

КОМПЕНСАЦИЯ НЕЛИНЕЙНОСТИ ДИНАМИЧЕСКИХ ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ ПРЕОБРАЗОВАТЕЛЕЙ ПРИ ПОМОЩИ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ

Предложен нейросетевой компенсатор нелинейности динамического средства измерения, позволяющий восстанавливать значение измеряемого входного сигнала. Обратная модель нелинейного динамического измерительного преобразователя реализована на базе трехслойного персептрона, дополненного линиями задержек входных сигналов. Исследованы свойства предложенного нейросетевого компенсатора путем имитационного моделирования на ЭВМ с использованием различных видов калибровочных входных сигналов для процедуры обучения искусственной нейронной сети.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, трехслойный персептрон, обучение, обратная модель, нейросетевой компенсатор.

Введение

Искусственные нейронные сети, наряду с экспертными адаптивными регуляторами и системами с ассоциативной памятью, составляют основу интеллектуальных технологий управления и обработки информации [1–4]. В последнее время нейросетевые технологии и модели все чаще находят свое применение в измерительной практике. Разработка динамических моделей измерительных систем на базе искусственных нейронных сетей и алгоритмов обработки данных динамических измерений с использованием нейросетевых преобразователей является одним из перспективных путей развития процесса интеллектуализации современной измерительной техники. Успешное решение данной задачи позволит значительно улучшить метрологические характеристики и эффективность существующих нелинейных динамических измерительных преобразователей без значительных материальных затрат за счет математической обработки результатов измерений [5–7]. Внедрение таких динамических моделей и алгоритмов, а также их прикладного программного обеспечения позволит создавать интеллектуальные измерительные преобразователи и системы со способностью к индивидуализации своих динамических параметров под внешние влияющие факторы и условия проведения измерений.

Постановка задачи

В практике измерений довольно часто приходится иметь дело с динамическими измерительными преобразователями, обладающими существенно нелинейными характеристиками. Для исследования поведения и анализа таких объектов необходимо

иметь соответствующую математическую модель. Теоретический анализ позволяет получить математическое описание в виде дифференциальных уравнений. При экспериментальном анализе на основе наблюдений получают параметрическую либо непараметрическую модель.

Рассмотрим нелинейный динамический измерительный преобразователь, в общем случае описываемый нелинейным авторегрессионным уравнением (NARX-модель)

$$y(t) = f(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n), x(t), x(t-1), \dots, x(t-m)) + \xi(t), \quad (1)$$

где $t = 0, 1, 2, \dots$ – дискретное время, $y(t)$ – выходной сигнал, $x(t)$ – входной сигнал, $\xi(t)$ – приведенная к выходу аддитивная случайная помеха, описывающая влияние внутренних и внешних возмущающих факторов. Нелинейность функции преобразования звена измерительной цепи является нежелательным свойством, поскольку вносит дополнительную погрешность в результат измерения. Для того, чтобы избавиться от нелинейности, предлагается использовать специальный фильтр-компенсатор, реализующий функцию, обратную к преобразованию (1)

$$\hat{x}(t) = \psi(y(t), y(t-1), \dots, y(t-n), \hat{x}(t-1), \hat{x}(t-2), \dots, \hat{x}(t-m))^T. \quad (2)$$

Данное устройство, включенное последовательно с измерительным преобразователем, позволит скомпенсировать его нелинейную динамику и получить оценку входного измеряемого сигнала.

В качестве компенсатора, реализующего обратную модель нелинейного измерительного преобразователя, предлагается использовать трехслойный персептрон, дополненный линиями задержек входных сигналов.

Нейросетевой компенсатор нелинейности динамического измерительного преобразователя

Отыскание неизвестных оптимальных параметров нейросетевой модели осуществляется с помощью процедуры обучения, представленной на рис. 1. В качестве обучающей выборки для настройки синаптических весов искусственной нейронной сети используются временные последовательности входного и выходного сигнала нелинейного измерительного преобразователя.

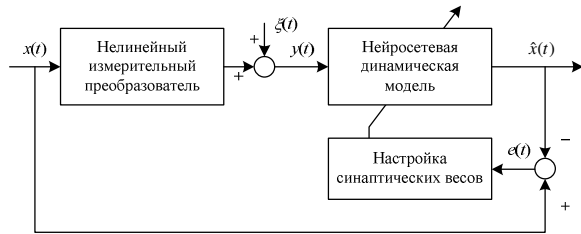


Рис. 1. Процедура обучения нейросетевой модели

На вход измерительного преобразователя подается сигнал $x(t)$, затем измеряется его выходной сигнал $y(t)$, который подается на вход нейросетевой модели. Выходной сигнал компенсатора $\hat{x}(t)$ сравнивается со входным сигналом $x(t)$ и формируется сигнал ошибки $e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$. Этот сигнал используется для настройки синаптических весовых коэффициентов нейросетевой модели таким образом, чтобы выходной сигнал компенсатора $\hat{x}(t)$ являлся наилучшим приближением входного сигнала измерительного преобразователя $x(t)$. Критерием оптимальности при этом является обеспечение минимума целевой функции

$$J(t) = \frac{1}{2} e^2(t) = \frac{1}{2} (x(t) - \hat{x}(t))^2. \quad (3)$$

Нейросетевой компенсатор, представляющий собой обратную модель нелинейного динамического измерительного преобразователя, реализован на базе трехслойного персептрона, дополненного линиями задержек входных сигналов. Структура нейросетевой динамической модели представлена на рис. 2.

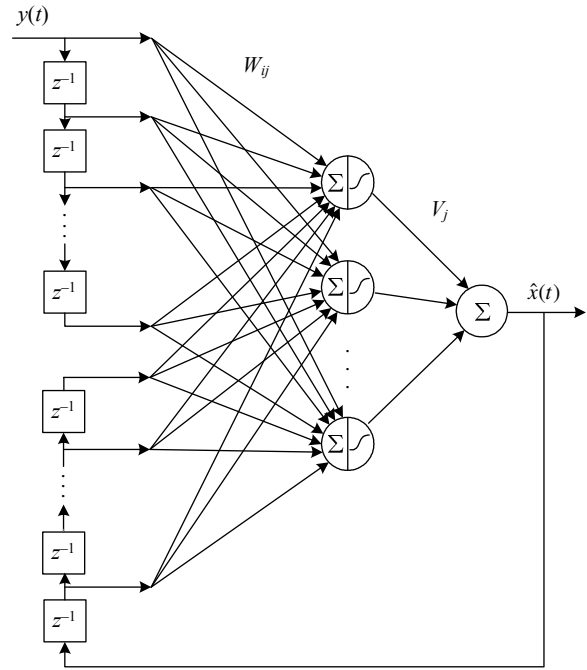


Рис. 2. Структура нейросетевой динамической модели

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

$$\hat{x}(t) = \sum_{j=1}^k V_j O_j(t), \quad (4)$$

где $V_j, j=1, \dots, k$ – синаптические веса выходного нейрона сети, O_j – выходные сигналы нейронов скрытого слоя.

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

$$O_j(t) = \frac{1}{1 + e^{-S_j(t)}}, \quad (5)$$

$$S_j = \sum_{i=1}^{n+m+1} W_{ij} \phi_i(t),$$

где W_{ij} – синаптический вес связи i -го входного сигнала с j -м нейроном скрытого слоя, $\phi_i(t)$ – i -й компонент вектора входных сигналов персептрона.

Вектор входных сигналов персептрона размерности $((n+m+1) \times 1)$ описывается как

$$\phi(t) = (y(t), y(t-1), \dots, y(t-n), \hat{x}(t-1), \hat{x}(t-2), \dots, \hat{x}(t-m))^T. \quad (6)$$

Алгоритм обучения нейросети будет состоять из таких шагов:

1) присвоить синаптическим весам нейронов случайные начальные значения;

2) подать на вход нейросети очередной образец обучающей выборки $\langle y(t), x(t) \rangle$;

3) рассчитать выходной сигнал $\hat{x}(t)$ и ошибку $e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$;

4) скорректировать синаптические весовые коэффициенты нейронов с помощью процедуры обратного распространения ошибки [1–3];

5) повторить шаги 2–4 до тех пор, пока значение целевой функции (3) не станет достаточно малым. После этого обучение завершается.

Результаты моделирования

Для исследования предложенной в работе нейросетевой обратной модели нелинейного динамического измерительного преобразователя осуществлялось имитационное моделирование на ЭВМ. В качестве нейросети использовался трехслойный персептрон с сигмоидальными функциями активации в скрытом слое и сумматором на выходе. Настройка синаптических весов производилась с использованием алгоритма Левенберга-Марквардта, обладающего более высоким быстродействием по сравнению с методом градиентного спуска.

Нелинейный преобразователь был образован последовательным соединением нелинейного статического и линейного динамического объектов, описываемых уравнениями

$$x_n(t) = 5e^{-0,5x(t)},$$

$$y(t) = y(t-1) - 0,5y(t-2) +$$

$$+ 0,3x_n(t-1) - 0,18x_n(t-2).$$

Результаты моделирования, которое выполнялось для различных видов входного сигнала, представлены в табл. 1 и на рис. 3.

Таблица 1
Результаты моделирования

Вид входного сигнала	Среднеквадратическое значение ошибки
Случайный сигнал	0,384
Прямоугольные импульсы	0,243
Треугольные импульсы	0,119
Синусоидальный сигнал	0,129
Сумма синусоид	0,228
Частотно-модулированный сигнал	0,406

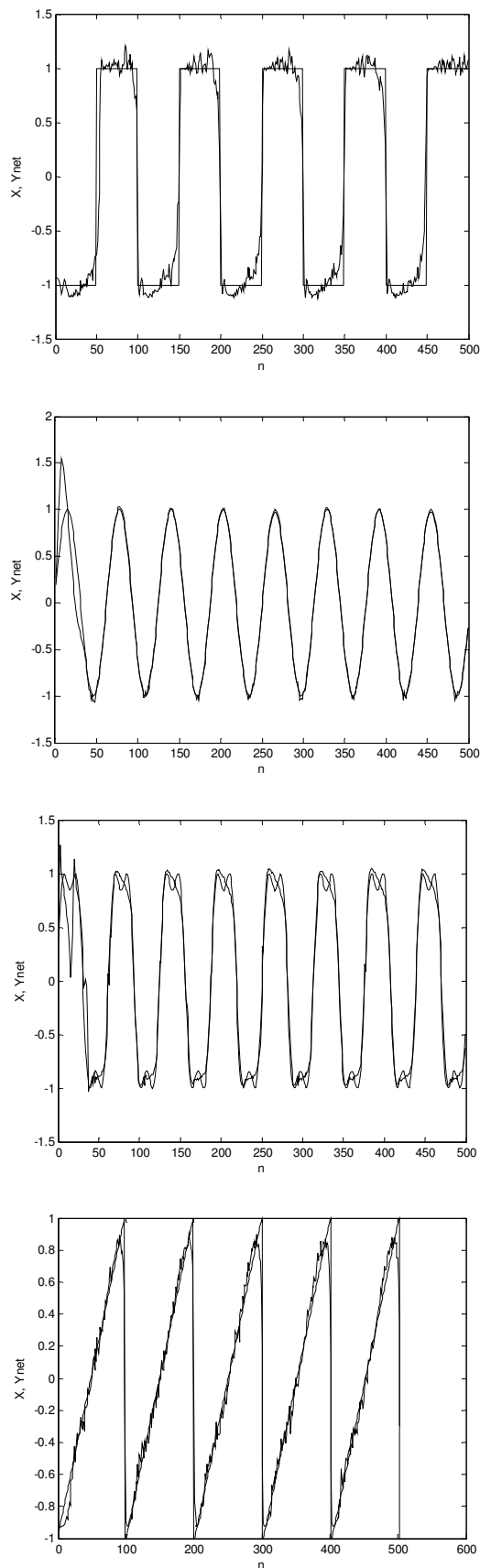


Рис. 3. Входной и восстановленный компенсатором сигналы

Выводы

Полученные результаты подтверждают работоспособность предлагаемого нейросетевого компенсатора нелинейности и полностью согласуются с теоретическими выкладками, что открывает широкие возможности использования нейросетевых архитектур для решения задач обратного моделирования нелинейных динамических средств измерений.

Преимуществом предлагаемого подхода является инвариантность нейросетевой модели к виду нелинейного преобразования и возможность синтезировать ее через обучение, не привлекая сложных методов проектирования. Это открывает широкие возможности для создания на основе предложенной нейросетевой динамической модели интеллектуальных измерительных систем с адаптивными свойствами.

Список литературы

1. Wasserman, P. D. *Neural Computing: Theory and Practice [Text]* / P. D. Wasserman. – N.Y. : Van Nostrand Reinhold, 1989. – 230 p.
2. Хайкин, С. *Нейронные сети: полный курс [Текст] : 2-е изд., испр., пер. с англ.* – М. : ООО «ИД Вильямс», 2006. – 1104 с.
3. Бодянский, Е. В. *Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения [Текст]* / Е. В. Бодянский, О. Г. Руденко. – Харьков : ТЕЛЕТЕХ, 2004. – 369 с.
4. Усков, А. А. *Гибридные нейросетевые методы моделирования сложных объектов [Текст] : Монография* / А. А. Усков, С. А. Котельников, Е. М. Грубник, В. М. Лаврушин. – Смоленск: Смоленский филиал АНО ВПО ЦС РФ "Российский университет кооперации", 2011. – 132 с.
5. Дегтярев, А. В. *Адаптивная система компенсации нелинейности функции преобразования измерительных устройств на базе трехслойного перцептрона [Текст]* / А. В. Дегтярев, О. В. Запорожец, Т. А. Овчарова // *Электротехнические и компьютерные системы.* – № 06(82). – 2012. – С. 235–241.
6. Запорожец, О. В. *Моделирование нелинейных динамических средств измерений с помощью искусственной нейронной сети [Текст]* / О. В. Запорожец, Т. А. Овчарова // *Сборник трудов конференции «Информатика, математическое моделирование, экономика»*, Смоленск, 22 апреля 2013 г. – Том 1. – С. 85–90.
7. Дегтярев, А. В. *Идентификация нелинейных динамических средств измерений с помощью искусственной нейронной сети [Текст]* / А. В. Дегтярев, О. В. Запорожец, Т. А. Овчарова // *Метрологія та прилади.* – Вип. № 2/III(41). – 2013. – С. 85–89.

Поступила в редакцию

Рецензент: д.т.н., проф. Руженцев И.В., Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков.

Авторы:

ЗАПОРОЖЕЦ Олег Васильевич

Харьковский национальный университет радиоэлектроники, г. Харьков, кандидат технических наук, доцент кафедры метрологии и измерительной техники. Раб. телефон (057) 702-13-31, моб. телефон +38 068 606 94 81, e-mail: oleg_zaporozhets@rambler.ru

ОВЧАРОВА Татьяна Александровна

Харьковский национальный университет радиоэлектроники, г. Харьков, аспирант кафедры метрологии и измерительной техники. Раб. телефон (057) 702-13-31, моб. телефон +38 050 708 63 19, e-mail: tanya140488@mail.ru

Компенсація нелінійності динамічних вимірювальних перетворювачів за допомогою нейромережових моделей

О.В. Запорожець, Т.О. Овчарова

Запропоновано нейромережовий компенсатор нелінійності динамічного засобу вимірювань, що дозволяє відновлювати значення вимірюваного вхідного сигналу. Обернену модель нелінійного динамічного вимірювального перетворювача реалізовано на базі тришарового перцептрона, доповненого лініями затримок вхідних сигналів. Досліджено властивості запропонованого нейромережового компенсатора шляхом імітаційного моделювання на ЕОМ з використанням різних видів калібрувальних вхідних сигналів для процедури навчання штучної нейронної мережі.

Ключові слова: штучна нейронна мережа, тришаровий перцептрон, навчання, обернена модель, нейромережовий компенсатор.

The compensation of the nonlinearity for dynamic measuring converters with neural network models

O.V. Zaporozhets, T.O. Ovcharova

The neural network compensator of nonlinearity for the dynamic measuring converter permitting to restore measuring input signal values is proposed. The inverse model of the nonlinear dynamic measuring converter based on three-layer perceptron with time-delay lines input signals is implemented. The properties of the proposed neural network compensator with various calibration signals for artificial neural network learning is researched by the computer.

Keywords: artificial neural network, a three-layer perceptron, learning, inverse model, neural network compensator.