для другого обчислювального експерименту серії 1

З отриманих п'яти моделей RBF-мереж обирали одну за мінімальним значенням статистичного критерію дисперсійного відношення, який регла-

ментується нормативною документацією для перевірки адекватності побудованої моделі ГХ експериментальним даним. Так, наприклад, за значенням цього критерію для першого обчислювального експерименту обрано модель RBF-мережі з архітектурою 1-134-1, а для другого — модель RBF-мережі з архітектурою 1-215-1. У результаті п'яти серій обчислювальних експериментів із 5000 створених моделей RBF-мереж відібрано 50 моделей, архітектури яких наведено в табл. 6 [26].

**Таблиця 6.** Відібрані моделі RBF-мереж для апроксимації ГХ термістора TDK B57861S №1

Номер експерименту	Платформа				
	AMD Athlon II X2 240, 2,81 ГГц, 1,75 ГБ RAM			AMD Turion II Dual-Core Mobile M520, 779 МГц, 3,00 ГБ RAM	Intel Celeron CPU G530, 2,40 ГГц, 1,91 ГБ RAM
	Серія 1	Серія 2	Серія 3	Серія 4	Серія 5
1	1-134-1	1-137-1	1-124-1	1-181-1	1-116-1
2	1-215-1	1-198-1	1-229-1	1-169-1	1-143-1
3	1-102-1	1-172-1	1-167-1	1-126-1	1-152-1
4	1-180-1	1-113-1	1-179-1	1-174-1	1-172-1
5	1-127-1	1-157-1	1-119-1	1-145-1	1-102-1
6	1-174-1	1-178-1	1-128-1	1-134-1	1-156-1
7	1-119-1	1-156-1	1-138-1	1-201-1	1-137-1
8	1-236-1	1-180-1	1-97-1	1-137-1	1-216-1
9	1-172-1	1-127-1	1-216-1	1-182-1	1-128-1
10	1-187-1	1-151-1	1-203-1	1-99-1	1-201-1

### РЕЗУЛЬТАТИ ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО ЕКСПЕРИМЕНТУ

Для кожної серії експериментів з використанням відібраних моделей RBF-мереж визначали інтерпольовані значення температури (табл. 7–11).

**Таблиця 7.** Фрагмент інтерпольованих значень температури  $T$ , К для першої серії експерименту

Номер вимірювання	Вхід $R$ , Ом	Архітектура									
		1-134-1	1-215-1	1-102-1	1-180-1	1-127-1	1-174-1	1-119-1	1-236-1	1-172-1	1-187-1
1	963087,30	217,825	217,726	217,790	217,696	217,746	217,791	217,758	217,740	217,772	217,707
2	959686,94	217,865	217,765	217,837	217,765	217,798	217,838	217,802	217,796	217,819	217,777
3	949599,80	217,992	217,894	217,980	217,963	217,952	217,980	217,942	217,960	217,964	217,964
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
3704	185,34	422,987	422,969	422,928	423,084	422,970	423,068	422,981	422,961	422,985	422,965

**Таблиця 8.** Фрагмент інтерпольованих значень температури  $T$ , К для другої серії експерименту

Номер вимірювання	Вхід $R$ , Ом	Архітектура									
		1-137-1	1-198-1	1-172-1	1-113-1	1-157-1	1-178-1	1-156-1	1-180-1	1-127-1	1-151-1
1	963087,30	217,731	217,811	217,809	217,761	217,795	217,751	217,851	217,794	217,831	217,793
2	959686,94	217,786	217,853	217,852	217,813	217,843	217,804	217,883	217,814	217,867	217,839
3	949599,80	217,951	217,984	217,984	217,966	217,987	217,965	217,992	217,905	217,984	217,979
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
3704	185,34	423,086	423,005	422,998	422,909	422,984	422,944	423,081	422,880	423,039	422,945

**Таблиця 9.** Фрагмент інтерпольованих значень температури  $T$ , К для третьої серії експерименту

Номер вимірювання	Вхід $R$ , Ом	Архітектура									
		1-124-1	1-229-1	1-167-1	1-179-1	1-119-1	1-128-1	1-138-1	1-97-1	1-216-1	1-203-1
1	963087,30	217,728	217,799	217,797	217,777	217,788	217,789	217,787	217,819	217,719	217,817
2	959686,94	217,787	217,843	217,841	217,815	217,836	217,809	217,832	217,833	217,788	217,854
3	949599,80	217,957	217,978	217,977	217,942	217,981	217,897	217,971	217,899	217,969	217,975
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
3704	185,34	422,996	423,034	422,967	422,965	422,945	422,982	423,032	422,921	422,994	422,989

**Таблиця 10.** Фрагмент інтерпольованих значень температури  $T$ , К для четвертої серії експерименту

Номер вимірювання	Вхід $R$ , Ом	Архітектура									
		1-181-1	1-169-1	1-126-1	1-174-1	1-145-1	1-134-1	1-201-1	1-137-1	1-182-1	1-99-1
1	963087,30	217,736	217,712	217,845	217,812	217,801	217,756	217,764	217,834	217,735	217,786
2	959686,94	217,790	217,784	217,876	217,842	217,843	217,808	217,811	217,873	217,786	217,821
3	949599,80	217,953	217,968	217,988	217,948	217,974	217,963	217,956	217,995	217,944	217,932
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
3704	185,34	423,018	422,951	423,109	422,984	423,064	422,891	422,958	423,075	422,958	422,989

**Таблиця 11.** Фрагмент інтерпольованих значень температури  $T$ , °К для п'ятої серії експерименту

Номер вимірювання	Вхід $R$ , Ом	Архітектура									
		1-116-1	1-143-1	1-152-1	1-172-1	1-102-1	1-156-1	1-137-1	1-216-1	1-128-1	1-201-1
1	963087,30	217,728	217,819	217,748	217,787	217,881	217,793	217,857	217,680	217,843	217,737
2	959686,94	217,778	217,861	217,800	217,836	217,912	217,836	217,889	217,758	217,870	217,795
3	949599,80	217,930	217,991	217,954	217,982	218,012	217,974	217,997	217,966	217,971	217,970
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
3704	185,34	422,921	422,853	422,979	422,965	422,950	423,027	423,004	423,247	423,016	423,217

### ОБГОВОРЕННЯ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

Достовірність отриманих результатів нейромережевого моделювання підтверджується високим значенням коефіцієнтів парної кореляції (рис. 9–13) між опорними значеннями температури сенсора Pt100 (табл. 5) та значеннями температури, інтерпольованими на основі RBF-мереж (див. табл. 7–11).

Переменная	Т, К
1-134-1	0,999999919638
1-215-1	0,999999943495
1-102-1	0,999999906847
1-180-1	0,999999934319
1-127-1	0,999999914442
1-174-1	0,999999944250
1-119-1	0,999999915800
1-236-1	0,999999954660
1-172-1	0,999999932711
1-187-1	0,999999940731

Рис. 9. Скріншот розрахунку коефіцієнтів парної кореляції для першої серії експериментів

Переменная	Т, К
1-137-1	0,999999925479
1-198-1	0,999999947078
1-172-1	0,999999938889
1-113-1	0,999999908431
1-157-1	0,999999926207
1-178-1	0,999999939497
1-156-1	0,999999932327
1-180-1	0,999999943140
1-127-1	0,999999924697
1-151-1	0,999999930302

Рис. 10. Скріншот розрахунку коефіцієнтів парної кореляції для другої серії експериментів

Корреляции (Серия 3.sta)	
Отмеченные корреляции значимы на уровне $p < ,00001$	
N=3704 (Построчное удаление ПД)	
Переменная	Т, К
1-124-1	0,999999926261
1-229-1	0,999999938357
1-167-1	0,999999937264
1-179-1	0,999999936980
1-119-1	0,999999911144
1-128-1	0,999999919835
1-138-1	0,999999927132
1-97-1	0,999999886704
1-216-1	0,999999945933
1-203-1	0,999999945451

Рис. 11. Скріншот розрахунку коефіцієнтів парної кореляції для третьої серії експериментів

Корреляции (Серия 4.sta)	
Отмеченные корреляции значимы на уровне $p < ,00001$	
N=3704 (Построчное удаление ПД)	
Переменная	Т, К
1-181-1	0,999999937955
1-169-1	0,999999935719
1-126-1	0,999999910426
1-174-1	0,999999936261
1-145-1	0,999999927157
1-134-1	0,999999914954
1-201-1	0,999999937330
1-137-1	0,999999920399
1-182-1	0,999999940962
1-99-1	0,999999892853

Рис. 12. Скріншот розрахунку коефіцієнтів парної кореляції для четвертої серії експериментів

Корреляции (Серия 5.sta)	
Отмеченные корреляции значимы на уровне $p < ,00001$	
N=3704 (Построчное удаление ПД)	
Переменная	Т, К
1-116-1	0,999999919356
1-143-1	0,999999919706
1-152-1	0,999999932952
1-172-1	0,999999945724
1-102-1	0,999999905159
1-156-1	0,999999930199
1-137-1	0,999999924071
1-216-1	0,999999939316
1-128-1	0,999999921568
1-201-1	0,999999929571

Рис. 13. Скріншот розрахунку коефіцієнтів парної кореляції для п'ятої серії експериментів

Оцінку точності отриманих результатів нейромережевого моделювання виконували в системі STATISTICA 6.1 з використанням критеріїв MAD

(Mean Absolute Derivation), MSE (Mean Squared Error), MAPE (Mean Absolute Percentage Error) і MPE (Mean Percentage Error):

$$\text{MAD} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |T^i_{\text{Pt100}} - \hat{T}^i_{\text{RBF}}|; \quad (6)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T^i_{\text{Pt100}} - \hat{T}^i_{\text{RBF}})^2; \quad (7)$$

$$\text{MAPE} = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|T^i_{\text{Pt100}} - \hat{T}^i_{\text{RBF}}|}{T^i_{\text{Pt100}}}; \quad (8)$$

$$\text{MPE} = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(T^i_{\text{Pt100}} - \hat{T}^i_{\text{RBF}})}{T^i_{\text{Pt100}}}, \quad (9)$$

де  $T^i_{\text{Pt100}}$  — опорні значення температури сенсора Pt100, які отримано внаслідок фізичного експерименту (див. табл. 5);  $\hat{T}^i_{\text{RBF}}$  — інтерпольовані значення температури з використанням моделей RBF-мереж.

Мінімальні та максимальні значення критеріїв (6)–(9) для п'яти серій обчислювальних експериментів наведено в табл. 12 [25, 26].

**Таблиця 12.** Діапазони значень критеріїв MAD, MSE, MAPE, MPE для п'яти серій обчислювальних експериментів

Номер серії	MAD <sub>min</sub>	MAD <sub>max</sub>	MSE <sub>min</sub>	MSE <sub>max</sub>	MAPE <sub>min</sub>	MAPE <sub>max</sub>	MPE <sub>min</sub>	MPE <sub>max</sub>
1	0,0131	0,0192	0,00032	0,00065	0,00399	0,00583	-0,00021	0,00054
2	0,0145	0,0188	0,00037	0,00064	0,00441	0,00567	-0,00029	0,00017
3	0,0141	0,0212	0,00037	0,00064	0,00428	0,00649	-0,00010	0,00067
4	0,0152	0,0202	0,00041	0,00075	0,00464	0,00619	-0,00007	0,00021
5	0,0147	0,0193	0,00038	0,00066	0,00451	0,00589	-0,00012	0,00016

Перетин інтервалів (табл. 12) і порядок оцінок статистичних критеріїв (6)–(9) свідчать про збіжність і відтворюваність отриманих результатів обчислювальних експериментів, що характеризує високу точність нейромережевої апроксимації ГХ NTC-термістора TDK B57861S №1 у робочому діапазоні температур. Отримані результати нейромережевого моделювання дозволяють рекомендувати використання RBF-мереж для автоматизації процедури побудови ГХ при періодичному калібруванні термісторів на стадії експлуатації за умови, якщо зведена похибка температури  $\Delta_{\text{RBF}}^{\text{ЗБ}}$  найменш точних RBF-мереж, які створені в кожній серії обчислювальних експериментів, буде меншою за зведену похибку  $\Delta_{\text{NTC}}^{\text{ЗБ}}$  NTC-термісторів №2–№6 (див. табл. 4).

Для розрахунку зведеної похибки з бази даних результатів обчислювальних експериментів у діапазоні  $-55 \dots 150$  °C з кроком 5 °C відібрано  $n=42$  значення температури найменш точних за критерієм (8) RBF-мереж (табл. 13).

Таблиця 13. Відібрані значення  $T$ , °C сенсора Pt100 і RBF-мереж

$T_{Pt100}$	$T_{RBF\ 1-102-1}$	$T_{RBF\ 1-113-1}$	$T_{RBF\ 1-97-1}$	$T_{RBF\ 1-99-1}$	$T_{RBF\ 1-101-1}$
-55,029	-55,027	-55,033	-55,154	-55,100	-55,028
-50,142	-50,147	-50,146	-50,113	-50,147	-50,137
-45,110	-45,110	-45,117	-45,100	-45,106	-45,099
-40,033	-40,067	-40,068	-40,073	-40,074	-40,056
-35,031	-35,028	-35,026	-35,031	-35,034	-35,035
-30,174	-30,182	-30,176	-30,176	-30,176	-30,182
-25,073	-25,104	-25,093	-25,089	-25,098	-25,099
-20,005	-20,009	-20,007	-20,012	-20,015	-20,011
-15,087	-15,099	-15,112	-15,097	-15,117	-15,095
-10,045	-10,091	-10,088	-10,088	-10,103	-10,090
-5,044	-5,008	-5,007	-5,015	-5,020	-5,010
0,006	0,020	0,009	0,011	0,011	0,014
5,041	5,008	5,001	4,999	5,003	4,995
10,027	10,034	10,030	10,033	10,038	10,028
15,181	15,142	15,135	15,144	15,142	15,138
20,049	20,046	20,048	20,052	20,045	20,046
25,033	25,029	25,027	25,015	25,024	25,005
30,038	30,022	30,024	30,020	30,021	30,025
35,041	35,040	35,032	35,029	35,026	35,029
40,100	40,116	40,105	40,097	40,100	40,097
45,024	45,034	45,019	45,021	45,028	45,019
50,008	50,014	49,998	49,993	50,017	50,002
55,002	54,993	54,984	54,985	54,999	54,996
60,020	60,010	60,004	60,013	60,019	60,016
65,071	65,056	65,063	65,048	65,048	65,047
70,063	70,019	70,041	70,034	70,030	70,025
75,032	75,010	75,002	74,998	75,007	74,993
80,069	80,037	80,036	80,048	80,040	80,055
85,034	85,024	85,020	85,018	85,014	85,018
90,056	90,027	90,011	90,015	90,020	90,015
95,048	95,033	95,032	95,030	95,035	95,022
100,051	100,018	99,999	99,998	100,031	99,999
105,043	105,005	104,990	104,990	105,039	104,995
110,073	110,006	110,030	110,043	110,063	110,038
115,027	114,995	114,960	114,947	114,961	114,974
120,085	120,127	120,117	120,081	120,076	120,104
125,057	125,051	125,069	125,045	125,032	125,035
130,058	130,008	130,006	130,025	130,027	129,996
135,001	134,916	134,944	134,949	134,985	134,964
140,084	140,057	140,063	140,056	140,052	140,055
145,129	145,091	145,079	145,069	145,108	145,059
149,810	149,778	149,759	149,771	149,839	149,800

Зведену похибку  $\Delta_{RBF}^{3B}$  розраховували за формулою

$$\Delta_{RBF}^{3B} = \left( \frac{\hat{T}_{RBF} - T_{Pt100}}{T_p} \right) \cdot 100, \quad (10)$$

де  $\hat{T}_{RBF}$  і  $T_{Pt100}$  — відповідно значення температури, отримані з використанням RBF-мереж, і опорні значення температури;  $T_p$  — протяжність робочого діапазону температури термісторів.

Максимальні значення  $\Delta_{RBF}^{3B}$  моделей RBF-мереж (10) наведено в табл. 14.

**Таблиця 14.** Максимальні значення зведеної похибки найменш точних моделей RBF-мереж

Архітектура	1-102-1	1-113-1	1-97-1	1-99-1	1-101-1
$\Delta_{RBF}^{3B}$ , %	0,0205	0,0181	0,0142	0,0141	0,0166

Аналіз результатів фізичного (табл. 4) і обчислювального (табл. 14) експериментів показує, що у робочому діапазоні температур будь-яке максимальне значення  $\Delta_{RBF}^{3B}$  найменш точних RBF-мереж у кілька разів менше за будь-яке максимальне значення зведеної похибки вимірювання температури  $\Delta_{NTC}^{3B}$  з використанням термісторів TDK B57861S №2–№6.

Результат оцінки значущості відмінностей  $\Delta_{NTC}^{3B}$  і  $\Delta_{RBF}^{3B}$ , отриманий на основі *t*-тесту для незалежних змінних у системі STATISTICA 6.1, свідчить про відмінність похибок температури п'яти сенсорів і п'яти моделей RBF-мереж на рівні  $p=0,0014$ , що підтверджує високу точність нейромережевої апроксимації ГХ NTC-термісторів (рис. 14, 15).

Т-критерий независимых выборок (Погрешности_TDK_sta)					
Замечание: Переменные рассм. как независимые выборки					
Группа 1 и Группа 2	Среднее Группа 1	Среднее Группа 2	t-знач.	ст. св.	p
$\Delta_{NTC}^{3B}$ vs. $\Delta_{RBF}^{3B}$	0,105660	0,016700	4,765768	8	0,001416

Рис. 14. Скріншот результату оцінки значущості відмінностей зведених похибок  $\Delta_{NTC}^{3B}$  і  $\Delta_{RBF}^{3B}$

Оцінку похибки нейромережевої апроксимації  $\Delta_{RBF}$  ГХ NTC-термістора TDK B57861S №1 визначали з використанням критерію MAD (6) і відібраних  $n=42$  значень температури найменш точних RBF-мереж (табл. 15) [25].

Порядок оцінок  $\Delta_{RBF}$  (табл. 15) свідчить про те, що похибка нейромережевої апроксимації ГХ TDK B57861S №1 не менше ніж в 1,5 разу нижча за похибку математичного перетворення  $\Delta = 0,05$  °C залежності (1), яка використовується в обчислювальному алгоритмі СЗД Agilent 34970A.





Рис. 15. Діаграма розкиду значень зведених похибок  $\Delta_{NTC}^{ЗВ}$  і  $\Delta_{RBF}^{ЗВ}$

**Таблиця 15.** Похибка найменш точних моделей RBF-мереж

Архітектура	1-102-1	1-113-1	1-97-1	1-99-1	1-101-1
$\Delta_{RBF}, ^\circ\text{C}$	0,0230	0,0242	0,0267	0,0207	0,0235

Таким чином, аналіз отриманих результатів дозволяє рекомендувати застосування RBF-мереж в обчислювальних алгоритмах оброблення вимірювальної інформації сучасних СЗД для підвищення точності градуювання і автоматизації процедури періодичного калібрування NTC-термісторів.

## ВИСНОВКИ

Розроблено метод нейромережевого оброблення вимірювальної інформації для апроксимації градуювальних характеристик NTC-термісторів у робочому діапазоні температур, застосування якого дозволяє підвищити точність сучасних СЗД, які використовуються у випробувальних і калібрувальних лабораторіях, за рахунок застосування моделей RBF-мереж в обчислювальних алгоритмах оброблення вимірювальної інформації.

Встановлено, що застосування створеного методу дозволяє отримати максимальну похибку перетворення опору в температуру  $\Delta_{RBF}=0,027\text{ }^\circ\text{C}$  і не менше ніж в 1,5 рази знизити похибку апроксимації градуювальної характеристики NTC-термісторів порівняно з допустимою похибкою математичного перетворення  $\Delta=0,05\text{ }^\circ\text{C}$  поліноміальної моделі третього порядку, яка використовується у програмному забезпеченні сучасних систем збирання та оброблення вимірювальної інформації.

## ЛІТЕРАТУРА

1. *Metrology in industry: the key for quality*; edited by French College of Metrology. Paris, 2006, 270 p.

2. E.S. Polishchuk, V.M. Vanko, M.M. Dorozhovets, V.O. Yatsuk, and Yu.V. Yatsuk, *Measuring transducers (sensors): textbook*. Lviv: National Lviv Polytechnic University, 2015, 584 p.
3. V.M. Sharapov et al., *Sensors: ref. allowance*. M.: Technosphere, 2012, 624 p.
4. R.I. Baitsar and S.S. Warsaw, *Semiconductor microsensors: academic. manual*. Lviv: National Lviv Polytechnic University, 2001, 290 p.
5. Y.T. Lutsik, O.P. Guk, O.I. Lakh, and B.I. Stadnyk, *Temperature measurement. Theory and practice*. Lviv: Beskyd Bit, 2006, 580 p.
6. John S. Steinhart and Stanley R. Hart, "Calibration curves for thermistors," *Deep Sea Research and Oceanographic Abstracts*, vol. 15, issue 4, August 1968, pp. 497–503.
7. *Agilent 34970 A Data Acquisition. Switch Unit User Guide Edition 3.0*. Agilent Technologies, Inc., 2003, 434 p.
8. S. Khaikin, *Neural networks: a complete course*; ed. 2nd. M.: Williams, 2006, 1104 p.
9. O.A. Gerashchenko et al., *Temperature measurements: a reference book*. K.: Naukova dumka, 1989, 704 p.
10. V.A. Granovsky and T.N. Siraya, *Methods of processing experimental data during measurements*. L: Energoatomizdat, 1990, 288 p.
11. R.G. Jackson, *The latest sensors*. M: Technosfera, 2007, 384 p.
12. V.T. Kondratov, *Fundamentals of the theory of automatic correction of systematic changes in the correction of physical quantities with an unstable and non-linear function of the sensor transformation: abstract of the thesis. thesis. Dr. tech. Sciences: 05.11.15 and 05.11.01*. Kyiv, 2001, 36 p.
13. J. Frieden, *Modern sensors: a reference book*. M: Technosfera, 2005, 592 p.
14. O.V. Zaporozhets, V.A. Korotenko, and T.A. Ovcharova, "Compensation for the nonlinearity of the conversion function of measuring devices using an artificial neural network," *Management, Navigation and Communication Systems*, no. 4(16), pp. 99–103, 2010.
15. A.V. Degtyarev, O.V. Zaporozhets, and T.A. Ovcharova, "Adaptive system for compensating the nonlinearity of the conversion function of measuring devices based on a three-layer perceptron," *Electrical And Computer Systems*, no. 6, pp. 235–241, 2012.
16. O.V. Zaporozhets, T.A. Ovcharova, and I.V. Ruzhentsev, "Compensation for nonlinearity of a semiconductor thermistor using an artificial neural network," *Information Processing Systems*, no. 6(131), pp. 64–67, 2015.
17. Nicholas J. Cotton and Bogdan M. Wilamowski, "Compensation of Sensors Nonlinearity with Neural Networks," *24th IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Applications, 2010*, pp. 1210–1216.
18. T.D. Dongale and R.K. Kamat, "Modelling of NTC-thermistor using artificial neural network for nonlinearity compensation," *Informatcs Engineering, an International Journal (IEIJ)*, 2013, vol. 1, pp. 15–20.
19. Shakeb A. Khan, Tarikul Islam, and Gulshan, "Artificial Neural Network based online sensor calibration and compensation," *Computing*, vol. 6, no. 3, pp. 74–78, 2007.
20. S.S. Fedin and I.S. Zubretska, "Ensuring the accuracy of approximation of the R/T-characteristic of an NTC-thermistor based on neural network modeling," *Technology and Design in Electronic Equipment*, no. 4, pp. 28–35, 2015.
21. N.A. Zubretska, S.S. Fedin, and I.S. Zubretska, "Construction of calibration characteristics of temperature sensors using neural networks," *Bulletin of the Engineering Academy of Ukraine*, no. 1, pp. 130–136, 2015.
22. M.J.D. Powell, "The theory of radial basis function approximation in 1990," in W. Light, ed., *Advances in Numerical Analysis Vol. II: Wavelets, Subdivision Algorithms and Radial Basis Functions*. Oxford: Oxford Science Publications, 1992, pp. 105–210.

23. *Information Technology. Glossary of terms: DSTU ISO/IEC 2382:2017*. K.: SE “UkrNDNC”, 2020, 464 p.
24. S. Osovsky, *Neural networks for information processing*. M.: Finance and statistics, 2004, 344 p.
25. S.S. Fedin and I.S. Zubretska, *Neural network approximation of calibration characteristics of NTC-thermistors: monograph*. K.: Interservice, 2017, 196 p.
26. S.S. Fedin, I.S. Zubretska, and O.O. Polikarpov, “Ensuring the accuracy of construction of calibration characteristics of NTC-thermistors based on neural networks with radial basis functions,” *Metrology and Devices*, no. 1(63), pp. 37–46, 2017.

Received 25.08.2022

#### INFORMATION ON THE ARTICLE

**Serhii S. Fedin**, ORCID: 0000-0001-9732-632X, National Transport University, Ukraine, e-mail: sergey.fedin1975@gmail.com

**Irina S. Zubretska**, ORCID: 0000-0002-6583-3690, “Trade City”, Ukraine, e-mail: pfar-seer@gmail.com

#### METHODS AND MODELS OF NEURAL NETWORKS FOR APPROXIMATION OF CALIBRATION CHARACTERISTICS OF NTC-THERMISTORS / S.S. Fedin, I.S. Zubretska

**Abstract.** The hypothesis about the expediency of using RBF-networks to improve the accuracy of constructing the calibration characteristics of NTC-thermistors in the operating temperature range without dividing it into subranges is confirmed. It has been established that the error of the neural network approximation of the calibration characteristics of NTC-thermistors based on RBF-networks is at least one and a half times less than the permissible error of approximation of the third-order polynomial model, which is used in the software of modern systems for collecting and processing measurement information. A technique has been developed for processing measurement information using adaptive RBF-networks to automate constructing individual calibration characteristics and periodic calibration of NTC-thermistors.

**Keywords:** accuracy, measuring data, calibration, NTC-thermistor, operating temperature range, transformation function, neural network approximation, RBF-network.