

УДК 536.531:004.855.5

ОБЕСПЕЧЕНИЕ ТОЧНОСТИ ПОСТРОЕНИЯ ГРАДУИРОВОЧНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК NTC-ТЕРМИСТОРОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ С РАДИАЛЬНЫМИ БАЗИСНЫМИ ФУНКЦИЯМИ

С. Федин, доктор технических наук, профессор кафедры информационных систем и технологий, Национальный транспортный университет, г. Киев,

И. Зубрецькая, аспирант кафедры компьютерно-интегрированных технологий и измерительной техники, Киевский национальный университет технологий и дизайна,

А. Поликарпов, кандидат технических наук, заместитель начальника отдела по испытаниям на безопасность, НТИЦ «УкрТЕСТ» ГП «Укрметрестстандарт», г. Киев

Исследование направлено на обеспечение точности построения градуировочных характеристик NTC-термисторов в рабочем диапазоне температур на основе адаптивных нейронных сетей с радиальными базисными функциями. В результате исследования установлено, что погрешность аппроксимации градуировочной характеристики термисторов с использованием RBF-сетей меньше пределов допустимой погрешности математической модели, используемой в программном обеспечении современных систем сбора и обработки измерительной информации. Обосновано использование RBF-сетей при тестировании программного обеспечения средств измерительной техники и автоматизации процедуры периодической калибровки NTC-термисторов на стадии эксплуатации.

The research is aimed to assure the calibration characteristics accuracy of the NTC-thermistors by using adaptive radial basis neural networks. To solve this problem physical and computational experiments have been conducted. As a result of

it the training sample for the temperature and resistance data have been defined and RBF-networks models have been developed that are designed for interpolation of the inverse converting function of NTC-thermistors (Table 3).

While fulfilling the condition of repeatability and reproducibility of the modelling results using statistic criteria MAD, MSE, MAPE and MPE, it has been determined that using RBF-networks allows assuring high accuracy defining of the thermistors calibrated characteristics in the operational range of temperatures (Table 5). It has been shown that operational margin of the neural network approximation of the thermistors calibrated characteristic is lower than the acceptable error of the mathematical model, which is used in the software of modern systems of collection and processing of the measurement information (Table 9, Fig. 6).

Using RBF-networks at testing software support of measurement instruments and automation of the procedure of the NTC-thermistors periodic calibration at the operational stage has been substantiated (Table 10, Fig. 10).

Ключевые слова: точность, градуировочная характеристика, рабочий диапазон температур, NTC-термистор, RBF-сеть, программное обеспечение.

Keywords: accuracy, calibration characteristics, operating range of temperature, RBF-network, NTC-thermistor, software.

Для решения задач измерения и регулирования температуры в различных системах температурного контроля, устройствах дистанционного управления, средствах контроля потоков жидкостей и газов широкое применение получили NTC-термисторы за счет высокой чувствительности, малой инерционности, компактности и широкого диапазона измерения температур [1, 2]. Эпоксидные инкапсулированные NTC-термисторы в рабочем диапазоне температур (–55...250) °С характеризуются нелинейностью функции преобразования температуры T в электрическое сопротивление R :

$$R(T) = R(T_0) \exp\left[\beta\left(\frac{1}{T} - \frac{1}{T_0}\right)\right], \quad (1)$$

где T_0 — температура, в большинстве случаев равная 298,15 К (25 °С);

© Федин С., Зубрецькая И., Поликарпов А., 2017



С. Федин



И. Зубрецькая



А. Поликарпов

β — постоянный коэффициент, характеризующий свойства материалов термисторов и принимающий значения в диапазоне (2000...6000) К [2].

Функция преобразования (1) относится к нормируемым метрологическим характеристикам и используется для определения величины температуры по измеряемому выходному значению сопротивления термистора:

$$T = F^{-1}(R), \quad (2)$$

где F^{-1} — обратная передаточная функция.

Процедура калибровки термисторов в условиях нелинейности функции преобразования является сложной задачей, при решении которой функцию (1) линеаризуют с использованием схемотехнических решений [3] или интерполяционной параметрической модели общего вида:

$$1/T = A + B \ln(R/R_0) + C [\ln(R/R_0)]^2 + D [\ln(R/R_0)]^3 + \dots, \quad (3)$$

где T — температура, К; R_0 — величина сопротивления термистора, 1 Ом или 1 кОм; $\{A, B, C, D, \dots\}$ — параметры модели, количество которых определяется порядком полинома N в зависимости от диапазона температуры и требуемой точности интерполяции [2].

Следует отметить, что с использованием полиномов от 2-го до N -го порядков построение индивидуальной градуировочной характеристики термистора осуществляется на отдельных участках рабочего диапазона. В настоящее время при градуировке термисторов в большинстве случаев применяют параметрическую модель Стейнхарта-Харта [4]:

$$T^{-1} = A + B(\ln R) + C(\ln R)^3. \quad (4)$$

Интерполяционная модель 3-го порядка (4) используется в программном обеспечении (ПО) систем сбора и обработки измерительной информации, при этом абсолютная погрешность математического преобразования сопротивления в температуру составляет 0,05 °С [5]. Результаты исследований, приведенные в работе [6], показывают, что выбор узловых точек интерполяции существенно влияет на величину погрешности измерения температуры при использовании моделей (3) и (4), параметры $\{A, B, C, D, \dots\}$ которых определяются методом наименьших квадратов [7, 8]. В работе [9] на основе критерия средней относительной погрешности интерполяции MPE (*Mean Percentage Error*) установлено, что для получения наиболее точного результата параметрической компенсации нелинейности передаточной функции NTC -термисторов достаточным является использование полиномиальной модели 4-го порядка. Применение полиномиального ком-

пенсатора нелинейности 5-го порядка позволяет получить меньшее значение среднеквадратической MSE (*Mean Squared Error*) и максимальной погрешностей измерения температуры по сравнению с полиномами 3-го и 4-го порядков на выбранном участке рабочего диапазона измерений [10].

В работах [10—12] показано, что универсальным методом компенсации нелинейности передаточной функции, позволяющим повысить точность результата измерений по сравнению с полиномиальными моделями, является использование нейросетевого компенсатора (персептрона), обладающего свойством инвариантности к произвольному виду нелинейной функции. Однако результаты этих исследований получены в достаточно узком диапазоне температур (20...80) °С без применения других нейросетевых методов. О высокой точности построения градуировочной характеристики термисторов с использованием персептронов при сегментации рабочего диапазона на отдельные участки свидетельствуют также результаты нейросетевого моделирования, приведенные в работе [13].

Исследования свойств нейронных сетей показывают, что для равномерной аппроксимации любой непрерывной функции на компактном множестве значений может быть использовано семейство RBF -сетей [14]. В соответствии с ДСТУ *ISO/IEC 2382-34:2003 RBF-сеть* — прямослойная нейронная сеть, в которой каждый скрытый нейрон использует радиальную базисную функцию активации, а выходные нейроны реализуют линейные комбинации функций активации нейронов скрытого слоя [15]. Использование радиальных базисных функций Гаусса позволяет экспоненциально уменьшать локализованные нелинейности при аппроксимации сложных зависимостей [16].

Таким образом, критический анализ результатов различных исследований позволяет сделать предположение о том, что решение задачи повышения точности интерполяции градуировочной характеристики NTC -термисторов в рабочем диапазоне температур возможно на основе использования RBF -сетей.

Целью статьи является обеспечение точности построения индивидуальных градуировочных характеристик NTC -термисторов в рабочем диапазоне температур на основе использования адаптивных радиально-базисных нейронных сетей.

МЕТОДЫ И МАТЕРИАЛЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Получение измерительной информации для построения индивидуальных градуировочных характеристик NTC -термисторов *TDK* серии *B57861S*

($\beta = 3988 \text{ K}$, $R(T_0) = 10 \text{ кОм}$) осуществляли по методике, предложенной в работе [17]. Физический эксперимент проводили с использованием климатической камеры КРК 400 (рабочий диапазон температур $(-75...180) \text{ }^\circ\text{C}$) и опорного платинового датчика температуры Pt100 (с погрешностью $\pm 0,1 \text{ }^\circ\text{C}$), установленного в центре КРК 400 и подключенного по четырехпроводной схеме измерения температуры к системе сбора и обработки данных Agilent 34970A. Эксперимент проводили для шести термисторов TDK (с рабочим диапазоном температур $(-55...155) \text{ }^\circ\text{C}$), размещенных в центре КРК 400 и подключенных к Agilent 34970A. Шаг изменения температуры и времени был задан соответственно $5 \text{ }^\circ\text{C}$ и 15 минут, а время выдержки температуры в установившемся режиме составляло 30 минут [17].

После подключения первичных преобразователей температуры выполняли настройку Agilent 34970A с использованием лицензионной версии ПО BenchLink Data Logger 3. Эта процедура включала: автоматическую идентификацию подключённых датчиков; определение конфигурации измерительных каналов датчиков (рис. 1); установку интервала сканирования преобразователей, равного 10 с.

Накопление входной и выходной измерительной информации выполняли в диапазоне $(-55...150) \text{ }^\circ\text{C}$,

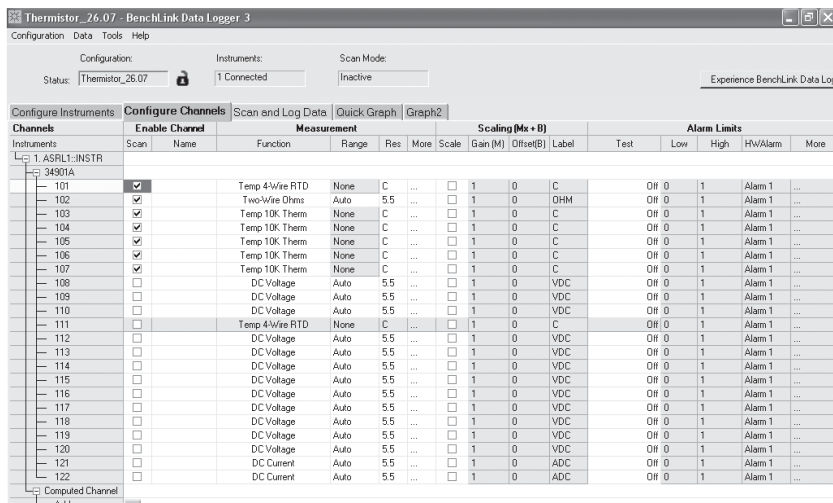


Рис. 1. Конфигурация датчиков: 101, 103–107 и 102 — каналы измерения температуры (датчик температуры Pt100, NTC-термисторы №2 — №6) и сопротивления (NTC-термистор №1)

Fig. 1. Sensor configuration: 101, 103–107 and 102 –measuring channels of temperature (temperature sensor Pt100, NTC-thermistor №2 — №6); and resistance measuring channel (NTC-thermistor №1)

поскольку диапазон измерения температуры системой сбора данных Agilent 34970A с использованием NTC-термисторов ограничен от -80 до $150 \text{ }^\circ\text{C}$ [9]. Фрагмент полученной базы данных, включающей 3704 значения R и T , приведен в таблице 1.

ПРОВЕДЕНИЕ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОГО ЭКСПЕРИМЕНТА

Задачей вычислительного эксперимента является создание RBF-сетей для моделирования градуировочной характеристики термистора (2) и оценка их точности. RBF-сеть позволяет отобразить функцию из замкнутой области \mathcal{X}^{m_0} в пространство \mathcal{X} , где m_0 — размерность входов обучающей выборки [16].

Таблица 1. Фрагмент базы данных значений R , Ом и T , $^\circ\text{C}$

Table 1. Values database fragment (R , Ohm and T , $^\circ\text{C}$)

Номер измерения	$R_{NTC \text{ №1}}$	T_{Pt100}	$T_{NTC \text{ №2}}$	$T_{NTC \text{ №3}}$	$T_{NTC \text{ №4}}$	$T_{NTC \text{ №5}}$	$T_{NTC \text{ №6}}$
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
.
.
.
3702	186,59	149,545	149,545	149,253	149,070	149,435	149,052
3703	185,90	149,697	149,715	149,435	149,235	149,602	149,180
3704	185,34	149,810	149,867	149,621	149,454	149,791	149,417

Таблиця 2. Фрагмент обучающей выборки RBF-сетей для термистора №1

Table 2. Fragment of RBF-network training sample for thermistor №1

Номер измерения	Вход $R_{NTC \text{ №1}}, \text{ Ом}$	Выход (отклик) $T_{Pt100}, \text{ К}$
1	963087,30	217,712
2	959686,94	217,836
3	949599,80	217,983
⋮	⋮	⋮
3702	186,59	422,695
3703	185,90	422,847
3704	185,34	422,960

Пусть $G: \mathfrak{R}^{m_0} \rightarrow \mathfrak{R}$ — ограниченная, непрерывная и интегрируемая функция, такая, что

$$\int_{\mathfrak{R}^{m_0}} G(x) dx \neq 0.$$

Пусть G_G — семейство RBF-сетей, использующих функции вида:

$$F(x) = \sum_{i=1}^m w_i G((x - t_i) / \sigma),$$

где $w_i \in \mathfrak{R}$ и $t_i \in \mathfrak{R}^{m_0}$, $\sigma > 0$ для $i = 1, 2, \dots, m$.

Тогда для любой непрерывной функции $f(x)$ найдется RBF-сеть с множеством центров $\{t_i\}_{i=1}^m$ и общей шириной $\sigma > 0$, такая, что функция $F(x)$, реализуемая сетью с весовыми коэффициентами w_i и m скрытыми нейронами, будет близка к $f(x)$ по евклидовой норме L_p , $p \in [1, \infty]$. При этом в большинстве случаев функция $F(x)$ имеет вид [16]:

$$F(x) = \sum_{i=1}^m w_i \exp\left(-\|x - t_i\|^2 / 2\sigma^2\right).$$

Поскольку единица измерения температуры в зависимостях (1), (3), (4) принята по шкале Кельвина, то исходные данные, полученные в результате физического эксперимента (табл. 1), представляли в виде обучающей выборки RBF-сетей (табл. 2).

В системе статистического анализа данных STATISTICA 6.1 с использованием инструмента «Мастер решений» модуля «Нейронные сети» определяли диапазон нейронов скрытого слоя архитектуры RBF-сетей (рис. 2).

При моделировании всех возможных вариантов архитектур RBF-сетей с учетом максимального количества нейронов скрытого слоя 926 выполняли 10 повторных обучений 100 нейросетевых моделей (10x100=1000).

Для обеспечения сходимости и воспроизводимости полученных результатов нейросетевой аппроксимации градуировочной характеристики термистора №1 эксперимент повторяли трижды на одной и той же и дважды на двух различных аппаратных платформах. При этом из каждых ста нейросетевых моделей на первом этапе сохраняли 5 «лучших» RBF-сетей по критериям минимальных значений ошибок обучения, контрольной и тестовой (рис. 3).

Из полученных пяти моделей RBF-сетей

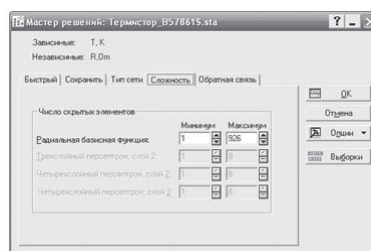
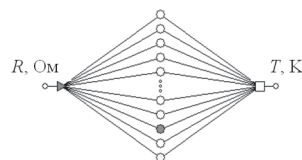


Рис. 2. Архитектура RBF-сетей и диапазон нейронов скрытого слоя

Fig. 2. RBF-network types and range of hidden layer neurons

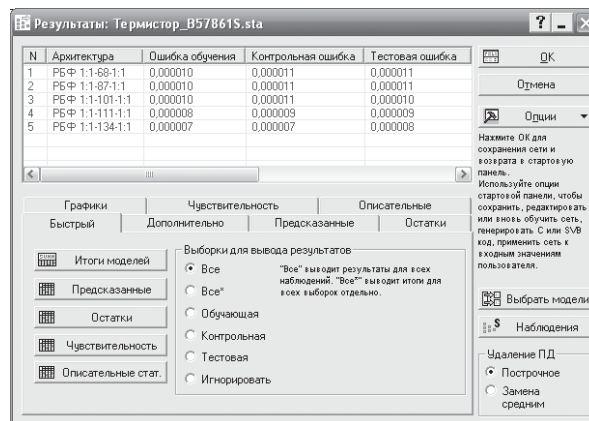


Рис. 3. Пример результата обучения пяти «лучших» RBF-сетей в модуле «Нейронные сети» системы STATISTICA 6.1

Fig. 3. An example of training result for five «the best» RBF-networks in «Neural Networks» module of STATISTICA 6.1 system

Регрессия (1-5) (Термистор_B57861S.sta)					
	T, K.1	T, K.2	T, K.3	T, K.4	T, K.5
Среднее данных	322,0709	322,0709	322,0709	322,0709	322,0709
Ст.откл. данных	59,1135	59,1135	59,1135	59,1135	59,1135
Среднее ошибки	-0,0005	-0,0006	-0,0004	-0,0001	-0,0003
Ст.откл. ошибки	0,0365	0,0363	0,0343	0,0284	0,0237
Среднее абсолютной ошибки	0,0271	0,0259	0,0245	0,0204	0,0174
Отношение ст.откл.	0,0006	0,0006	0,0006	0,0005	0,0004
Корреляция	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000

Рис. 4. Статистические критерии адекватности RBF-сетей

Fig. 4. Statistic criteria of RBF-networks adequacy

Таблица 3. Наилучшие варианты архитектур RBF-сетей для аппроксимации градуировочной характеристики термистора №1

Table 3. The best RBF-networks architectures for approximation of calibrated characteristic for thermistor №1

Платформа Номер эксперимента	AMD Athlon II X2 240, 2,81 ГГц, 1,75 ГБ ОЗУ			AMD Turion II Dual-Core Mobile M520, 779 МГц, 3,00 ГБ ОЗУ	Intel Celeron CPU G530, 2,40 ГГц, 1,91 ГБ ОЗУ
	Серия 1	Серия 2	Серия 3	Серия 4	Серия 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	1-101-1
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

выбирали одну на основе минимального значения статистического критерия дисперсионного отношения, используемого, в частности, для проверки адекватности построенной градуировочной характеристики экспериментальным данным [10]. Так, например, результат отношения стандартного отклонения погрешности интерполяции к стандартному отклонению отклика T, K для RBF-сетей первого вычислительного эксперимента (рис. 3) позволил выбрать нейросетевую модель с архитектурой 1:134:1 (рис. 4).

Таким образом, в результате пяти серий вычислительных экспериментов из 5000 созданных моделей отобраны 50 «лучших» RBF-сетей, архитектуры которых приведены в таблице 3.

ОБРАБОТКА РЕЗУЛЬТАТОВ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОГО ЭКСПЕРИМЕНТА И ОБСУЖДЕНИЕ ПОЛУЧЕННЫХ РЕЗУЛЬТАТОВ

Для каждой серии экспериментов с использованием отобранных архитектур RBF-сетей получали интерполированные (прогнозные) значения температуры, фрагмент которых для первой серии экспериментов представлен в таблице 4.

При этом достоверность полученных результатов нейросетевого моделирования подтверждается высокой значимостью коэффициентов парной корреляции между опорными значениями температуры датчика Pt100 (табл. 2) и интерполированными значениями температуры (рис. 5).

Таблица 4. Интерполированные значения T, K для первой серии экспериментовTable 4. Interpolate values of temperature T, K for the experiment original series

Номер измерения	Архитек- тура Вход $R, \text{ Ом}$	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
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
·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·
·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·
·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·
3702	186,59	422,685	422,711	422,651	422,737	422,668	422,724	422,686	422,699	422,710	422,726
3703	185,90	422,851	422,859	422,804	422,926	422,834	422,911	422,849	422,845	422,864	422,869
3704	185,34	422,987	422,969	422,928	423,084	422,970	423,068	422,981	422,961	422,985	422,965

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. 5. Значения коэффициентов парной корреляции
Fig. 5. Values of pair correlation coefficient

Оценку точности полученных результатов нейросетевого моделирования осуществляли в системе STATISTICA 6.1 с использованием критериев MAD (Mean Absolute Derivation), MSE, MAPE (Mean Absolute Percentage Error) и MPE [18]. При этом оценки критериев MAD и MSE получены на основе значений температуры по шкале Цельсия, а оценки критериев MAPE и MPE определены на основе значений температуры по шкале Кельвина (табл. 4):

$$MAD = 1/n \sum_{i=1}^n |T_{Pt100}^i - \hat{T}_{RBF}^i|, \quad (5)$$

$$MSE = 1/n \sum_{i=1}^n (T_{Pt100}^i - \hat{T}_{RBF}^i)^2, \quad (6)$$

$$MAPE = 100/n \sum_{i=1}^n |T_{Pt100}^i - \hat{T}_{RBF}^i| / T_{Pt100}^i, \quad (7)$$

$$MPE = 100/n \sum_{i=1}^n (T_{Pt100}^i - \hat{T}_{RBF}^i) / T_{Pt100}^i, \quad (8)$$

где T_{Pt100}^i — опорные значения температуры датчика Pt100, полученные в результате проведения физического эксперимента (табл. 1, 2); \hat{T}_{RBF}^i — интерполированные с использованием RBF-сетей значения температуры термистора №1 для 10-ти вычислительных экспериментов каждой серии.

Минимальные и максимальные значения критериев (5) — (8) для всех экспериментов приведены в табл. 5.

Пересекающиеся интервалы и порядок оценок статистических критериев (5)–(8) для пяти серий вычислительных экспериментов свидетельствуют о сходимости и воспроизводимости полученных результатов и характеризуют высокую точность нейросетевой аппроксимации градуировочной характеристики термистора №1 в рабочем диапазоне температур (табл. 5).

Полученные результаты нейросетевого моделирования позволяют сделать предположение о возможности использования RBF-сетей для автоматизации процедуры периодической калибровки термисторов на стадии эксплуатации, если приведенная погрешность температуры наименее точных RBF-сетей, полученных в каждой серии экспериментов, будет меньше приведенной

Таблица 5. Значения критериев MAD, MSE, MAPE, MPE
Table 5. Criteria values of MAD, MSE, MAPE, MPE

Номер серии	MAD _{min}	MAD _{max}	MSE _{min}	MSE _{max}	MAPE _{min}	MAPE _{max}	MPE _{min}	MPE _{max}
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

Таблица 6. Фрагмент значений температуры датчика Pt100 и термисторов №2 — №6
Table 6. Selected values of temperature for sensor Pt100 and thermistors №2 — №6

№ п/п	T _{Pt100}	T _{NTC №2}	T _{NTC №3}	T _{NTC №4}	T _{NTC №5}	T _{NTC №6}
1	-55,029	-55,020	-54,986	-54,966	-55,017	-54,982
2	-50,142	-50,028	-49,992	-49,992	-50,021	-49,984
3	-45,110	-45,094	-45,061	-45,035	-45,084	-45,042
·	·	·	·	·	·	·
·	·	·	·	·	·	·
·	·	·	·	·	·	·
40	140,084	140,269	140,013	139,757	140,141	140,113
41	145,129	145,404	145,112	144,782	145,232	145,181
42	149,810	149,867	149,621	149,454	149,791	149,772

Таблиця 7. Фрагмент значень температури датчика Pt100 і RBF-сетей

Table 7. Selected values of temperature for sensor Pt100 and RBF-networks

№ п/п	T_{Pt100}	$T_{RBF\ 1-102-1}$	$T_{RBF\ 1-113-1}$	$T_{RBF\ 1-97-1}$	$T_{RBF\ 1-99-1}$	$T_{RBF\ 1-101-1}$
1	-55,029	-55,027	-55,033	-55,154	-55,100	-55,028
2	-50,142	-50,147	-50,146	-50,113	-50,147	-50,137
3	-45,110	-45,110	-45,117	-45,100	-45,106	-45,099
.
.
.
40	140,084	140,057	140,063	140,056	140,052	140,055
41	145,129	145,091	145,079	145,069	145,108	145,059
42	149,810	149,778	149,759	149,771	149,839	149,800

погрешности NTC-термисторов №2 — №6. Для проверки этого условия из базы данных (табл. 1) с шагом 5 °C в диапазоне (-55...150) °C были отобраны 42 значения температуры датчика Pt100 и термисторов №2 — №6 (табл. 6), а также значения температуры наименее точных RBF-сетей в соответствии с критерием $MARE$ (7) для пяти серий экспериментов (табл. 7).

Приведенную погрешность рассчитывали в виде [19]:

$$\gamma_{np}^{NTC} = \left((T_{NTC} - T_{Pt100}) / T_p \right) \cdot 100, \quad (9)$$

$$\gamma_{np}^{RBF} = \left((\hat{T}_{RBF} - T_{Pt100}) / T_p \right) \cdot 100, \quad (10)$$

где T_{NTC} и T_{Pt100} — соответственно значения температуры термисторов №2 — №6 и опорные значения температуры (табл. 6); \hat{T}_{RBF}^i — значения температуры, полученные с использованием RBF-сетей (табл. 7); T_p — протяженность рабочего диапазона температуры термисторов.

Максимальные значения приведенной погрешности температуры (9), (10) представлены в таблице 8.

Анализ данных (табл. 8) показывает, что любое максимальное значение приведенной погрешности температуры наименее точных по критерию (7) RBF-сетей в несколько раз меньше любого максимального значения приведенной погрешности измерения температуры с использованием термисторов №2 — №6.

Для оценки степени близости результата нейросетевой аппроксимации градуировочной характеристики термистора №1 к опорным значениям температуры определяли абсолютную погрешность на основе критерия MAD (5) с использованием отобранных $n = 42$ значений температуры наименее точных RBF-сетей (табл. 9).

Порядок оценок критерия MAD (табл. 5, табл. 9) свидетельствует о том, что пределы абсолютной по-

Таблиця 8. Максимальные значения приведенной погрешности γ_{np} , %Table 8. Maximum values of error γ_{np} , %

NTC-термисторы		RBF-сети	
№2	0,1390	1-102-1	0,0205
№3	0,0732	1-113-1	0,0181
№4	0,1590	1-97-1	0,0142
№5	0,0634	1-99-1	0,0141
№6	0,0937	1-101-1	0,0166

Таблиця 9. Значения критерия MAD , °CTable 9. Value of MAD criteria, °C

RBF-сети				
1-102-1	1-113-1	1-97-1	1-99-1	1-101-1
0,0230	0,0242	0,0267	0,0207	0,0235

грешности аппроксимации градуировочной характеристики термистора №1 на основе RBF-сетей не менее чем в 1,5 раза меньше допустимой абсолютной погрешности математического преобразования (4), используемого в системе сбора данных Agilent 34970A (рис. 6).

Таким образом, анализ полученных результатов позволяет рекомендовать применение RBF-сетей для построения индивидуальной градуировочной характеристики термисторов с абсолютной погрешностью математического преобразования значений сопротивления в температуру, не превышающей $\Delta T = 0,027$ °C в любой точке рабочего диапазона.

РЕКОМЕНДАЦИИ ПО ПРАКТИЧЕСКОМУ ПРИМЕНЕНИЮ ПОЛУЧЕННЫХ РЕЗУЛЬТАТОВ ПРИ ТЕСТИРОВАНИИ ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ СРЕДСТВ ИЗМЕРЕНИЙ

В системах сбора и обработки данных, например, Agilent 34970A результат измерения сопротивления

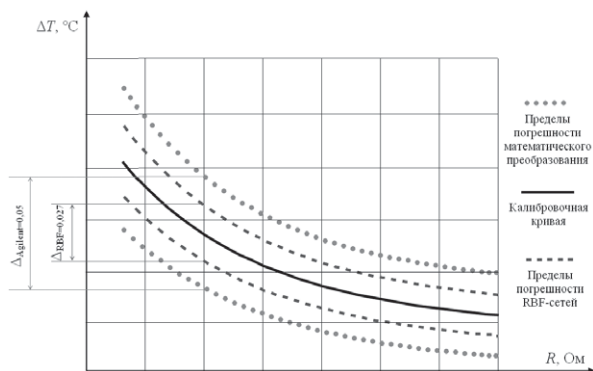


Рис. 6. Пределы абсолютной погрешности градуировочной характеристики NTC-термистора

Fig. 6. Absolute error limits of calibration characteristic for NTC-thermistor

термистора преобразуется в эквивалентную температуру с использованием встроенного ПО. В соответствии с [20] к ПО средств измерений относится компьютерная программа или совокупность программ, предназначенных для использования в средствах измерений и реализующих, в том числе, сбор, передачу, обработку, хранение и представление измерительной информации, а также программные модули и компоненты, необходимые для функционирования этих программ. При этом важной задачей обеспечения точности измерений является использование ПО, которое не оказывает влияния на метрологические характеристики средства измерений или это влияние является минимальным и не приводит к искажению измерительной информации. Оценка влияния ПО на метрологические характеристики реализуется путем проведения испытаний (тестирования) ПО средств измерений [20—22].

Один из эффективных способов тестирования ПО основан на сравнении опорного ПО (*reference software*) с тестируемыми программными продуктами. Сущность этого способа заключается в воздействии опорными данными на опорное ПО для получения соответствующих результатов и их сравнения с тестовыми результатами (рис. 7) [23].

Следует отметить, что разработка опорного ПО средств измерений является серьезной проблемой, поскольку направлено на решение задач, аналогичных тем, которые решаются с использованием эталонов физических величин, и должно соответствовать повышенным требованиям к вычислительным и функциональным характеристикам, подтвержденным (в ряде случаев независимыми методами) при неоднократном тестировании и применении.

Альтернативным способом является процедура, при которой опорными (модельными) результатами

воздействуют на специальную программу (генератор данных) для получения соответствующего набора «эталонных данных», используемых далее для тестирования ПО. Результаты, полученные тестируемым ПО при воздействии на него «эталонными данными», сравниваются с модельными результатами по ряду количественных характеристик для оценки свойств тестируемого ПО (рис. 8) [23].

При этом, как отмечено в работах [24, 25], наборы «эталонных данных» должны соответствовать таким диапазонам, при которых алгоритмы их получения и обработки являются устойчивыми. В качестве проверки устойчивости «эталонных данных» может выступать оценка критерия согласия χ^2 нормальному закону распределения значений критерия *MAPE* (7), полученных для опорных значений температуры датчика *Pt100* и интерполированных

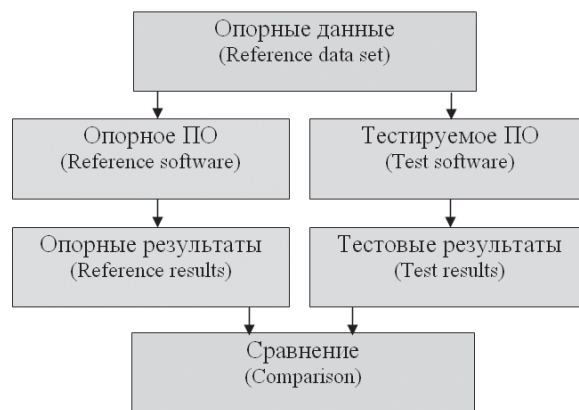


Рис. 7. Тестирование ПО средств измерений с использованием опорного программного продукта
Fig. 7. Software testing of measuring instruments with using of reference software

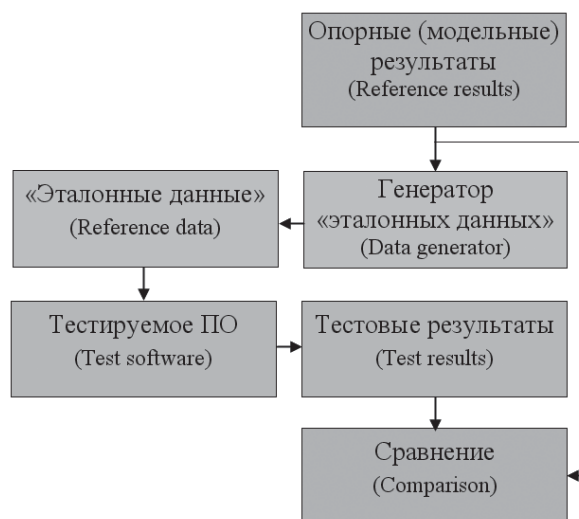


Рис. 8. Тестирование ПО средств измерений с использованием генерации «эталонных данных»
Fig. 8. Software testing of measuring instruments with using of «standard data» generation

Таблиця 10. Значення критерія MAPE, %

Table 10. Value of MAPE criteria, %

Експеримент	Серія 1	Серія 2	Серія 3	Серія 4	Серія 5
1	0,00525	0,00524	0,00539	0,00469	0,00547
2	0,00438	0,00441	0,00463	0,00492	0,00541
3	0,00583	0,00472	0,00474	0,00568	0,00507
4	0,00497	0,00567	0,00470	0,00476	0,00452
5	0,00545	0,00515	0,00557	0,00508	0,00589
6	0,00460	0,00466	0,00550	0,00544	0,00494
7	0,00545	0,00506	0,00521	0,00467	0,00525
8	0,00399	0,00468	0,00649	0,00534	0,00451
9	0,00483	0,00541	0,00428	0,00464	0,00544
10	0,00460	0,00510	0,00440	0,00619	0,00474

с использованием RBF-сетей значений температуры.

Результаты оценок критерия MAPE и его статистические показатели для 10-ти экспериментов каждой серии приведены соответственно в таблице 10 и на рисунке 9.

Проверку гипотезы о согласии распределения значений MAPE (табл. 10) нормальному закону осуществляли в системе STATISTICA 6.1 с использованием модуля «Подгонка распределений». При этом число интервалов гистограммы $n = 7$ определяли в соответствии с эмпирическим правилом Стёрджеса [19]

$$n = 1 + 3,322 \lg N,$$

где N — число единиц совокупности значений MAPE.

Полученные оценки χ^2 и p -уровня значимости (рис. 10) подтверждают гипотезу о согласии распределения значений критерия MAPE нормальному закону, о чем также свидетельствуют оценки асимметрии и эксцесса и их стандартные ошибки (рис. 11).

На основе статистических показателей (рис. 9) и нормального закона распределения (рис. 10) с использованием инструмента «Вероятностный калькулятор» системы STATISTICA 6.1 установлено, что в одном отдельном вычислительном эксперименте практически невозможно получить «эталонные данные», отличающиеся от опорных результатов датчика Pt100, поскольку вероятность этого события равна 0,021.

Таким образом, достоверность генерирования устойчивых «эталонных данных» с использованием RBF-сетей при тестировании ПО средств измерений (рис. 8) соответствует 97,9 %.

ВЫВОДЫ

1. В результате проведенного исследования установлено, что использование радиально-базисных нейронных сетей, в отличие от перцептронов и полиномиальных моделей, позволяет обеспечить

Описательные статистики (Погрешности_RBF_new.sta)					
Переменная	N набл.	Среднее	Минимум	Максимум	Стд. откл.
MAPE_RBF	50	0,00506	0,00399	0,00649	0,00051

Рис. 9. Статистические показатели критерия MAPE
Fig. 9. Statistic indexes of MAPE criteria

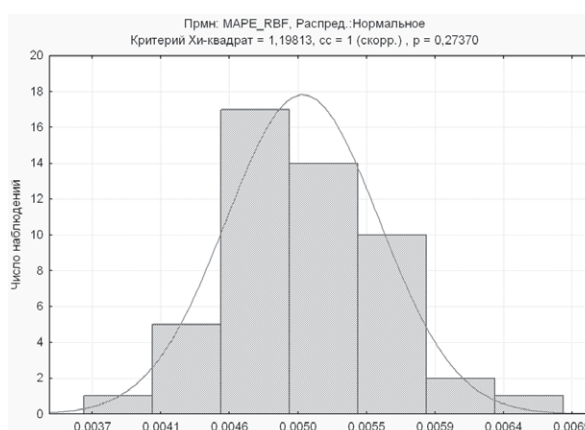


Рис. 10. Результат проверки статистической гипотезы по критерию χ^2
Fig. 10. Verification result of statistic hypothesis on χ^2 criteria

Описательные статистики (Погрешности_RBF_new.sta)				
Переменная	Асимметрия	Стд. ош. Асимметрия	Эксцесс	Стд. ош. Эксцесс
MAPE_RBF	0,452	0,337	0,143	0,662

Рис. 11. Оценки асимметрии и эксцесса
Fig. 11. Assessment of asymmetric and excess

высокую точность построения индивидуальной градуировочной характеристики NTC-термисторов для всего рабочего диапазона температур.

2. Показано, что применение RBF-сетей позволяет не менее чем в 1,5 раза уменьшить пределы погрешности аппроксимации градуировочной характеристики термисторов по сравнению с пределами допустимой погрешности математического преобразования,

равной 0,05 °С и соответствующей классической полиномиальной модели третьего порядка, которая используется в программном обеспечении систем сбора и обработки измерительной информации.

3. Предложен способ использования *RBF*-сетей в качестве генератора «эталонных данных» при проведении испытаний программного обеспечения средств измерений и автоматизации процедуры периодической калировки *NTC*-термисторов на стадии эксплуатации.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Библиотека электронных компонентов. Выпуск 5: Термисторы фирмы *SIEMENS & MATSUSHITA*. — М.: ДОДЕКА (Library of electronic components. Issue 5: Thermistors of SIEMENS & MATSUSHITA company. — М.: DODEKA), 1999. — 48 с/р.
2. Guide on Secondary Thermometry Thermistor Thermometry, 2014. — 19 p.
3. Беляев А. О. Схемотехнические методы линеаризации температурных характеристик *NTC* терморезисторов: пассивные корректирующие цепи / А.О. Беляев // Известия ЮФУ (Bieliaiev A. Schematic methods of temperature characteristic linearization for *NTC*-thermistors: passive correct catena / A. Bielieiev // SFU News). — 2009. — № 2. — С/Р. 112 — 119.
4. Steinhart John S. Calibration curves for thermistors / John S. Steinhart, Stanley R. Hart // Deep Sea Research and Oceanographic Abstracts. — Volume 15, Issue 4, 1968. — P. 497–503.
5. Agilent 34970 A Data Acquisition/Switch Unit User Guide Edition 3.0. — Agilent Technologies, Inc., 2003. — 434 p.
6. White D.R. Propagation of Uncertainty with Calibration Equations / D.R. White, P. Saunders // Meas. Sci. Technol. — В.18, 2007. — P. 2157 — 2169.
7. Грановский, В. А. Методы обработки экспериментальных данных при измерениях / В. А. Грановский, Т. Н. Сирая. — Л.: Энергоатомиздат (Granovsky V. Methods of experimental measuring data processing / V. Granovsky, T. Siraya. — L.: Energoatomizdat), 1990. — 288 с/р.
8. ГСИ. Градуировочные характеристики средств измерений. Методы построения. Оценка погрешностей. Рекомендация: МИ 2175-91. — СПб.: ВНИИМ им. Д.И. Менделеева (GSI. Calibration characteristics of measurement instruments. Construction method. Error assesment. Guidance: MI 2175-91. — SPb.: RSRIM. named after D.I. Mendeleev), 1992. — 55 с/р.
9. Федін С.С. Параметрична компенсація нелінійної температурної залежності *NTC*-термісторів / С.С. Федін, О.В. Салівон, І.С. Зубрецька // Метрологія та прилади (Fedin S. Parametric compensation of non-linearity temperature dependence for *NTC*-thermistors / S. Fedin, OI. Salivon, I. Zubretska // Metrology and instruments). — 2016. — №2. — С/Р. 41 — 46.
10. Запорожец О.В. Компенсация нелинейности полупроводникового терморезистора с помощью искусственной нейронной сети / О.В. Запорожец, Т.А. Овчарова, И.В. Руженцев // Системы обработки информации (Zapozhzhets O.. Compensation of non-linearity for semiconductor by using neural network / O. Zaporozhents, T. Ovcharova, I. Ruzhentsev // Systems of data processing). — 2015. — № 6 (131). — С/Р. 64—67.
11. Запорожец О.В. Компенсация нелинейности функции преобразования измерительных устройств с помощью искусственной нейронной сети / О.В. Запорожец, В.А. Коротенко, Т.А. Овчарова // Системы управління, навігації та зв'язку (Zapozhzhets O. Compensation of non-linearity converting function of measuring systems by using artificial neural network / O. Zaporozhents, V. Korotenko, T. Ovcharova // Systems of measurement, navigation and connecting). — 2010. — № 4(16). — С/Р. 99—103.
12. Дегтярев А.В. Адаптивная система компенсации нелинейности функции преобразования измерительных устройств на базе трехслойного перцептрона / А.В. Дегтярев, О.В. Запорожец, Т.А. Овчарова // Электротехнические и компьютерные системы (Degtiarev A. Adaptive system for compensation of converting function non-linearity for measuring systems based on using third layer perceptron / A. Degtiarev, O. Zaporozhents, T. Ovcharova // Electrotechnic and computer systems). — 2012. — № 06 (82). — С/Р. 235—241.
13. Федін С.С. Обеспечение точности аппроксимации *R/T*-характеристики *NTC*-термистора на основе нейросетевого моделирования С. С. Федін, И. С. Зубрецька // Технология и конструирование в электронной аппаратуре (Fedin S. Accuracy assurance of *R/T*-characteristic for *NTC*-thermistors by using of neural network modeling / S. Fedin, I. Zubretskaya // Technology and contracting in electronic devices). — 2015. — № 4. — С/Р. 28—35.
14. Powell M.J.D. 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. — P. 105 — 210.
15. Інформаційні технології. Словник термінів. Ч. 34. Штучний інтелект. Нейронні мережі: ДСТУ ISO/IEC 2382-34:2003. — К.: Держспоживстандарт України (Information technologies. Vocabulary. Part 34. Artificial Intelligence. Neural networks: DSTU ISO/IEC 2382-34:2003. — К.: Derzhspozhyvstandart Ukrainy), 2005. — 20 с.
16. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. [2-е изд.] — М.: Вильямс (Khaikin S. Neural network: full course / S. Khaikin. [2 issue.] — М.: Williams), 2006. — 1104 с/р.
17. Кошелева О.Б. Разработка методики сбора измерительной информации для градуировки полупроводниковых терморезистивных преобразователей температуры / О.Б. Кошелева, И.С. Зубрецька, С.С. Федін // Системи обробки інформації (Koshelieva O. Development of measuring data acquisition and processing methodic for semiconductor thermistor temperature convertors / O. Koshelieva, I. Zubretska, S. Fedin // Systems of data processing). — 2015. — № 10 (135). — С/Р. 44—47.
18. Петрунин Ю.Ю. Информационные технологии анализа данных. Data Analysis: учебное пособие / Ю.Ю. Петрунин. — 2-е издание. — М.: КДУ (Petrunin Y.. Information technologies of data analysis. Data Analysis: educational aid / Y. Petrunin. — 2 issue. — М.: KDU), 2010. — 292 с/р.
19. Новицкий П.В. Оценка погрешностей результатов измерений. — 2-е изд. / П.В. Новицкий, И.А. Зограф. — Л.: Энергоатомиздат (Novitsky P. Error assesment of measuring results. — 2 issue. / P. Novitsky, I. Zograf. — L.: Energoatomizdat), 1991. — 304 с/р.
20. Кудеяров Ю.А. Испытания (тестирование) программного обеспечения средств измерений: учебное пособие / Ю. А. Кудеяров. — М.: АСМС (Kudeiarov Y. Testing of software for measuring instruments: educational aid / Y. Kudeiarov. — М.: ASMA), 2010. — 106 с/р.
21. Величко О.Н. Нормативная база аттестации программного обеспечения средств измерений / О.Н. Величко // Измерительная техника (Velichko O. Normative base for validation of measurement instrument software / O.N. Velichko // Measuring technich). — 2007. — № 4. — С/Р. 12—17.
22. Рекомендация КОOMET. Программное обеспечение средств измерений. Общие технические требования. COOMET R/LM/10:2004., Албена (Guidance of COOMET. Measurement instrument software. General technic requirements. COOMET R/LM/10:2004., Albena). — 2004. — 10 с/р.
23. Кудеяров Ю.А. Проблемы оценки качества программного обеспечения СИ / Ю.А. Кудеяров, А.В. Шестаков // Мир измерений (Kudeiarov Y. Problems of quality assessment for measurement instrument software / Y. Kudeiarov, A. Shestakov // Measurement world). — 2012, №11. — С/Р. 9—13.
24. Слаев В.А. Аттестация программного обеспечения, используемого в метрологии: Справочная книга / В.А. Слаев, А.Г. Чуновкина. Под ред В.А. Слаева. — СПб.: Профессионал (Slaiev V. Validation of software used in metrology. Manual / V. Slaiev, A. Chunovkina. Red.by V. Slaiev. — St.Petersburg: Professional), 2009. — 320 с/р.
25. Кудеяров Ю.А. Программное обеспечение средств измерений: разработка и аттестация: учебное пособие / Ю.А. Кудеяров. — М.: МФТИ (Kudeiarov Y. Software asuuaranse of measuring instruments: development and validation: educational / Y. Kudeiarov. — М.: MFTI), 2011. — 151 с/р.

Отримано / received: 08.12.2016.

Стаття рекомендована до публікації д.т.н., проф. О.М. Величком (Україна).
Prof. O.N. Velychko, D. Sc. (Techn.), Ukraine, recommended this article to be published