

Д. т. н. С. С. ФЕДИН, И. С. ЗУБРЕЦКАЯ

Украина, Киевский национальный университет технологий и дизайна

E-mail: sergey_fedin@bigmir.net, l-marius@yandex.ru

ОБЕСПЕЧЕНИЕ ТОЧНОСТИ АППРОКСИМАЦИИ R/T -ХАРАКТЕРИСТИКИ NTC-ТЕРМИСТОРА НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

Разработаны нейросетевые модели для аппроксимации нелинейной R/T -характеристики полупроводникового терморезистивного преобразователя температуры в рабочем диапазоне. На примере термистора типа NTC серии B57703M показано, что использование разработанных нейросетевых моделей позволяет обеспечить более высокую точность аппроксимации по сравнению с полиномиальной моделью Стейнхарта – Харта.

Ключевые слова: точность аппроксимации, R/T -характеристика, NTC-термистор, полиномиальная модель, нейросетевые модели.

В настоящее время для проведения температурных измерений в различных отраслях промышленности и сферах деятельности человека широко используются полупроводниковые терморезистивные преобразователи температуры с отрицательным температурным коэффициентом сопротивления — термисторы типа NTC (negative temperature coefficient), преимуществами которых являются их малые габаритные размеры, низкая инерционность, высокая чувствительность и широкий рабочий диапазон температуры [1, 2].

Отличительной особенностью NTC-термисторов, например, от термопреобразователей сопротивления, чувствительный элемент которых изготовлен из металла (Pt, Cu, Ni), является существенная нелинейность функции преобразования температуры T в электрическое сопротивление R . Поэтому для обеспечения точности NTC-термистора необходимо выполнять его индивидуальную градуировку для получения соответствующей R/T -характеристики. В [2] показано, что функцию преобразования практически любого термистора можно описать на основе полиномиальной модели седьмого порядка с параметрами, зависящими только от свойств используемых для изготовления термистора материалов. При этом наиболее универсальным способом математического описания R/T -характеристики NTC-термистора является полиномиальная зависимость Стейнхарта – Харта [3, с. 121]

$$\frac{1}{T} = a + b \ln(R) + c (\ln(R))^3, \quad (1)$$

где a, b, c — параметры, определяемые при градуировке в трех температурных точках с интервалом не менее чем 10°C [4]; значения T и R — в К и Ом соответственно.

Очевидно, что используя зависимость (1), можно получить максимально точную аппроксимацию R/T -характеристики NTC-термистора в температурном диапазоне не более 30°C . В то же время, рабочий диапазон температуры NTC-термисторов различных фирм-изготовителей может составлять от -55 до 250°C [5, с. 18]. Так, для NTC-термисторов фирмы EPCOS серии B57703M он равен $-55...155^\circ\text{C}$ [6, с. 4], поэтому аппроксимация R/T -характеристики с использованием зависимости (1) может быть осуществлена, например, для семи поддиапазонов температуры (в $^\circ\text{C}$): $-55...-30$; $-25...0$; $5...30$; $35...60$; $65...90$; $95...120$; $125...155$.

В [7] было показано, что с увеличением величины поддиапазона обеспечение точности аппроксимации R/T -характеристики NTC-термистора зависит от выбора узловых точек и представляет собой нетривиальную задачу, решение которой возможно на основе непараметрического нейросетевого моделирования. Суть данного подхода заключается в нахождении таких весовых коэффициентов связей между нейронами сети, при которых погрешность аппроксимации зависимости «вход→выход», полученной на основе обучения модели нейронной сети (НС), является минимальным. Целесообразность использования методов интеллектуальной нейросетевой обработки измерительной информации для аппроксимации R/T -характеристики NTC-термистора обусловлена универсальностью нейросетевых алгоритмов обучения моделей НС с использованием нелинейных функций активации нейронов и подтверждается результатами исследований, приведенными в [8].

Целью настоящей работы является разработка нейросетевых моделей для повышения точности аппроксимации R/T -характеристики

Таблица 1

Значения нормализованной R/T -характеристики NTC-термистора B57703M0103G017

$T, ^\circ\text{C}$	R_T/R_{25}	$T, ^\circ\text{C}$	R_T/R_{25}	$T, ^\circ\text{C}$	R_T/R_{25}	$T, ^\circ\text{C}$	R_T/R_{25}	$T, ^\circ\text{C}$	R_T/R_{25}
-55	96,30	-10	5,533	35	0,6531	80	0,1258	125	0,03417
-50	67,01	-5	4,232	40	0,5327	85	0,1072	130	0,03009
-45	47,17	0	3,265	45	0,4369	90	0,09177	135	0,02654
-40	33,65	5	2,539	50	0,3603	95	0,07885	140	0,02348
-35	24,26	10	1,990	55	0,2986	100	0,06800	145	0,02083
-30	17,70	15	1,571	60	0,2488	105	0,05886	150	0,01853
-25	13,04	20	1,249	65	0,2083	110	0,05112	155	0,01653
-20	9,707	25	1,000	70	0,1752	115	0,04454	—	—
-15	7,293	30	0,8057	75	0,1481	120	0,03893	—	—

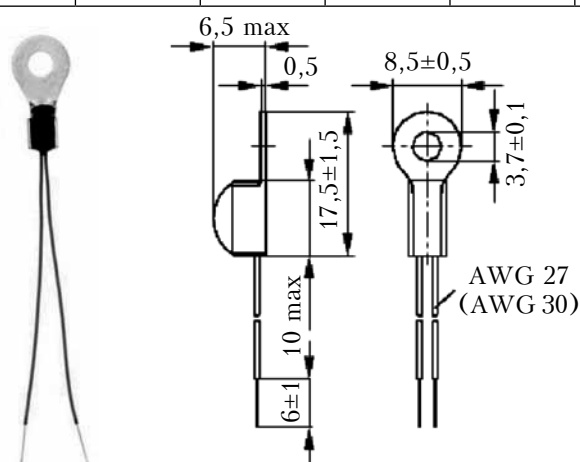


Рис. 1. Внешний вид и габаритные размеры NTC-термистора B57703M0103G017

NTC-термистора в рабочем диапазоне температуры по сравнению с полиномиальной моделью Стейнхарта — Харта.

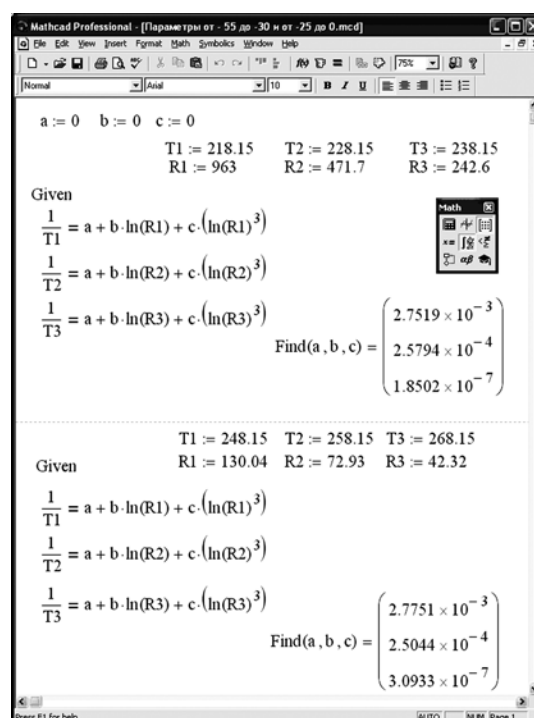
Полиномиальная аппроксимация функции преобразования NTC-термистора

Рассмотрим решение задачи аппроксимации функции преобразования полупроводникового терморезистивного преобразователя температуры на примере NTC-термистора серии B57703M. Термисторы этой серии представляют собой герметичные первичные преобразователи, предназначенные для измерения температуры в различных сферах деятельности, это, например, и жилищное хозяйство, и трубопроводы, и пр. [5].

Для создания полиномиальной и нейросетевых аппроксимационных моделей (НС-моделей) использовали приведенные в табл. 1 априорные данные нормализованной R/T -характеристики NTC-термистора B57703M0103G017 (рис. 1) с коэффициентом температурной чувствительности $B=3988\text{ K}$, номинальными значениями температуры $T_N=25^\circ\text{C}$ и сопротивления $R_N=R_{25}=10\text{ кОм}$ [6, с. 4].

Полиномиальную аппроксимацию R/T -характеристики NTC-термистора B57703M0103G017 осуществляли на основе зависимости Стейн-

а)



б)

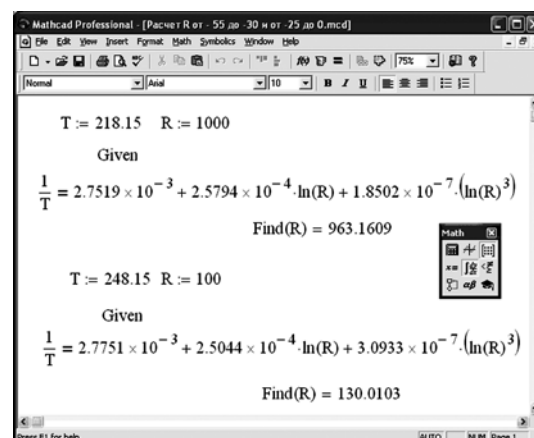


Рис. 2. Скриншоты фрагментов расчета параметров полиномиальной модели (а) и сопротивления (б) для двух поддиапазонов

Таблица 2

Результаты полиномиальной аппроксимации R/T -характеристики NTC -термистора B57703M0103G017

T , К	R_T , кОм	T , К	R_T , кОм	T , К	R_T , кОм	T , К	R_T , кОм	T , К	R_T , кОм
218,15	963,1609	263,15	55,3141	308,15	6,5315	353,15	1,2572	398,15	0,3417
223,15	669,8129	268,15	42,3108	313,15	5,3276	358,15	1,0719	403,15	0,3007
228,15	471,7738	273,15	32,6244	318,15	4,3694	363,15	0,9179	408,15	0,2654
233,15	336,3627	278,15	25,3889	323,15	3,6028	368,15	0,7885	413,15	0,2348
238,15	242,6355	283,15	19,8979	328,15	2,9862	373,15	0,6800	418,15	0,2083
243,15	176,9952	288,15	15,7093	333,15	2,4879	378,15	0,5886	423,15	0,1852
248,15	130,0103	293,15	12,4907	338,15	2,0829	383,15	0,5112	428,15	0,1650
253,15	96,6042	298,15	9,9996	343,15	1,7523	388,15	0,4454	—	—
258,15	72,9137	303,15	8,0584	348,15	1,4809	393,15	0,3892	—	—

харта—Харта (1) для следующих семи поддиапазонов температуры (в К): 218,15...243,15; 248,15...273,15; 278,15...303,15; 308,15...333,15; 338,15...363,15; 368,15...393,15; 398,15...428,15. Для этого в каждом поддиапазоне определяли параметры a , b , c зависимости (1) с использованием системы математического моделирования MathCAD и далее рассчитывали электрическое сопротивление R (рис. 2). Полученные результаты приведены в табл. 2.

Нейросетевая аппроксимация R/T -характеристики NTC -термистора

Точность аппроксимации, при которой нейросетевая модель характеризуется свойством сходимости алгоритма обучения, в значительной степени зависит от выбранного диапазона обучающего показателя, увеличение которого в ряде случаев уменьшает достоверность обобщения информации. Это объясняется тем, что в процессе обучения и тестирования нейросетевой модели каждый пример обучающей выборки должен быть в «допуске обучения» при выполнении условия [9, с. 81]

$$O_R \in P_R \pm TOL(R_{\max} - R_{\min}), \quad (2)$$

где O_R , P_R — соответственно, аппроксимируемое (Output) и обучающее (Pattern) значения выбранного примера;

TOL — параметр точности обучения нейросетевой модели;

$R_{\max}$, $R_{\min}$ — минимальное и максимальное значения обучающего показателя R .

Очевидно, что для диапазона электрического сопротивления 963,0...0,1653 кОм (см. табл. 1) приемлемую точность аппроксимации можно получить при $TOL \leq 10^{-6}$. На практике достижение такой точности алгоритмами обучения НС-моделей возможно только в режиме запоминания, но не обобщения информации [10].

Для решения этой проблемы на этапе предварительной обработки данных значения электрического сопротивления указанного диапазона были прологарифмированы, диапазон полученных

значений $\ln R_T$ составлял 6,870053...–1,799993. Такая точность обусловлена возможностью восстановления исходных данных R_T во всем рассматриваемом диапазоне с использованием оператора $\exp(\ln R_T)$. Полученную характеристику $\ln R_T$ использовали в качестве обучающего показателя нейросетевой модели с параметром $TOL = 10^{-6}$.

Обучение прямослойной НС-модели (feed forward) для всего рабочего диапазона температуры выполняли по алгоритму Back Propagation в системе BrainMaker Professional 3.52 [11]. Число нейронов скрытого слоя выбирали из диапазона от 5 до 15. Вычислительные эксперименты показали, что наилучшие результаты, которых удалось достичь при аппроксимации зависимости R/T -характеристики NTC -термистора B57703M0103G017, были получены при использовании НС-модели с архитектурой 1:10:1. Однако абсолютные отклонения полученных результатов от фактических были намного выше, чем при полиномиальной аппроксимации, во всем рабочем диапазоне температуры (табл. 3).

Таблица 3

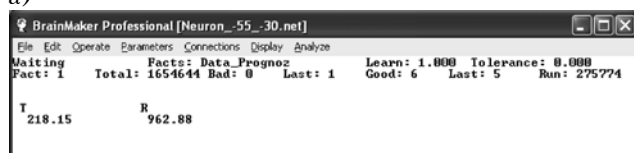
Сравнение результатов нейросетевой и полиномиальной аппроксимаций R/T -характеристики NTC -термистора B57703M0103G017 в рабочем диапазоне температуры

T , К	Значения R_T		
	НС-модель 1:10:1	полиномиальная аппроксимация	фактические
218,15	879,4249	963,1609	963,000
223,15	603,3009	669,8129	670,100
228,15	489,6148	471,7738	471,700
⋮	⋮	⋮	⋮
418,15	0,2197	0,2083	0,2083
423,15	0,2058	0,1852	0,1853
428,15	0,1961	0,1650	0,1653

Результаты нейросетевой аппроксимации R/T -характеристики NTC-термистора B57703M0103G017, полученные при использовании различных алгоритмов

T, K	$R_T, k\Omega$	T, K	$R_T, k\Omega$	T, K	$R_T, k\Omega$	T, K	$R_T, k\Omega$	T, K	$R_T, k\Omega$
Алгоритм Back Propagation									
218,15	962,8800	263,15	55,3780	308,15	6,5313	353,15	1,2580	398,15	0,3415
223,15	670,1200	268,15	42,3710	313,15	5,3251	358,15	1,0720	403,15	0,3010
228,15	471,8200	273,15	32,6580	318,15	4,3677	363,15	0,9183	408,15	0,2652
233,15	336,5300	278,15	25,3870	323,15	3,6047	368,15	0,7885	413,15	0,2346
238,15	242,6100	283,15	19,9030	328,15	2,9878	373,15	0,6800	418,15	0,2081
243,15	177,0700	288,15	15,7050	333,15	2,4903	378,15	0,5888	423,15	0,1852
248,15	130,4000	293,15	12,4970	338,15	2,0828	383,15	0,5110	428,15	0,1654
253,15	97,1170	298,15	10,0090	343,15	1,7519	388,15	0,4456	—	—
258,15	72,9420	303,15	8,0585	348,15	1,4813	393,15	0,3893	—	—
Алгоритм Resilient Propagation									
218,15	962,8626	263,15	55,3319	308,15	6,5186	353,15	1,2578	398,15	0,3417
223,15	670,1010	268,15	42,3188	313,15	5,3274	358,15	1,0720	403,15	0,3009
228,15	471,6998	273,15	32,6939	318,15	4,3688	363,15	0,9179	408,15	0,2654
233,15	336,5051	278,15	25,3848	323,15	3,6030	368,15	0,7883	413,15	0,2348
238,15	242,5947	283,15	19,9001	328,15	2,9859	373,15	0,6800	418,15	0,2083
243,15	177,2185	288,15	15,7099	333,15	2,4893	378,15	0,5886	423,15	0,1853
248,15	130,2418	293,15	12,4900	338,15	2,0792	383,15	0,5112	428,15	0,1653
253,15	97,0721	298,15	10,0000	343,15	1,7520	388,15	0,4454	—	—
258,15	72,9276	303,15	8,0570	348,15	1,4811	393,15	0,3893	—	—

а)



б)

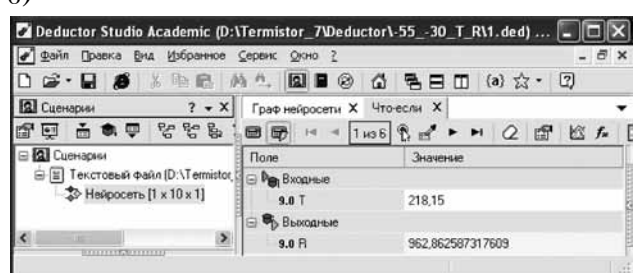


Рис. 3. Скриншоты с результатами нейросетевой аппроксимации R/T -характеристики в первой узловой точке поддиапазона 218,15...243,15 К при использовании системы BrainMaker Professional 3.52 (а) и аналитической платформы Deductor Academic 5.3 (б)

В связи с этим, далее нейросетевую аппроксимацию R/T -характеристики NTC-термистора B57703M0103G017 проводили для семи выбранных поддиапазонов температуры.

Обучение НС-моделей типа feed forward с одним скрытым слоем осуществляли по входным (T) и выходным (R) значениям с использова-

нием алгоритмов Back Propagation и Resilient Propagation, реализованных, соответственно, в лицензионной версии системы моделирования НС BrainMaker Professional 3.52 и свободно распространяемой версии аналитической платформы Deductor Academic 5.3 [11, 12]. Во всех семи НС-моделях с архитектурой 1:10:1 использовали сигмоидную функцию активации, значения которой монотонно изменяются от 0 до 1 [10]. Для повышения точности нейросетевой аппроксимации в системе Deductor выполняли нормирование значений обучающей выборки, а в системе BrainMaker данная процедура активировалась автоматически [11]. Было установлено, что созданные НС-модели характеризуются свойством сходимости к заданному значению параметра точности обучения $TOL=0,0005$.

Пример получения результатов нейросетевой аппроксимации R/T -характеристики NTC-термистора B57703M0103G017 на основе алгоритма «on-line» обучения Back Propagation и алгоритма «off-line» обучения Resilient Propagation приведены в рис. 3. а сами результаты — в табл. 4.

Обсуждение полученных результатов

Оценку точности результатов моделирования на основе полиномиальной и нейросетевой аппроксимации функции преобразования NTC-термистора осуществляли с использованием кри-

териев среднеквадратической (MSE) и относительной (MPE) погрешности:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (R_i - \hat{R}_i)^2, \quad (3)$$

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{R_i - \hat{R}_i}{R_i}. \quad (4)$$

где $R_i, \hat{R}_i$ — исходные значения электрического сопротивления (табл. 1) и полученные в результате аппроксимации (табл. 2, 4).

Результаты сравнения точности моделей полиномиальной и нейросетевой аппроксимации R/T -характеристики НТС-термистора B57703M0103G017 приведены в табл. 5. Анализ этих данных показывает, что нейросетевая аппроксимация является более точной по сравнению с полиномиальной, поскольку значения MSE и MPE и их стандартные отклонения (CO) для НС-моделей меньше, чем для модели Стейнхарта — Харта. Следует отметить, что данный результат не позволяет определить значимость различий между полиномиальной моделью и нейросетевыми моделями по критериям

MSE и MPE . Решение этой задачи осуществляли с использованием t -критерия для независимых выборок исходных (R_i) и аппроксимированных ($\hat{R}_i$) значений электрического сопротивления.

Результаты сравнения аппроксимационных моделей с использованием t -критерия и диаграмм размаха в системе STATISTICA 6.1 представлены на рис. 4. Отсутствие пересечения интервалов стандартных ошибок MSE и MPE указывает на значимое различие между полиномиальной моделью Стейнхарта — Харта (1) и разработанными моделями прямослойных НС с алгоритмом обучения Back Propagation по этим критериям с учетом их вариации на уровне значимости $p=0,1$ и $p=0,01$. При сравнении полиномиальной модели и НС-моделей с алгоритмом обучения Resilient Propagation значимое различие между ними наблюдалось при $p=0,15$ и $p=0,12$.

Таким образом, проведенный статистический анализ результатов моделирования показал, что наилучшая аппроксимация R/T -характеристики в рабочем диапазоне температуры НТС-термистора получена на основе НС-моделей с использованием алгоритма обучения Back Propagation (рис. 5).

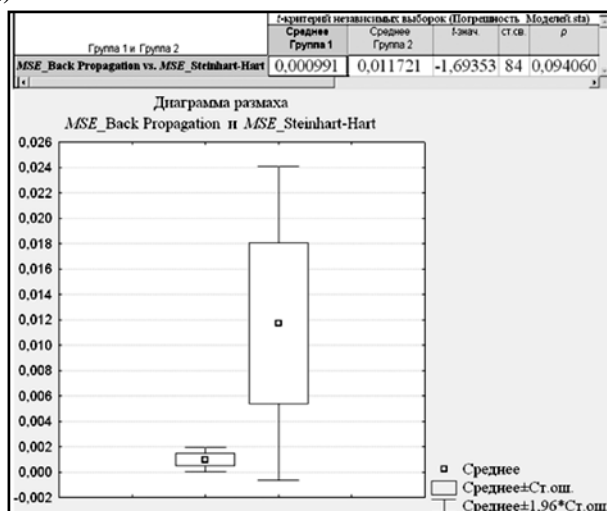
При использовании нейросетевого моделирования важно, чтобы НС-модель была способна к обобщению информации без переобучения, т. е. «запоминания» данных обучающей выборки. Поэтому для оценки свойства обобщения информации были проанализированы результаты нейросетевой и полиномиальной интерполяции значений сопротивления в промежуточных точках рабочего диапазона температуры с шагом 1°C (табл. 6, рис. 6). Использование t -критерия для независимых выборок позволило с 98%-ной вероятностью установить отсутствие значимого различия между результатами интерполяции на основе НС-модели Back Propagation и полиномиаль-

Таблица 5

Сравнение аппроксимационных моделей по критериям MSE и MPE

Критерии	Аппроксимационная модель		
	Стейнхарта — Харта	Back Propagation	Resilient Propagation
MSE	0,011721	0,000991	0,002182
$CO\ MSE$	0,041428	0,003141	0,008537
MPE	0,000306	-0,000110	0,000054
$CO\ MPE$	0,000897	0,000475	0,000537

а)



б)

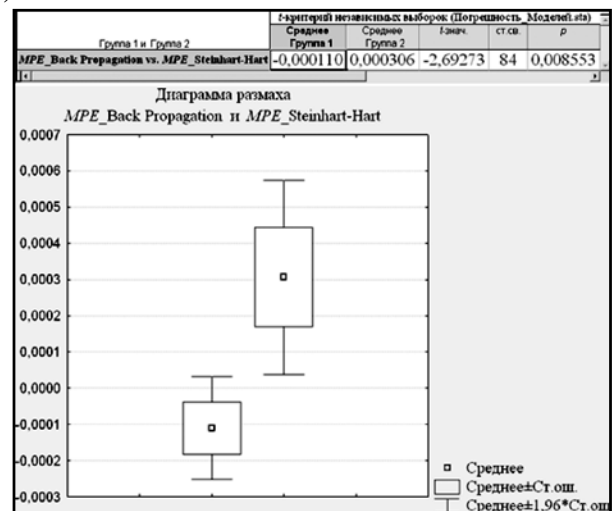


Рис. 4. Скриншоты с результатами оценки значимости различий между нейросетевыми моделями Back Propagation и полиномиальной моделью по критериям MSE (а) и MPE (б)

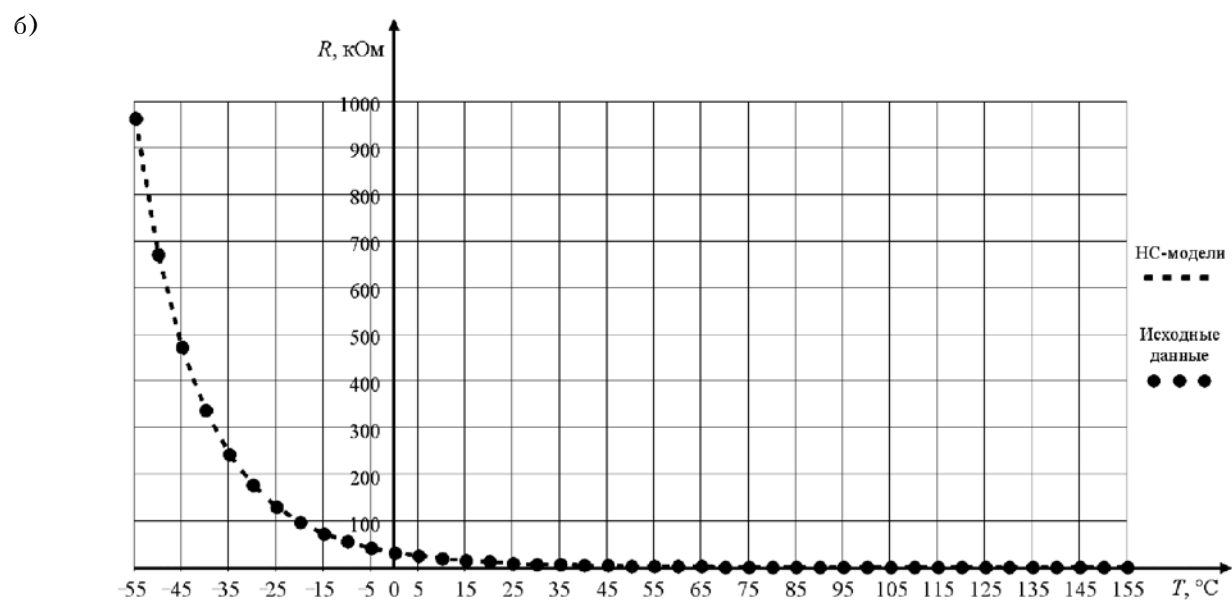
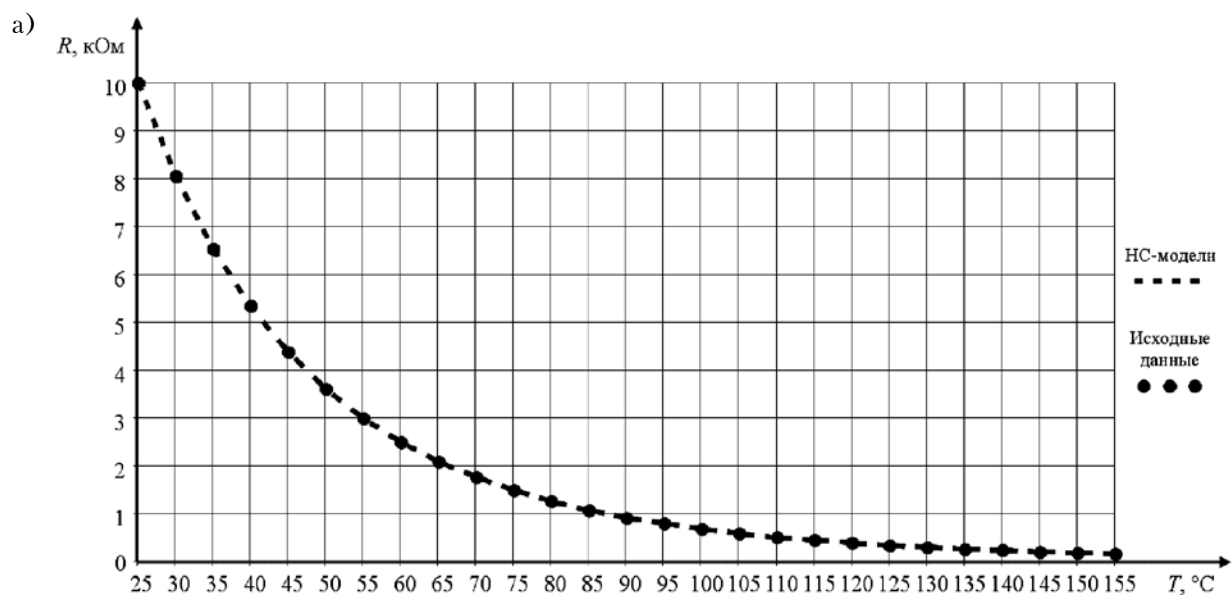


Рис. 5. Результат нейросетевой аппроксимации (линия) R/T -характеристики NTC-термистора (точки) в диапазоне температуры $25...155^{\circ}C$ (а) и во всем рабочем диапазоне $-55...155^{\circ}C$ (б)

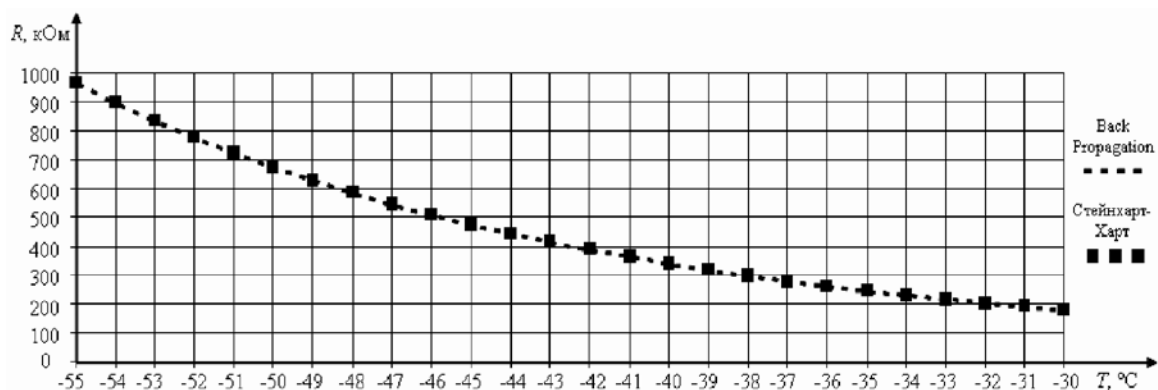


Рис. 6. Фрагмент результатов интерполяции на основе НС-модели Back Propagation (линия) и модели Стейнхарта—Харта (точки) для поддиапазона $-55...-30^{\circ}C$ с шагом $1^{\circ}C$

Таблица 6

Фрагмент результатов полиномиальной и нейросетевой интерполяции

T, К	R _T , кОм	
	Модель Стейнхарта — Харта	Модель Back Propagation
218,15	963,1609	962,8800
219,15	894,7388	895,3079
220,15	831,6152	832,7042
221,15	773,3486	774,8464
222,15	719,5368	721,3492
223,15	669,8129	670,1200
224,15	623,8428	626,0582
225,15	581,3207	583,6483
226,15	541,9681	544,3607
227,15	505,5543	507,9497
228,15	471,7738	471,8200
229,15	440,4862	442,8688
230,15	411,4725	413,8029
231,15	384,5541	386,8161
232,15	359,5674	361,7482
233,15	336,3627	336,5300
234,15	314,8026	316,7938
235,15	293,7856	296,6486
236,15	276,1218	277,9036
237,15	258,7792	260,4534
238,15	242,6355	242,6100
239,15	227,6007	229,0591
240,15	213,5922	214,9451
241,15	200,5343	201,7839
242,15	188,3567	189,5062
243,15	176,9952	177,0700

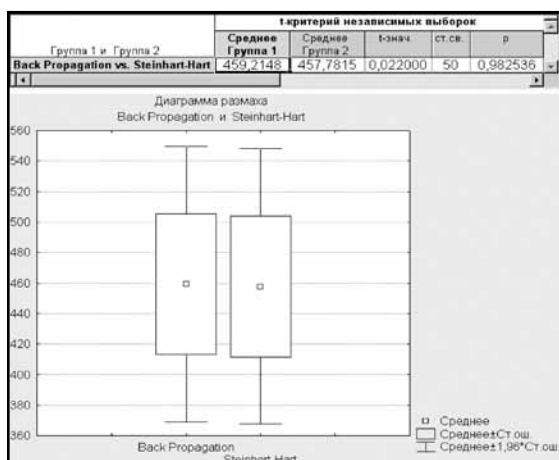


Рис. 7. Оценка значимости различий между результатами нейросетевой и полиномиальной интерполяции для поддиапазона $-55...-30^{\circ}\text{C}$

ной модели Стейнхарта — Харта для поддиапазона $-55...-30^{\circ}\text{C}$ (рис. 7). Полученные результаты указывают на отсутствие переобучения НС-моделей.

Выводы

Таким образом, сравнительный анализ свойств нейросетевых аппроксимационных моделей и полиномиальной модели Стейнхарта — Харта позволил установить, что более высокую точность аппроксимации R/T -характеристики НТС-термистора в рабочем диапазоне температуры можно получить при использовании моделей нейронных сетей типа feed forward с алгоритмами обучения Back Propagation и Resilient Propagation. Отсутствие переобучения НС-моделей и полученные статистические оценки обуславливают эффективность практического применения нейросетевого моделирования для обеспечения высокой точности аппроксимации R/T -характеристики и индивидуальной градуировки НТС-термисторов, при этом более предпочтительным является алгоритм Back Propagation.

Дальнейшие исследования в этой области могут быть направлены на повышение точности аппроксимации термометрических характеристик НТС-термисторов с использованием других методов интеллектуальной обработки информации, полученной на основе измерительных экспериментов.

ИСПОЛЬЗОВАННЫЕ ИСТОЧНИКИ

1. Шарапов В. М., Полищук Е. С. Датчики: Справочное пособие. — Москва: Техносфера, 2012.
2. Зотов В. Принципы построения систем температурного контроля на НТС-термисторах компании Epcos // Компоненты и технологии. — 2007. — № 6. — С. 32—38.
3. Sahoo Subhanarayan, S. K. S. Parashar, S. M. Ali. CaTiO₃ nano ceramic for NTCR thermistor based sensor application // Journal of Advanced Ceramics. — 2014. — N 3(2). — P. 117—124. DOI: 10.1007/s40145-014-0100-6
4. <http://temperatures.ru/pages/termistory>
5. Библиотека электронных компонентов. Вып. 5: Термисторы фирмы Siemens & Matsushita. — Москва: ДОДЭКА, 1999.
6. NTC thermistors for temperature measurement. Probe assemblies B57703M — EPCOS AG, 2013.
7. Зубречкая Н. А., Федин С. С., Зубречкая И. С. Построение градуировочных характеристик датчиков температуры с использованием нейронных сетей // Вестник Инженерной академии Украины. — 2015. — № 1 — С. 130—136.
8. Шварц Ю. М., Яганов П. А., Дзюба В. Г. Нейросетевая аппроксимация термометрической характеристики диодного сенсора // Технология и конструирование в электронной аппаратуре. — 2005. — № 5. — С. 18—22.
9. Федин С. С., Зубречкая Н. А., Гончаров А. С. Прогнозирование конкурентоспособности продукции по совокупности показателей качества на основе нейросетевого моделирования // Системні дослідження та інформаційні технології ІПСА, НТУУ КПІ. — 2012. — №3. — С. 74—84.
10. Назаров А. В., Лоскутов А. И. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем. — СПб.: Наука и техника, 2003.
11. Getting started with BrainMaker. Simulated biological intelligence. — Nevada City: California Scientific Software, 1995.
12. Deductor. Руководство аналитика. Версия 5.3. — Рязань: BaseGroup Labs, 2013.

Дата поступления рукописи
в редакцию 02.06 2015 г.

С. С. ФЕДІН, І. С. ЗУБРЕЦЬКА

Україна, Київський національний університет технологій та дизайну
E-mail: sergey_fedin@bigmir.net, l-marius@yandex.ru

ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ТОЧНОСТІ АПРОКСИМАЦІЇ R/T-ХАРАКТЕРИСТИКИ NTC-ТЕРМІСТОРА НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

Розроблено нейромережні моделі для апроксимації нелінійної R/T-характеристики напівпровідникового терморезистивного перетворювача температури в робочому діапазоні. На прикладі термістора типу NTC серії B57703M показано, що використання розроблених нейромережних моделей дозволяє забезпечити більш високу точність апроксимації в порівнянні з поліноміальною моделлю Стейнхарта—Харта.

Ключові слова: точність апроксимації, R/T-характеристика, NTC-термістор, поліноміальна модель, нейромережні моделі.

DOI: 10.15222/TKEA2015.4.28
UDC 536.5:004.855.5

S. S. FEDIN, I. S. ZUBRETSKAYA

Ukraine, Kiev National University of Technology and Design
E-mail: sergey_fedin@bigmir.net, l-marius@yandex.ru

ENSURING THE ACCURACY OF THE APPROXIMATION OF R/T-CHARACTERISTICS OF NTC-THERMISTOR BASED ON NEURAL NETWORK MODELING

The research is aimed at improving the accuracy of the approximation of characteristics of the semiconductor thermoresistive temperature conductor on the example of an NTC-type thermistor (B57703M series) using neural network techniques for intelligent processing of measurement information.

The objective of the study is to develop feed forward neural network models with Back Propagation and Resilient Propagation learning algorithms in order to ensure the accuracy of approximation of R/T-characteristics of NTC-thermistors in the working temperature range. It is shown that the use of the developed neural network models can provide higher accuracy of the approximation in comparison with the known Steinhart-Hart polynomial model.

Statistical estimation has shown that for the purpose of solving the problem of neural network approximation of R/T-characteristics of NTC-thermistors, the Back Propagation algorithm is preferable to the Resilient Propagation algorithm. The practical use of the developed models improves the accuracy of individual calibration of NTC-thermistor's temperature range 218,15 ... 428,15 K.

Keywords: accuracy of approximation, R/T-characteristics, NTC-thermistor, polynomial model, neural network models.

REFERENCES

1. Sharapov V. M., Polishchuk E. S. *Datchiki: Spravochnoe posobie* [Sensors: Handbook]. Moscow, Tekhnosfera, 2012, 624 p. (Rus)
2. Zotov V. [The principles of construction of systems for temperature control NTC-thermistors company Epcos]. *Components & Technologies*, 2007, no. 6, pp. 32-38. (Rus)
3. Sahoo Subhanarayan, S. K. S. Parashar, S. M. Ali. CaTiO₃ nano ceramic for NTCR thermistor based sensor application. *Journal of Advanced Ceramics*, 2014, no. 3(2), pp. 117-124. DOI: 10.1007/s40145-014-0100-6
4. <http://temperatures.ru/pages/termistory>
5. *Biblioteka elektronnykh komponentov. Vyp. 5: Termistory firmy Siemens & Matsushita* [Library of electronic components. Iss. 5: Thermistors of company Siemens & Matsushita]. Moscow, DODEKA, 1999, 48 p. (Rus)
6. NTC thermistors for temperature measurement. Probe assemblies B57703M — EPCOS AG, 2013, 9 p.
7. Zubretskaya N. A., Fedin S. S., Zubretskaya I. S. *Vestnik Inzhenernoi akademii Ukrainy*, 2015, no. 1, pp. 130-136. (Rus)
8. Shwarts Yu. M., Yaganov P. A., Dzuba V. G. Neuronet approximation thermometrical characteristics of the diode temperatures sensor. *Tekhnologiya i Konstruirovaniye v Elektromoi Apparature*, 2005, no. 5, pp. 18-22. (Rus)
9. Fedin S. S., Zubretskaya N. A., Goncharov A. S. *System Research & Information Technologies*, 2012, no. 3, pp. 74-84. (Rus)
10. Nazarov A. V., Loskutov A. I. *Neirosetevye algoritmy prognozirovaniya i optimizatsii sistem* [Neural network algorithms for prediction and optimization systems]. Sankt-Peterburg, nauka i tekhnika, 2003, 384 p. (Rus)
11. *Getting started with BrainMaker. Simulated biological intelligence*. Nevada City: California Scientific Software, 1995. — 40 p.
12. *Deductor. Rukovodstvo analitika. Versiya 5.3* [Deductor. Manual analyst. Version 5.3]. Ryazan, BaseGroup Labs, 2013, 219 p.