

УДК 536.5:004.89

Н.А.Зубрецькая, д.т.н., проф.
С.С.Федин, д.т.н., проф.
И.С.Зубрецькая

ПОСТРОЕНИЕ ГРАДУИРОВОЧНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК ДАТЧИКОВ ТЕМПЕРАТУРЫ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Киевский национальный университет технологий и дизайна, г. Киев, kmcc@knutd.com.ua

В статье предложена формализация задачи нейросетевой аппроксимации нелинейных градуировочных характеристик датчиков температуры, реализованная на примере полупроводниковых терморезистивных преобразователей температуры с отрицательным температурным коэффициентом сопротивления.

Ключевые слова: градуировочная характеристика, датчик температуры, NTC-термистор, нейронные сети.

Введение

Современные датчики являются обязательными элементами средств измерительной техники (СИТ) и предназначены для первичного преобразования измеряемой физической величины при реализации процессов измерения, контроля или регулирования [1]. Анализ отечественных и зарубежных исследований в области использования датчиков в промышленности показывает, что примерно половина измерений связана с величиной температуры (рис. 1) [1, 2].

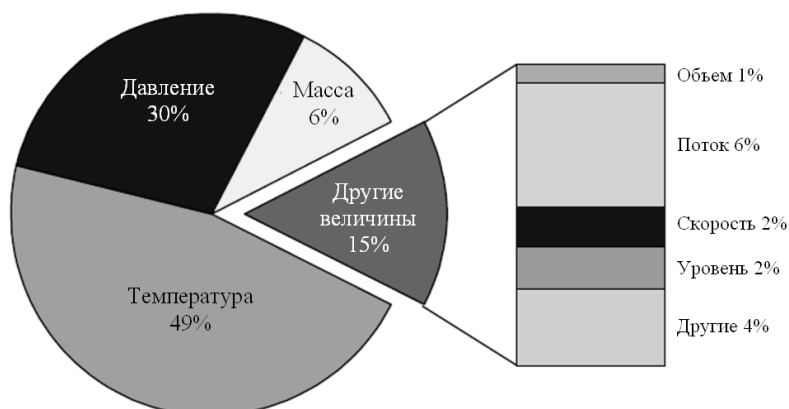


Рис. 1. Распределение видов измерений физических величин в промышленности

В процессе измерения температуры задача эмпирического определения значения измеряемой физической величины на входе СИТ по его отклику решается на нескольких этапах. На первом этапе (*a priori*) устанавливается связь между откликом и входным воздействием с целью построения градуировочной характеристики (ГХ), т.е. передачи средству измерения информации о размере единицы физической величины [3]. На втором этапе (*a posteriori*) осуществляется переход от случайного результата измерения, полученного на выходе СИТ, к неслучайному значению измеряемой величины на входе с целью отождествления значения измеряемой величины с одной из характеристик результата измерения (обычно с его средним значением) [3]. Эффективность реализации первого этапа в значительной степени обуславливает получение точного конечного результата измерения на втором этапе.

Таким образом, точность измерения температуры в значительной степени зависит от правильности установления соответствия между отметками шкалы на выходе СИТ и значениями измеряемой величины на входе, т.е. от процедуры градуировки, позволяющей в дальнейшем по отклику определять значение величины измеряемой температуры.

Решению задачи градуировки первичных преобразователей посвящены различные исследо-

вания [4, 5], а также требования нормативных документов, в частности ГОСТ 6651-2009, Р 50.2.028-2003 [6, 7]. Однако до настоящего времени не решен важный аспект данной задачи, заключающийся в сложности построения точной математической модели ГХ на всем диапазоне измерений физической величины, поскольку в ряде случаев ГХ является нелинейной, что не позволяет обеспечить высокую точность измеряемой величины при выполнении классической процедуры линеаризации функции преобразования «вход → выход».

В настоящее время эффективное решение этой задачи возможно с использованием непараметрических методов аппроксимации результатов измерительного эксперимента, к которым относят интеллектуальный анализ данных, в частности нейросетевое моделирование.

Цель исследования

Формализация задачи нейросетевой аппроксимации нелинейных градуировочных характеристик датчиков температуры.

Результаты исследования

Содержательная постановка задачи аппроксимации градуировочных характеристик датчиков температуры

Для ряда датчиков температуры, чувствительный элемент которых изготовлен из металлов, ГХ является линейной (например, медные термопреобразователи сопротивления). Для платиновых и никелевых термопреобразователей сопротивления ГХ может быть аппроксимирована полиномами второй и третьей степени соответственно [1, 8].

В настоящее время широко используются полупроводниковые терморезистивные преобразователи температуры, преимуществами которых являются малые габариты и низкая инерционность [1]. При этом возможность создания терморезисторов малых размеров позволяет уменьшить влияние термопреобразователя на температурное поле исследуемого объекта и улучшить динамические характеристики процесса измерения. Следует отметить, что полупроводниковые термисторы отличаются от термопреобразователей сопротивления высокой чувствительностью, что обусловлено величиной температурного коэффициента сопротивления (ТКС или α), а также существенной нелинейностью функции преобразования [1]. Коэффициент α характеризует относительное изменение сопротивления при изменении температуры на один градус и определяется как отношение первой производной сопротивления R термистора по температуре T к его сопротивлению при заданной

температуре $\alpha = \frac{1}{R} \frac{dR}{dT}$ [9].

Содержательная постановка задачи градуировки датчика температуры (термистора) сводится к получению функциональной зависимости между входной (измеряемой) величиной Q и выходной величиной X

$$X = f_{\text{ист}}(Q), \quad (1)$$

называемой истинной функцией преобразования [5].

Экспериментально определив величины на входе и выходе исследуемого датчика, требуется получить ГХ в виде зависимости

$$X = f(Q), \quad (2)$$

называемой прямой функцией преобразования [5].

Процедура градуировки предполагает два способа. Первый способ заключается в том, что зависимость между входным воздействием и откликом известна и требуется определить неизвестные коэффициенты соответствующего алгебраического уравнения (линейного, квадратического, полиномиального, логарифмического и т.п.). Второй способ заключается в аппроксимации экспериментальных данных аналитической зависимостью.

На практике задачу градуировки приходится решать в условиях воздействия помех, когда информация о значениях входной Q и выходной X величин искажается дополнительными не-

измеряемыми факторами, которые могут быть аддитивными или мультипликативными, иметь как систематическую, так и стохастическую составляющие. При этом истинная функция преобразования (1) может изменяться во времени (в зависимости от изменения внешних условий или свойств СИТ). В большинстве случаев считается, что функция преобразования постоянна, а помехи на входе e_Q и выходе e_X датчика не зависят от значения измеряемой величины, т.е. имеют аддитивный характер и являются чисто случайными с определенными функциями распределения вероятностей (рис. 2) [4].

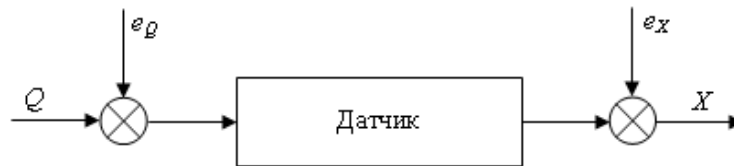


Рис. 2. Воздействие помех на входе и выходе датчика

Задача градуировки характеризуется рядом отличительных особенностей по сравнению со стандартной задачей экспериментального определения произвольной зависимости, т.е. статистической идентификацией статических объектов. Первая особенность заключается в способе использования полученных зависимостей. В стандартной задаче идентификации полученная зависимость, как правило, используется для прогнозирования выходной величины X по значениям входной Q , тогда как зависимость, полученная в результате процедуры градуировки, необходима для прогнозирования Q по значениям X , т.е. реализуется обратная функция преобразования

$$Q = F(X).$$

Вторая особенность задачи градуировки заключается в том, что использование отградуированного датчика обычно осуществляется в условиях, отличных от тех, в которых производилась градуировка. Поэтому оценка характеристик точности СИТ в рабочем режиме затрудняется, так как уровень и характер помех в этом случае могут не совпадать. При этом для повышения точности датчика, например, термопреобразователя сопротивления может быть выполнена его индивидуальная градуировка с получением соответствующих коэффициентов (параметров) зависимости сопротивления от температуры [6].

Формализация задачи нейросетевой аппроксимации нелинейных градуировочных характеристик термисторов

В большинстве случаев имеется общая информация о виде или форме зависимости (линейная, нелинейная, выпуклая, вогнутая), возрастающая или убывающая, имеющая экстремумы и т.п. При аппроксимации экспериментальных данных (Q_i, X_i) аналитической зависимостью нельзя получить абсолютно точную математическую модель ГХ датчиков, а в некоторых случаях зависимость (2) может быть известна с точностью до параметров $X = f(Q, \beta)$ на основе знаний о физическом устройстве и принципе функционирования датчика. Так, например, функция преобразования температуры в сопротивление для термисторов с отрицательным α (НТС-термистор) в интервале температур порядка нескольких десятков градусов аппроксимируется экспоненциальной зависимостью

$$R_T = R_N \exp \left[B \left(\frac{1}{T} - \frac{1}{T_N} \right) \right] \quad (3)$$

где R_T – сопротивление термистора, Ом при температуре T ;

R_N – сопротивление термистора, Ом при температуре T_N ;

T, T_N – температура, К;

B – постоянный коэффициент, зависящий от свойств материала термистора.

Величина коэффициента B зависит от температуры, оказывает влияние на результат преобразования (3) и для большинства НТС-термисторов находится в диапазоне

(2000...6000) К(рис. 3) [9].

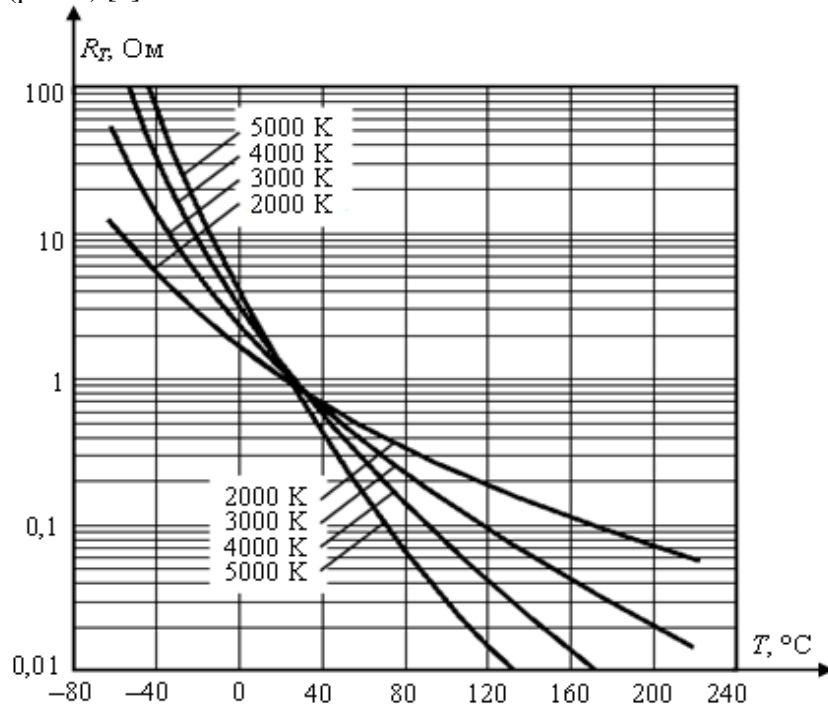


Рис. 3. Графіки R/T -характеристики сопротивление/температура NTC-термистора при различных значениях коэффициента B

На практике используются стандартизированные табличные R/T -характеристики, в которых значения α приводятся с дискретностью 5°C , а для некоторых типов термисторов, использующихся при прецизионных измерениях, R/T -характеристики приведены с дискретностью 1°C [9]. При этом для расчетов сопротивления при температурах, не вошедших в стандартизированные таблицы, необходимо использовать второй способ нахождения ГХ, основанный на аппроксимации экспериментальных данных параметрической или непараметрической моделью.

Эмпирический подход при построении ГХ для NTC-термисторов основан на параметрическом моделировании с использованием интерполяционной зависимости Стейнхарта и Харта

$$\frac{1}{T} = a + b \ln(R) + c (\ln(R))^3 \quad (4)$$

где a , b , c – константы термистора, определяемые при градуировке в трех температурных точках, отстоящих друг от друга не менее, чем на 10°C [10].

Для уменьшения погрешности интерполяции используется модификация уравнения (3)

$$\frac{1}{T} = a + b \ln(R) + c (\ln(R))^2 + d (\ln(R))^3.$$

При этом для нахождения констант a , b , c , d могут также использоваться реперные точки: тройная точка воды ($0,01^\circ\text{C}$), точка плавления галлия ($29,7646^\circ\text{C}$), точки фазовых переходов эвтектик и органических материалов [10].

Градуировка NTC-термисторов может осуществляться в жидкостных термостатах, после их соответствующей герметизации или на основе сравнения термистора с образцовым платиновым термометром. Для диапазона ($0 \dots 100$) $^\circ\text{C}$ сравнение реализуется в точках с интервалом 20°C [10]. Следует отметить, что рабочий диапазон температур NTC-термисторов различных фирм-производителей, например, SIMENS и MATSUSHITA находится в диапазоне ($-55 \dots 180$) $^\circ\text{C}$ или ($-55 \dots 155$) $^\circ\text{C}$ [9]. Поэтому выбор узловых точек для проведения аппроксимации по параметрической зависимости (4) характеризуется различными значениями погрешности

интерполяции ГХ и представляет нетривиальную задачу, требующую непараметрического подхода.

Одним из наиболее перспективных подходов к непараметрическому оцениванию являются в настоящее время искусственные нейронные сети (НС). Рассмотрим особенности использования прямослойных НС с алгоритмом обратного распространения ошибки обучения при решении задач одномерной или многомерной аппроксимации ГХ первичных преобразователей, в частности NTC-термисторов.

Схема процесса нейросетевого моделирования при решении задачи аппроксимации ГХ первичных преобразователей на основе прямой функции преобразования (2) приведена на рис. 4.

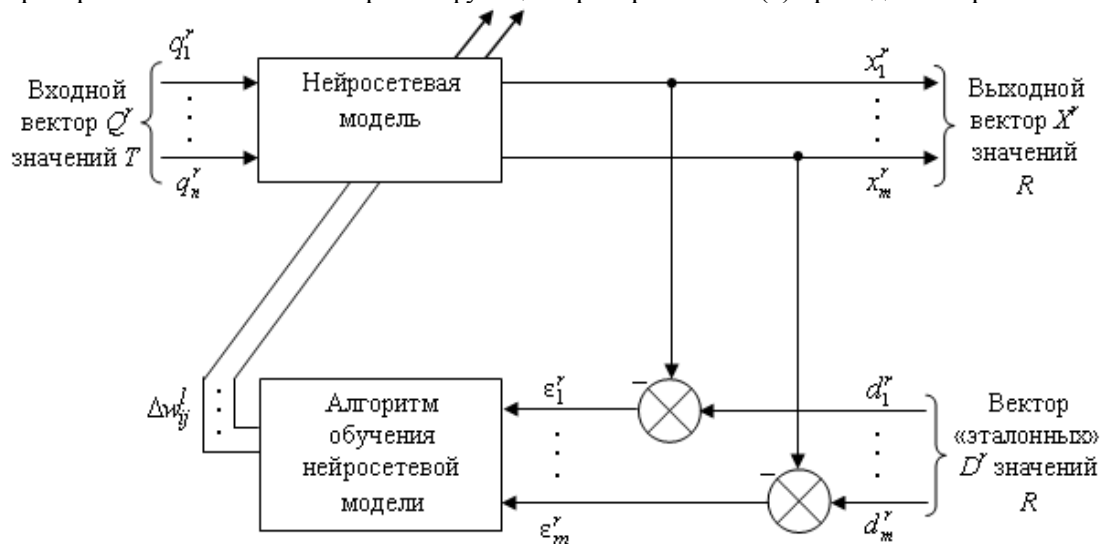


Рис. 4. Схема процесса нейросетевого моделирования при решении задачи аппроксимации ГХ первичных преобразователей

Пусть в процессе обучения нейросетевой модели входной вектор значений температуры $Q = (q_1, q_2, \dots, q_n)^T$ подается на входной слой, а выходной вектор значений сопротивления $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T$ определяется поочередным вычислением уровней активности элементов каждого слоя (от 1-го скрытого до выходного) с использованием соответствующих реакций элементов предшествующих слоев.

Пусть $U^l = (u_1^l, u_2^l, \dots, u_{n_l}^l)^T$ набор выходных сигналов нейронов l -го слоя, где $l=1, 2, \dots, N-1$. Обозначим через $W^l = \|w_{ij}^l\|$ матрицу весовых коэффициентов синаптических связей, соединяющих нейроны l -го слоя с нейронами $(l+1)$ -го слоя. Тогда преобразование вектора измерительной информации для всех слоев прямослойной нейронной сети можно описать следующими уравнениями:

для входного слоя ($l=1$)

$$U^1 = Q,$$

где $Q = (q_1, q_2, \dots, q_n)^T$ – входной вектор;

для 1-го скрытого слоя ($l=2$)

$$u_j^2 = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}^1 u_i^1\right), j=1, 2, \dots, n_2;$$

для 2-го скрытого слоя ($l=3$)

$$u_j^3 = f\left(\sum_{i=1}^{n_2} w_{ij}^2 u_i^2\right), j=1, 2, \dots, n_3;$$

для виходного слоя ($l=N$)

$$u_j^N = f\left(\sum_{i=1}^{n_{N-1}} w_{ij}^{N-1} u_i^{N-1}\right), j=1,2,\dots,n_N,$$

где N – число слоев нейронной сети; $f(\cdot)$ – функция активации нейрона, в качестве которой чаще всего используется логистическая (сигмоидная) функция.

Предполагается, что определив на основе обучения весовые коэффициенты синаптических связей между нейронами w_{ij}^l можно обеспечить желаемые характеристики «вход \rightarrow выход» нейросетевой аппроксимационной модели ГХ с заданной точностью.

Обучение модели прямослойной НС можно выполнить по следующему алгоритму.

1. Инициализировать случайным образом весовые коэффициенты синаптических связей модели НС w_{ij}^l в качестве начальных значений.

2. Выполнить поочередную подачу на входы модели НС «образов» $Q^r = (q_1^r, q_2^r, \dots, q_m^r)^T$ из обучающей выборки

$$\Omega = \{(Q^1, D^1), (Q^2, D^2), \dots, (Q^r, D^r)\}, \quad (5)$$

где $D^r = (d_1^r, d_2^r, \dots, d_m^r)^T$ – вектор «эталон» или желаемая реакция модели НС на входной вектор в r -м эксперименте; r – размерность обучающей выборки (число фактов, примеров или различных исходов эксперимента).

3. Вычислить реакции $X^r = (x_1^r, x_2^r, \dots, x_m^r)^T$ модели НС на соответствующий входной вектор Q^r и определить вектор ошибок $\varepsilon^r = D^r - X^r$.

4. Оценить суммарную квадратическую погрешность обучения E для всех выходов с учетом всех ее входных образов

$$E = \frac{1}{2} \sum_{r=1}^R \sum_{j=1}^m (d_j^r - x_j^r)^2.$$

5. Проверить условие $E \leq E_{\text{доп}}$, где $E_{\text{доп}}$ – допустимое (заданное малое) значение ошибки, при выполнении которого модели НС считается обученной.

6. Изменить весовые коэффициенты модели НС в направлении уменьшения ошибки обучения $E \rightarrow \min$ с использованием градиентной процедуры минимизации ошибки E

$$w_{ij}^l(t+1) = w_{ij}^l(t) + \Delta w_{ij}^l(t) = w_{ij}^l(t) - \gamma \left[\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^l(t)} \right],$$

где $t=0,1,2,\dots$ – номер итерации (цикла обучения); γ – параметр, определяющий скорость обучения ($0 < \gamma < 1$).

7. Осуществить переход к пункту 2, если не выполняется условие пункта 5.

Таким образом, для решения задачи построения нелинейной ГХ НТС-термисторов необходимо выполнить совместные измерения температуры на входе и сопротивления на выходе. Это позволит получить таблицу значений (Q_i, X_i) ; $i=1,2, \dots, N$, фактически представляющую собой обучающую выборку (5), предназначенную для проведения вычислительных экспериментов на основе нейросетевого моделирования.

Выводы

1. Теоретически обоснована возможность построения нелинейных градуировочных характеристик первичных преобразователей физических величин на примере датчиков температуры с использованием моделей нейронных сетей.

2. На основе анализа свойств параметрических и непараметрических моделей предложена формализация задачи нейросетевой аппроксимации нелинейных градуировочных характеристик датчиков температуры. Задача реализована на примере NTC-термисторов с использованием прямослойных нейронных сетей.

Список литературных источников

1. Шарапов В.М. Датчики: Справочное пособие / Шарапов В.М., Полищук Е.С. и др. – М.: Техносфера, 2012. – 624 с.
2. Metrology in industry: the key for quality / edited by French College of Metrology. Paris, 2006. – 270 p.
3. Шишкин И.Ф. Теоретическая метрология. Часть 1. Общая теория измерений: учебник для вузов / Шишкин И.Ф. – СПб.: Питер, 2010. – 192 с.
4. Хробостов Д.А. Разработка нейросетевых методов построения градуировочных характеристик сенсоров и сенсорных систем: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.01 / Хробостов Дмитрий Александрович. – М., 2001. – 191 с.
5. Семенов Л.А. Методы построения градуировочных характеристик средств измерения / Л.А. Семенов, Т.Н. Сирая. – М.: Изд-во стандартов, 1986. – 128 с.
6. ГСИ. Термопреобразователи сопротивления из платины, меди и никеля. Общие технические требования и методы испытаний: ГОСТ 6651-2009. [Введен 2011-01-01]. – М.: Стандартинформ, 2011. – 27 с.
7. ГСИ. Алгоритмы построения градуировочных характеристик средств измерений состава веществ и материалов и оценивание их погрешностей (неопределенностей): Р 50.2.028-2003 [Введен 2004-01-01]. – М.: ИПК Изд-во стандартов, 2003. – 8 с.
8. ГСИ. Термопреобразователи сопротивления из платины, меди и никеля. Методика поверки: ГОСТ 8.461-2009 [Введен 2011-01-01]. – М.: Стандартинформ, 2011. – 24 с.
9. Библиотека электронных компонентов. Выпуск 5: Термисторы фирмы SIEMENS & MATSUSHITA. – М.: ДОДЭКА, 1999. – 48 с.
10. Термисторы: [Электрон. ресурс]. – Режим доступа: <http://temperatures.ru/pages/termistory>