к.т.н. доцент Запорожец О. В.,
аспирант Овчарова Т. А.
Харьковский национальный университет радиоэлектроники
E-mail: oleg_zaporozhets@rambler.ru

МОДЕЛИРОВАНИЕ НЕЛИНЕЙНЫХ ДИНАМИЧЕСКИХ СРЕДСТВ ИЗМЕРЕНИЙ С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Предложена модель нелинейного динамического измерительного преобразователя на базе трехслойного персептрона, дополненного линиями задержек входных сигналов. Исследованы свойства предложенной модели путем имитационного моделирования на ЭВМ с использованием различных видов калибровочных входных сигналов.

Одним из перспективных направлений развития современных методов обработки сигналов, которое позволяет повысить точность измерений и реализовать достаточно сложные алгоритмы измерительных процедур, является применение искусственных нейронных сетей [1]. Разработка динамических моделей измерительных систем на базе искусственных нейронных сетей и алгоритмов обработки данных динамических измерений с использованием нейросетевых технологий является одним из актуальных 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. 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.

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. Наиболее широкое распространение получили параметрические модели, требующие решения задач структурной и параметрической идентификации и имеющие ограниченное число параметров.

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

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

где $y(t)$ – выходной сигнал, $x(t)$ – входной сигнал, $\xi(t)$ – приведенная к выходу аддитивная случайная помеха, описывающая влияние внутренних и внешних возмущающих факторов.

В качестве модели объекта (1) предлагается использовать динамическую нейросеть на базе многослойного персептрона с линиями задержек входных сигналов [2], структура которой приведена на рис. 1.

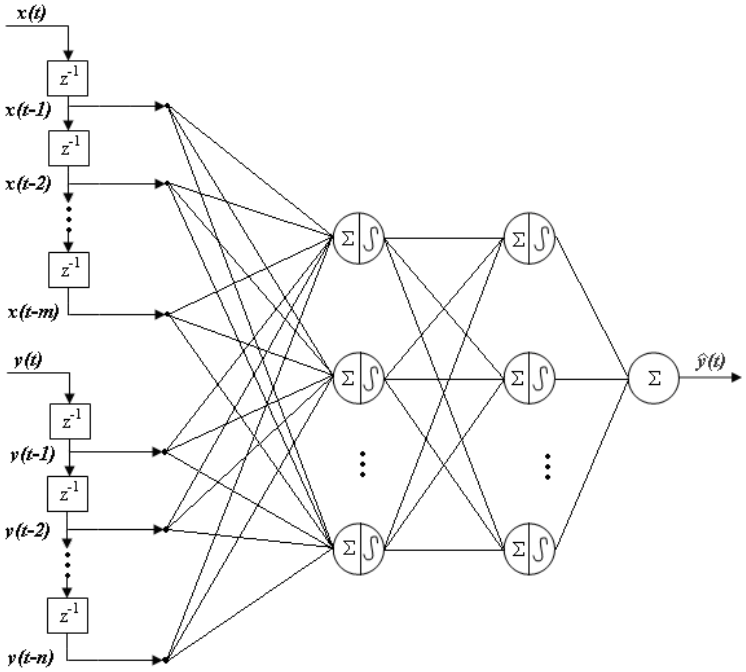


Рисунок 1 – Структура модели нелинейного динамического объекта

Отыскание неизвестных оптимальных параметров нейросетевой модели осуществляется с помощью процедуры обучения, представленной на рис. 2. В качестве обучающей выборки для настройки синаптических весов искусственной нейронной сети используются временные последовательности входного и выходного сигнала нелинейного измерительного преобразователя.

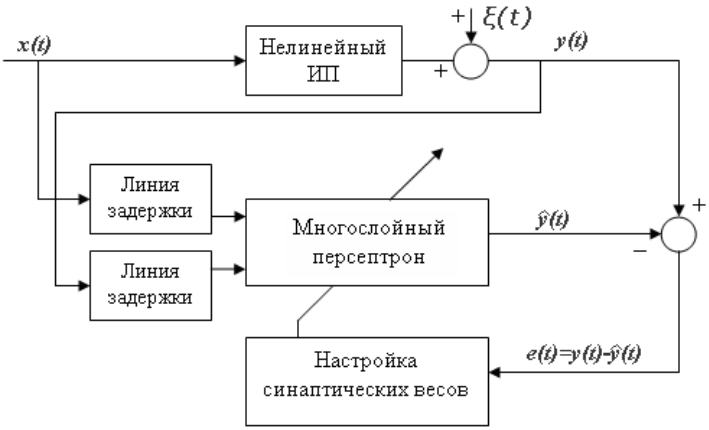


Рисунок 2 – Структурная схема процедуры обучения модели

На вход нелинейного измерительного преобразователя и модели подается сигнал $x(t)$, затем измеряется выходной сигнал объекта $y(t)$ и рассчитывается выходной сигнал модели $\hat{y}(t)$. Сигнал ошибки $e(t) = y(t) - \hat{y}(t)$ используется для настройки синаптических весовых коэффициентов нейросети таким образом, чтобы выходной сигнал модели $\hat{y}(t)$ являлся наилучшим приближением выходного сигнала объекта $y(t)$. Критерием оптимальности при этом является обеспечение минимума целевой функции

$$J(t) = \frac{1}{2} e^2(t) = \frac{1}{2}\left(y(t) - \hat{y}(t)\right)^2 . \qquad (2)$$

Алгоритм обучения нейросети будет состоять из таких шагов:

1) присвоить синаптическим весам нейронов случайные начальные значения;

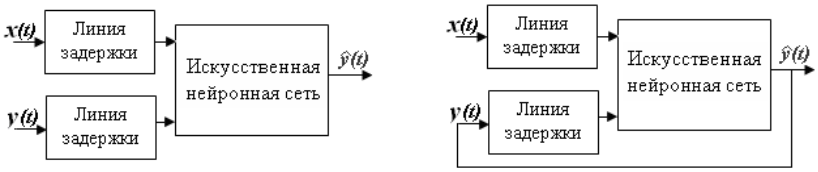
2) подать на вход нейросети очередной образец обучающей выборки $< x(t), y(t) >$;

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

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 (2) не станет достаточно малым. После этого обучение завершается.

Особенностью предлагаемой нейросетевой модели является то, что в процессе обучения используется последовательно-параллельная архитектура (рис. 3, а), которая затем преобразуется в параллельную архитектуру (рис. 3, б).



а) б)

Рисунок 3 – Изменение архитектуры модели

Для исследования предложенной в работе нейросетевой модели нелинейного динамического измерительного преобразователя осуществлялось имитационное моделирование на ЭВМ. В качестве нейросети 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.

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. 4.

Таблица 1 – Результаты моделирования

Вид входного сигнала	Среднеквадратическое значение ошибки
Случайный сигнал	0,001919
Прямоугольные импульсы	0,008057
Треугольные импульсы	0,0098219
Синусоидальный сигнал	0,0029502
Сумма синусоид	0,011562
Частотно-модулированный сигнал	0,0052372

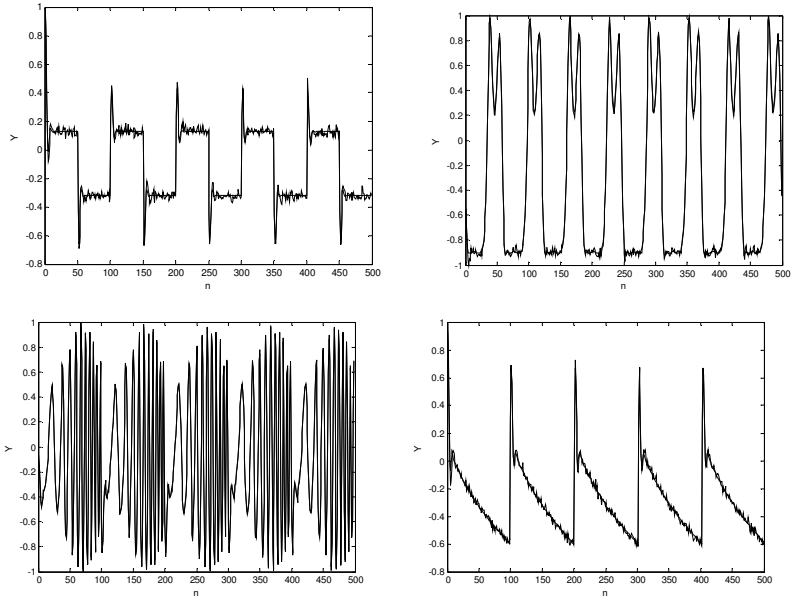


Рисунок 4 – Выходные сигналы объекта и модели
для разных видов входного сигнала

Полученные результаты подтверждают работоспособность предлагаемой нейросетевой модели и полностью согласуются с теоретическими выкладками, что открывает широкие возможности использования нейросетевых архитектур для решения задач моделирования нелинейных динамических средств измерений. Преимуществом таких моделей является инвариантность к виду нелинейности объекта моделирования и возможность синтезировать их через обучение.

1. Wasserman P. D. Neural Computing: Theory and Practice. N.Y.: Van Nostrand Reinhold, 1989.

2. Бодянский Е. В., Руденко О. Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения. Харьков: ТЕЛЕТЕХ, 2004.

3. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс. М.: ООО «ИД Вильямс», 2006.