

Литература

1. Бабоян Р.Р. Микроэлектронные АЦП и ЦАП. – "Датчики и системы", 2008, № 8, с. 40-44.
2. Мерзликин С.А. Сверхбыстро действующие АЦП: особенности архитектуры. – "Электроника, наука, технология, бизнес", 2008, № 1, с.30-33.
3. Гуменюк А.С. и Богаров Ю.И. Устройство выборки-хранения быстродействующих АЦП. – "Микроэлектроника", 2007, т. 36, № 5, с.390-400.
4. Корсунов Н.И. и Михелева М.В. Нейронная сеть для кластеризации звуковых сигналов по степени их тональности. - «Вопросы радиоэлектроники», сер. ЭВТ, 2010, вып. 1, с. 127-134.

Статья поступила 12.10.2010

**Д.т.н., проф. Н.И. Корсунов, к.т.н. Е.В. Корсунова,
к.т.н. В.В. Муромцев, к.т.н. Бурданова Е.В. (Бел ГУ)**

**N.I. Korsunov, E.V. Korsunova, V.V. Muromtsev,
E.V. Burdanova**

**ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ КОРРЕКЦИИ
СТАТИЧЕСКИХ ПОГРЕШНОСТЕЙ ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ
ПРЕОБРАЗОВАТЕЛЕЙ**

**APPLICATION OF NEURAL NETWORKS FOR CORRECTION OF
STATIC ERRORS IN MEASURING CONVERTERS**

*В статье изложен подход к коррекции статических по-
грешностей измерительных преобразователей при использо-
вании нейросетевых технологий. Предлагается архитектура
сети и алгоритм ее обучения для получения корректирующей
функции по обновляющимся экспериментальным данным в
процессе эксплуатации*

Keywords. transmitter, static error, neural network.

Автоматизированные системы управления технологическими процессами и информационно-измерительные системы в качестве периферийных устройств содержат значительное количество из-

ПРИКЛАДНЫЕ ПРОБЛЕМЫ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

мерительных преобразователей, предназначенных для получения количественных характеристик наблюдательных параметров объекта, их преобразования в электрический сигнал с последующей дискретизацией этого сигнала и передачей для дальнейшей обработки в центральный компьютер. Дискретизация сигналов измерительных преобразователей выполняется аналого-цифровыми преобразователями (АЦП), которые являются частью современных измерительных преобразователей с цифровым выходом [1]. Следствие этого - наличие у любого преобразователя минимум одного управляемого параметра – входного сигнала АЦП. В процессе эксплуатации измерительные преобразователи подвергаются влияниям окружающей среды и времени, в результате чего их метрологические характеристики могут значительно отличаться от характеристик, приведенных в технической документации. Поэтому на метрологическое автосопровождение возлагаются как наблюдения соответствия метрологических характеристик, определяемых стандартом, так и коррекция погрешностей, возникающих в процессе функционирования автоматизированных систем [2].

Для определения отклонения характеристик измерительного преобразователя будем использовать выходной сигнал АЦП. В этом случае допустимый уровень погрешностей преобразователей включает как погрешности первичных преобразователей информации, так и погрешности, вносимые самим АЦП, а коррекции подлежит суммарная погрешность. Выходной сигнал у приводится ко входному сигналу x при коэффициенте преобразования K по соотношению:

$$x = K^{-1}y \pm \Delta x = K^{-1}y \pm K^{-1}\Delta y$$

где $\Delta x = K^{-1}\Delta y$ – суммарная погрешность, определяемая погрешностью первичного преобразователя ($\Delta x_{\text{пр}}$) и погрешностью АЦП ($\Delta_{\text{АЦП}}$).

Так как $\Delta x = \Delta x_{\text{пр}} + \Delta_{\text{АЦП}} = w_1 \Delta x + w_2 \Delta x$, то ее минимизация достигается минимизацией составляющих при их управляемости либо при управляемости одной из составляющих для обеспечения компенсации второй составляющей. В дальнейшем будем минимизировать погрешность Δx , не акцентируя внимания на составляющей, обеспечивающей этот минимум. Так как допустимый уровень погрешности определен, то $|\Delta x| \leq |\varepsilon_{\text{зад}}|$, что эквивалентно –

$\varepsilon_{\text{зад}} \leq \Delta x \leq \varepsilon_{\text{зад.}}$, где $\varepsilon_{\text{зад.}}$ – заданное значение погрешности.

В основу предлагаемого метода коррекции погрешностей, вызванных изменениями коэффициента преобразования K положено сравнение $y=Kx$ и $y^*=K^*x$, где K^* – значение коэффициента преобразования без учета временных факторов и влияния воздействия окружающей среды. А так как в соответствии с метрологическими характеристиками существует диапазон допустимой погрешности преобразования, то K^* не является постоянной, а является некоторой неизвестной функцией входной переменной $K^*=F(x)$ и, следовательно, $y=F(x)x$.

Структурная схема измерительного канала с коррекцией статических погрешностей приведена на рис.1.

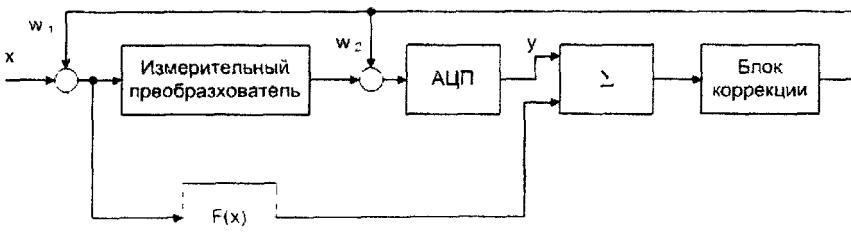


Рис.1
Структурная схема измерительного канала

Здесь $F(x)$ является известной моделью преобразователя. В [2] предлагается использовать линейную функцию $F(x)=a+bx$ и по реакции преобразователя на три входных сигнала определить коэффициенты a и b . В [3] для определения $F(x)$ также используются экспериментальные методы, по результатам которых в качестве модели преобразователя выбирается линейная функция регрессии.

В большинстве случаев функция $F(x)$ существенно нелинейна, что при отклонениях параметров в реальных условиях эксплуатации не обеспечивает требуемых метрологических характеристик при введении коррекции в соответствии со схемой, приведенной на рис. 1.

Для минимизации статических погрешностей и получения преобразователя, удовлетворяющего заданным метрологическим характеристикам, необходимо более точное определение функции

ПРИКЛАДНЫЕ ПРОБЛЕМЫ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

$F(x)$. Будем считать $F(x)$ непрерывной и дифференцируемой функцией и представим ее степенным многочленом

$$F(x) = \sum_{i=0}^n a_i x^i.$$

Необходимо, исходя из заданной нормы погрешности преобразователя, определить степень полинома n и значения коэффициентов a_i . Воспользуемся, как и в [3], экспериментом, результатом которого является полученное множество пар $\{x_j, y_j\}$, $j=1, \dots, s$. Для определения n и a_i используем методы самоорганизации математических моделей и, в частности, нейронные сети [4].

Использование нейронных сетей прямого распространения ограничивает класс решаемых задач, т.к. в таких сетях не учитывается взаимное влияние нейронов в одном слое друг на друга [5]. Использование нейронных сетей, основанных на соревновании и адаптивно-резонансной теории, позволяет управлять активностью нейронов в слое, путем затормаживания нейронов. Подобное управление нейронами не отражает степень связанности нейронов и обусловлено принятой моделью нейрона в виде последовательного соединения сумматора и функционального блока. Такая модель, за счет дополнительного слагаемого, позволяет затормозить нейрон, но не регулирует степень связности нейронов. Регулирование степени связанности нейронов можно обеспечить изменением весовых коэффициентов сумматора в функции выходного сигнала связанного с ним нейрона. При этом смещение нейрона задается выходным сигналом управляющего нейрона.

В соответствии с изложенным модель нейрона можно представить в виде, приведенном на рис 2, где y_i – выходной сигнал i -го нейрона, x – входной (сенсорный) сигнал, y_{i-1} – выходной сигнал $i-1$ нейрона, который равен 1 для первого нейрона, M – блок умножения, Σ – блок суммирования, $f(s)$ – функция активности нейрона, x и y – двоичные векторы или аналоговые сигналы.

Выходные сигналы нейрона слоя K могут быть связаны со входами нейронов слоя $K+1$, а также – со входами нейронов K -того слоя. Установление связей между нейронами внутри слоя и между слоями производится управляющими сигналами. Следовательно, в сети должен быть нейрон или группа нейронов управления, аналогично сети адаптивно-резонансной теории.

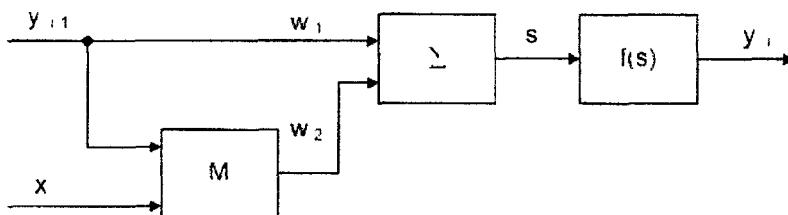


Рис. 2
Модель нейрона

В отличие от существующих искусственных нейронных сетей, предлагаемая нейронная сеть может быть обучена решению класса задач за счет активизации и торможения тех или иных связей между нейронами одного и нескольких слоев. Здесь не рассматриваются вопросы обучения сети решению различных задач. Задачей сети является аппроксимация функции с заданной точностью конечным полиномом.

Так как используется только один сенсорный вход в сеть, то вектор управления должен разорвать связи между слоями сети с разными сенсорными входами и установить связи в слоях, обеспечивающих формирование степенного полинома. В соответствии со схемой Горнера представим многочлен $P(x)$ в виде

$$P(x) = a_0 + a_1x + x(b_1 + x(b_2 + b_3x) + \dots + x(b_{n-1} + b_nx)) \quad (1)$$

Использование модели нейрона в виде, приведенном на рис.2, при реализации (1) обеспечивается вектором, активизирующим последовательные связи между нейронами слоя с линейными функциями активации. Структура нейронной сети представлена на рис. 3.

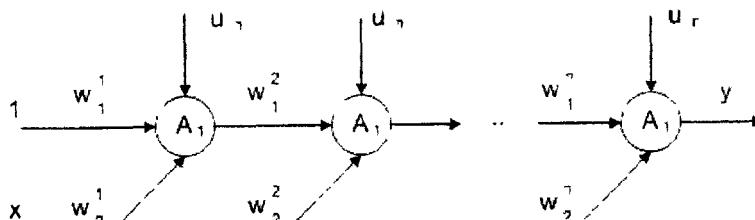


Рис. 3
Структура нейронной сети

ПРИКЛАДНЫЕ ПРОБЛЕМЫ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

Алгоритм обучения сети состоит в следующем:

1. В исходном состоянии все нейроны A_i , $i=1,\dots,n$ заторможены, что обеспечивается заданием соответствующих значений пороговых сигналов.

2. Случайным образом активизируется веса w_1^i w_2^i нейрона $A_i, i=1$.

3. Снимается сигнал порогового уровня i -го нейрона.

4. Вычисляется выходной сигнал нейрона A_i .

5. Вычисляется ошибка, определяемая мерой отклонения выходного сигнала нейрона A_1 и выходным сигналом преобразователя в интервале (x_{\min}, x_{\max}) .

6. Если ошибка достигла минимального значения, то переход к 9.

7. Любым известным способом, например, обучением перцептрона [4] изменяются весовые коэффициенты

8. Переход к 5.

9. Проверяется принадлежность ошибки к заданному интервалу $(-\epsilon_{\text{зад}}, \epsilon_{\text{зад}})$. Если ошибка не принадлежит интервалу, то выбирается следующий нейрон ($i=i+1$) и повторяется цикл, начиная с 3.

10. Сеть считается обученной.

Для реализации алгоритма программными средствами может быть использован любой из языков программирования высокого или низкого уровня 16-битового процессора.

Таким образом введение нейронной сети предложенной архитектуры в контур вычисления корректирующей функции с описанным алгоритмом обучения обеспечивает адаптацию этой функции при изменении внешней среды, что приводит к уменьшению статической погрешности измерительного преобразователя.

Литература

1. Бабоян Р.Р. Микроэлектронные АЦП и ЦАП. – "Датчики и системы", 2008, № 8, с.40-44.

2. Миронченко В.И. Производительность аддитивной системы многопараметрического контроля с учетом погрешности измерительных устройств. – "Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика.", 2005, № 11, с. 58-61.

3. Хоменко Т.В. Системный подход к анализу измерительных уст-

ройств. – "Вестник Астраханского технического университета", сер. Управление, вычислительная техника и информатика. 2009, № 1, с.88-93.

4.Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. М., ООО И.Д.Вильямс,2006.-1104 с.

5.Корсунов Н.И. и Михелева М.В. Нейронная сеть для кластеризации звуковых сигналов по степени их тональности. - «Вопросы радиоэлектроники», сер. ЭВТ, 2010, вып. 1, с. 127-134.

Статья поступила 12.10.2010

**Д.т.н., проф. А.В. Разумов (ОАО ВНИИРА),
С.В. Данещик, С.В. Алуев (ВКА им. А.Ф. Можайского)**

A.V. Razumov, S.V. Daneshchik, S.V. Aluev

**ОЦЕНКА ЗАЩИЩЕННОСТИ
ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ СРЕДСТВ АСУ ОТ ВОЗДЕЙСТВИЯ
МОЩНЫХ ЭЛЕКТРОМАГНИТНЫХ ИЗЛУЧЕНИЙ**

Статья посвящена проблеме оценки защищенности технических систем к воздействию мощных электромагнитных излучений. Предложены показатели и представлена формализованная постановка задачи защищенности

Key words: the local, computing means, automated control systems, powerful electromagnetic impulse, security indicators.

Выполнение целевых задач современными техническими системами в значительной степени определяется качеством работы вычислительных средств (ВС) в системах сбора и обработки информации. Наряду с высокими требованиями к быстродействию и надежности, ВС должны удовлетворять требованиям по защищенности к воздействию мощных электромагнитных излучений (ЭМИ). Анализ экспериментальных данных [2] показывает, что ВС являются наиболее восприимчивыми к воздействию МЭМИ элементами автоматизированных систем управления (АСУ). Это проявляется в появлении массовых сбоев в устройствах ВС, нарушении функционирования АСУ. Последствия сбоев могут являться весьма дорогостоящими, а для систем реального времени катастрофическими и, по существу, являются отказами. В этих условиях одним из направ-