

УДК 519.71

А.В. Дегтярев, О.В. Запорожец, кандидаты техн. наук,
Т.А. Овчарова

АДАПТИВНАЯ СИСТЕМА КОМПЕНСАЦИИ НЕЛИНЕЙНОСТИ ФУНКЦИИ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ УСТРОЙСТВ НА БАЗЕ ТРЕХСЛОЙНОГО ПЕРСЕПТРОНА

Предложена адаптивная система коррекции функции преобразования измерительных устройств с использованием компенсатора нелинейности на базе трехслойного перцептрона. С помощью имитационного моделирования на ЭВМ исследована работоспособность предложенной системы для различных видов нелинейностей, проведен сравнительный анализ с полиномиальной аппроксимацией.

Ключевые слова: функция преобразования, искусственная нейронная сеть, перцептрон, обучение, калибровка.

A.V. Degtyarev, PhD., O.V. Zaporozhets, PhD.
T.A. Ovcharova

ADAPTIVE SYSTEM FOR THE MEASURING DEVICE NONLINEARITY COMPENSATION BASED ON TRIPPLE-LAYER PERCEPTRON

The adaptive system for the measuring devices transfer function correction with the use of compensator of nonlinearity based on three-layer perception is proposed. The operability of the proposed system for various nonlinearity is researched by the computer simulation, the comparative analysis with polynomial fitting is implemented.

Keywords: transfer function, artificial neural network, perception, training, calibration.

О.В. Дегтярьов, О.В. Запорожець, кандидати техн. наук,
Т.О. Овчарова

АДАПТИВНА СИСТЕМА КОМПЕНСАЦІЇ НЕЛІНІЙНОСТІ ФУНКЦІЇ ПЕРЕТВОРЕННЯ ВИМІРЮВАЛЬНИХ ПРИСТРОЇВ НА БАЗІ ТРИШАРОВОГО ПЕРСЕПТРОНА

Запропоновано адаптивну систему корекції функції перетворення вимірювальних пристроїв з використанням компенсатора нелінійності на базі тришарового перцептрона. За допомогою імітаційного моделювання на ЕОМ досліджено працездатність запропонованої системи для різних видів нелінійностей, проведено порівняльний аналіз з поліноміальною апроксимацією.

Ключові слова: функція перетворення, штучна нейронна мережа, перцептрон, навчання, калібрування.

Введение. Методы обработки экспериментальных данных играют существенную роль при решении различных технических задач, в том числе в измерительной практике. С усложнением измерений и повышением требований к точности измерений их роль становится все более важной. При решении многих современных измерительных задач получить требуемую точность результатов удается, лишь применяя более эффективные методы обработки данных [2].

В последнее время в прикладной математике развиваются новые направления, которые служат источником методов обработки данных при решении измерительных задач. К этим направлениям относятся робаст-

ная и непараметрическая статистика, теория нечетких множеств, интервальный анализ, теория искусственных нейронных сетей. Они дают математический аппарат, применимый к тем задачам, для которых малоэффективны классические методы обработки данных.

К разработке новых методов обработки данных побуждают нужды современной измерительной практики, для которой характерны усложнения измерительных задач и средств измерений. Расширение возможностей обработки данных связано с развитием методологии измерений, совершенствование математических методов, а также широким внедрением вычислительной техники.

Постановка задачи. Одной из основных метрологических характеристик средства измерений, согласно ГОСТ 8.009-84, является его номинальная статическая

© Дегтярев А.В., Запорожец О.В.,
Овчарова Т.А., 2012

функция преобразования $y = F(x)$, которая представляет собой функциональную зависимость информативного параметра выходного сигнала измерительного устройства y от информативного параметра его входного сигнала x . Чаще всего к функции преобразования предъявляется требование линейности в рабочем диапазоне измеряемой величины.

Вместе с тем, в метрологической практике достаточно часто приходится иметь дело с измерительными устройствами, обладающими нелинейными характеристиками. Обычно в таких ситуациях производят линеаризацию функции преобразования путем аппроксимации ее линейной функцией, коэффициенты которой определяют с использованием метода наименьших квадратов. Однако в случаях, когда нелинейность функции преобразования носит существенный характер, такой подход не дает желаемого результата, поскольку приводит к возникновению большой методической погрешности измерения, обусловленной несоответствием номинальной и реальной функции преобразования (рис. 1).

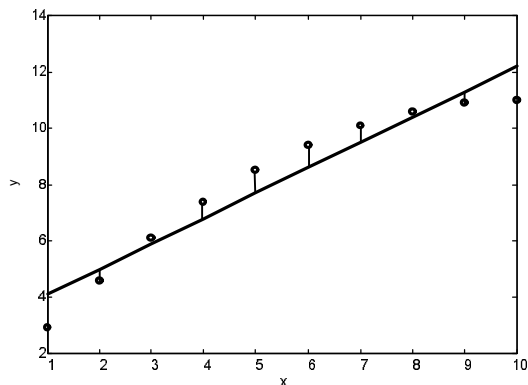


Рис.1. Погрешности линеаризации функции преобразования

Для уменьшения указанной погрешности можно воспользоваться методом псевдолинеаризации, т. е. использовать для аппроксимации нелинейную функцию, которую можно привести к линейному виду путем замены переменных с последующим определением параметров этой функции по методу наименьших квадратов [2]. Но в этом случае необходимо иметь априорную информацию о виде этой нелинейной функции или, другими словами, знать структуру математиче-

ской модели средства измерения, что тоже не всегда возможно. Обоснованный выбор общего вида нелинейной зависимости является достаточно сложной задачей, которая плохо поддается формализации и осуществляется, исходя из известных физических законов, аппроксимирующих возможностей выбранной функции и личного опыта человека, занимающегося решением задачи.

Универсальным методом уменьшения влияния нелинейности функции преобразования на погрешность результата измерения является алгоритмическая коррекция функции преобразования с помощью дополнительного устройства-компенсатора, реализующего обратную по отношению к функции преобразования зависимость $x = F^{-1}(y)$. Дополнительным условием является инвариантность такого преобразователя к виду нелинейной зависимости, которую ему необходимо скорректировать, т.е. возможность адаптации к произвольному виду функции преобразования.

Таким образом, суть рассматриваемой здесь проблемы состоит в том, чтобы с помощью дополнительного адаптивного устройства обработки измерительного сигнала осуществить коррекцию функции преобразования измерительного устройства и обеспечить ее линейность в рабочем диапазоне входных сигналов.

Компенсация нелинейности функции преобразования с помощью искусственной нейронной сети. В качестве устройства-компенсатора наиболее целесообразно использовать искусственную нейронную сеть. Обоснованием такого выбора служит то, что искусственные нейронные сети по своей природе нелинейны, обладают хорошими аппроксимирующими свойствами и не требуют специально разработанных методов проектирования, их можно синтезировать через обучение.

На рис. 2 представлена структурная схема адаптивной системы компенсации нелинейности функции преобразования измерительного устройства. Внутренний шум измерительного устройства представляется аддитивным шумом ξ на его выходе. Выходной зашумленный сигнал y подается на вход адаптивного устройства

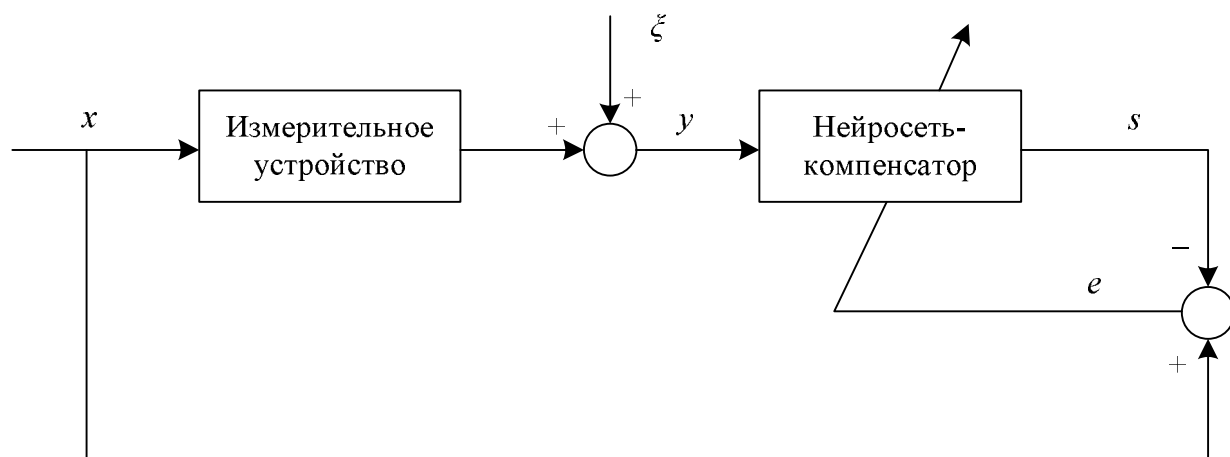


Рис. 2. Структура адаптивной системы компенсации нелинейности функции преобразования измерительного устройства

компенсации нелинейности, в качестве которого выступает искусственная нейронная сеть. В результате процесса адаптации синаптические веса нейросети-компенсатора, являющейся в данном случае обратной моделью измерительного устройства, настраиваются таким образом, чтобы ее выходной сигнал s являлся наилучшим приближением входного сигнала x .

Нейросеть-компенсатор представляет собой трехслойный персептрон, структура которого приведена на рис.3.

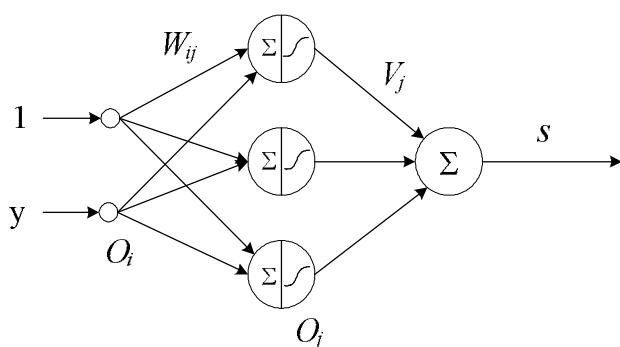


Рис. 3. Трехслойный персептрон

Выходной слой персептрона образован одним нейроном, который формирует сигнал s как взвешенную сумму выходных сигналов нейронов скрытого слоя

$$s = \sum_{j=1}^n V_j O_j, \quad (1)$$

где V_j – синаптический вес j -го входа нейрона выходного слоя; n – количество

нейронов в скрытом слое; O_j – выходной сигнал j -го нейрона скрытого слоя.

Скрытый слой образован нейронами с сигмоидальными функциями активации. Каждый нейрон этого слоя описывается следующими уравнениями:

$$O_j = \frac{1}{1 + e^{-S_j}},$$

$$S_j = \sum_{i=1}^m W_{ij} O_i,$$

где O_i – выходной сигнал i -го нейрона входного слоя; W_{ij} – синаптический вес i -го входа j -го нейрона скрытого слоя; m – количество нейронов во входном слое.

Входной слой нейронов образован самими входными сигналами нейросети, в качестве которых в рамках данной задачи выступают выходной сигнал измерительного устройства y и постоянный сигнал, равный единице, который вводится для описания постоянного смещения.

Настройку синаптических весов персептрона V_j и W_{ij} будем производить с использованием метода обратного распространения ошибки [1, 4, 5]. Введем критерий оптимальности

$$E(k) = \frac{1}{2} e^2(k) = \frac{1}{2} (x(k) - s(k))^2, \quad (2)$$

минимизацию которого осуществим с помощью градиентной процедуры:

$$\begin{aligned}
 V_j(k) &= V_j(k-1) - \mu_V \frac{\partial E(k)}{\partial V_j} = \\
 &= V_j(k-1) + \mu_V e(k) O_j, \\
 W_{ij}(k) &= W_{ij}(k-1) - \mu_W \frac{\partial E(k)}{\partial W_{ij}} = \\
 &= W_{ij}(k-1) + \mu_W e(k) V_j(k) O_j (1 - O_j) O_i,
 \end{aligned} \tag{3}$$

где μ_V и μ_W – числовые коэффициенты, определяющие шаг градиентного поиска и влияющие на скорость обучения.

Обучающая выборка для процедуры обучения нейросети-компенсатора состоит из пар значений $\langle y_i, x_i \rangle$, получаемых при калибровке измерительного устройства, когда на его вход подают образцовый сигнал x_i и фиксируют соответствующее ему значение выходного сигнала y_i . Алгоритм обучения персептрона будет состоять из таких шагов:

- 1) присвоить синаптическим весам V_j , W_{ij} случайные начальные значения;
- 2) подать на вход нейросети очередной образец обучающей выборки $\langle y(k), x(k) \rangle$;
- 3) рассчитать выходной сигнал $s(k)$ и ошибку $e(k) = x(k) - s(k)$;
- 4) скорректировать синаптические весовые коэффициенты нейронов с помощью процедуры (3);
- 5) повторить шаги 2–4 до тех пор, пока значение целевой функции (2) не станет достаточно малым. После этого обучение завершается.

Исследование влияния вида нелинейности и собственных шумов измерительного устройства на качество коррекции функции преобразования. Для исследования свойств и характеристик предложенной системы коррекции функции преобразования измерительного устройства использовался метод имитационного моделирования на ЭВМ. С этой целью была разработана программа на языке MATLAB, использующая функции проектирования и моделирования искусственных нейронных сетей библиотеки Neural Network Toolbox [3].

В качестве нейросети-компенсатора использовался трехслойный персептрон, на выходе которого стоял сумматор, а скрытый слой был образован тремя нейронами с сигмоидальными функциями активации.

Настройка синаптических весов производилась с использованием алгоритма Левенберга-Марквардта, обладающего более высоким быстродействием по сравнению с методом градиентного спуска. Измерительное устройство моделировалось различными видами нелинейных функциональных зависимостей.

В процессе моделирования исследовалось влияние вида нелинейности и собственных шумов измерительного устройства на качество коррекции функции преобразования. В качестве нелинейной функции преобразования измерительного устройства использовались следующие виды функций [2]:

- 1) синусоидальная $y = \sin(ax + b)$;
- 2) степенная $y = ax^b$;
- 3) гиперболическая $y = a + b/x$;
- 4) дробно-линейная I $y = \frac{1}{a + bx}$;
- 5) дробно-линейная II $y = \frac{cx}{a + bx}$;
- 6) показательная I $y = ae^{bx}$;
- 7) показательная II $y = ae^{b/x}$;
- 8) логарифмическая I $y = a + b \ln x$;
- 9) логарифмическая II $y = a + b / \ln x$.

Для каждого вида нелинейности проводилось два эксперимента:

- 1) моделирование работы системы без учета собственных шумов измерительного устройства;
- 2) моделирование работы системы с учетом собственных шумов измерительного устройства.

Приведенный к выходу аддитивный шум моделировался гауссовским случайным процессом с нулевым математическим ожиданием и среднеквадратическим отклонением 0,01.

Для оценивания качества коррекции функции преобразования целесообразно использовать среднеквадратичное отклонение полученной скорректированной характеристики от идеальной. С целью сравнения проводилось моделирование работы системы автоматической коррекции функции преобразования, в которой в качестве устройства-компенсатора использовались полиномы 3-, 4- и 5-го порядка. Результаты моделирования представлены на рис. 4–7 и в табл. 1 и 2.

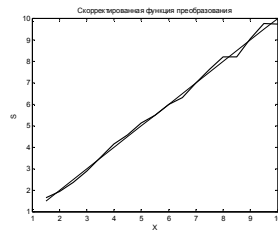
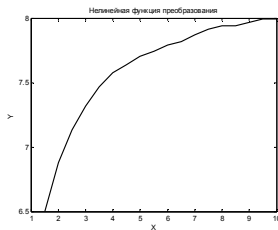


Рис. 4. Коррекция дробно-линейной II функции преобразования

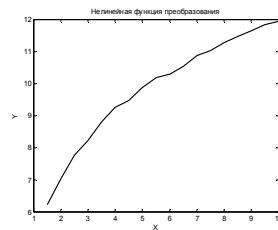


Рис. 6. Коррекция логарифмической I функции преобразования

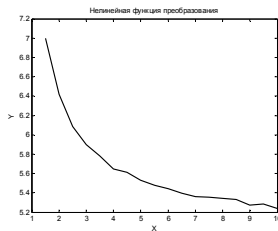


Рис. 5. Коррекция гиперболической функции преобразования

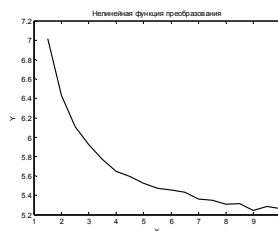


Рис. 7. Коррекция показательной II функции преобразования

1. Результаты моделирования работы системы без учета собственных шумов измерительного устройства

Функция	Формула	Среднеквадратическая погрешность коррекции			
		полином 3-й степени	полином 4-й степени	полином 5-й степени	трехслойный перцептрон
1. Синусоидальная	$y = \sin(0,3x - 1,7)$	0,0566	0,0561	0,0191	0,0505
2. Степенная	$y = 2 \cdot x^{-1,5}$	0,4633	0,2342	0,1106	0,0123
3. Гиперболическая	$y = 5 + 3/x$	0,2462	0,0976	0,0358	0,0086
4. Дробно-линейная I	$y = \frac{1}{0,05 + 0,1x}$	0,1775	0,0646	0,0220	0,0084
5. Дробно-линейная II	$y = \frac{10x}{0,5 + 1,2x}$	0,1869	0,0690	0,0238	0,0149
6. Показательная I	$y = 5 \cdot e^{-0,5 \cdot x}$	0,4483	0,2884	0,1869	0,0633
7. Показательная II	$y = 5 \cdot e^{0,5/x}$	0,2916	0,1205	0,0459	0,0091
8. Логарифмическая I	$y = 5 + 3 \cdot \ln x$	0,0123	0,0011	0,00008	0,00006
9. Логарифмическая II	$y = 5 + 3/\ln x$	0,4345	0,1748	0,0614	0,0057

2. Результаты моделирования работы системы с учетом собственных шумов измерительного устройства

Функция	Формула	Среднеквадратическая погрешность коррекции			
		полином 3-й степени	полином 4-й степени	полином 5-й степени	трехслойный перцептрон
1. Синусоидальная	$y = \sin(0,3x - 1,7)$	0,1051	0,1016	0,0697	0,0684
2. Степенная	$y = 2 \cdot x^{-1,5}$	0,6652	0,5734	0,5521	0,3864
3. Гиперболическая	$y = 5 + 3/x$	0,3331	0,2308	0,1856	0,1651
4. Дробно-линейная I	$y = \frac{1}{0,05 + 0,1x}$	0,2565	0,2410	0,2285	0,1515
5. Дробно-линейная II	$y = \frac{10x}{0,5 + 1,2x}$	0,2641	0,1993	0,1824	0,1664
6. Показательная I	$y = 5 \cdot e^{-0,5 \cdot x}$	0,4310	0,2936	0,2107	0,0966
7. Показательная II	$y = 5 \cdot e^{0,5/x}$	0,3919	0,2625	0,2198	0,2078
8. Логарифмическая I	$y = 5 + 3 \cdot \ln x$	0,0986	0,0901	0,0898	0,0688
9. Логарифмическая II	$y = 5 + 3/\ln x$	0,4783	0,3307	0,2883	0,2237

Выводы. Анализ результатов моделирования, представленных на рис. 4–7 и в табл. 1 и 2, позволяет сделать вывод о том, что предложенное устройство компенсации нелинейности на базе искусственной нейронной сети применимо для коррекции достаточно широкого класса нелинейных функций преобразования, встречающихся в измерительных задачах. Сравнительная характеристика качества функционирования предложенной системы и аналогичной системы, использующей компенсатор на базе полиномиального аппроксиматора, показывает, что среднеквадратическая погрешность коррекции функции преобразования нейросетевым устройством для некоторых из рассматриваемых нелинейных функций несущественно отличается от погрешности коррекции полиномом 5-го порядка, а для других – значительно меньше нее.

В целом результаты имитационного моделирования полностью подтверждают работоспособность рассмотренной системы автоматической коррекции функции преобразования измерительного устрой-

ства и согласуются с теоретическими выкладками и предположениями.

Преимуществом предлагаемого подхода является инвариантность нейросетевого компенсатора к виду нелинейной характеристики измерительного устройства и возможность синтезировать такую систему через обучение, не привлекая сложных методов проектирования. Указанные факторы значительно расширяют возможности применения таких систем в метрологической практике, в частности в каналах информационно-измерительных систем, которые наиболее приспособлены для реализации методов цифровой обработки измерительной информации. Еще одним достоинством предлагаемой системы является возможность функционирования в реальном масштабе времени, что существенно повышает ее быстродействие.

Использование предлагаемого адаптивного корректора позволит существенно уменьшить систематическую погрешность измерений, вызванную несоответствием номинальной и реальной функции преобразования измерительного устройства.

Список использованной литературы

1. Бодянский Е. В. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения / Е. В. Бодянский, О. Г. Руденко. – Харьков : ТЕЛТЕХ, 2004. – 369 с.

2. Грановский В. А. Методы обработки экспериментальных данных при измерениях / В. А. Грановский, Т. Н. Сирая. – Л. : Энергоатомиздат, 1990. – 288 с.

3. Дьяконов В. Математические пакеты расширения MATLAB. Специальный справочник / В. Дьяконов, В. Круглов. – СПб.: Питер, 2001. – 480 с.

4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс : 2-е изд., испр., пер. с англ. – М. : ООО «ИД Вильямс», 2006. – 1104 с.

5. Wasserman P. D. Neural Computing: Theory and Practice / P. D. Wasserman. – N.Y.: Van Nostrand Reinhold, 1989. – 230 p.



Дегтярёв
Александр Валентинович, к.т.н., ст. преп. каф. метрологии и измерительной техники ХНУРЭ, тел.(097)261-74-11, e-mail: alya-degtyar@yandex.ru



Запорожец
Олег Васильевич, к.т.н., доц. каф. метрологии и измерительной техники ХНУРЭ, тел. (068) 606-94-81, e-mail: oleg_zaporozhets@rambler.ru

Получено 18.05.2012

References

1. Bodyansky Ye. V. Artificial neural networks: architecture, learning, using / Ye. V. Bodyansky, O. H. Rudenko. – Kharkiv: TELETEX, 2004. – 369 p. [in Russian].

2. Granovsky V. A. Data processing technique for measuring / V. A. Granovsky, T. N. Siraya–Leningrad: Energoatomizdat, 1990. – 288 p. [in Russian].

3. Dyakonov V. MATLAB mathematical extensions. Special handbook / V. Dyakonov, V. Kruglov – St. Petersburg: Piter, 2001. – 480 p. [in Russian].

4. Dyakonov V. Neural networks. A comprehensive foundation: second edition / V. Dyakonov, V. Kruglov. – Moscow : Williams Publishing House Ltd, 2006. – 1104 p. [in Russian].

5. Wasserman P. D. Neural Computing: Theory and Practice / P. D. Wasserman–NewYork : Van Nostrand Reinhold, 1989. – 230 p. [in English].



Овчарова
Татьяна Александровна, аспирантка каф. метрологии и измерительной техники ХНУРЭ, тел. (050) 708-63-19, e-mail: tan-ya140488@mail.ru