

НЕЙРОСЕТЕВАЯ ДИНАМИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ИЗМЕРИТЕЛЬНОЙ СИСТЕМЫ С ФИЛЬТРАЦИЕЙ ВОССТАНАВЛИВАЕМОГО СИГНАЛА

А.С. Волосников, А.Л. Шестаков

Нейронные сети наряду с экспертными адаптивными регуляторами и системами с ассоциативной памятью, составляют основу интеллектуальных технологий управления и обработки информации [1]. В связи с этим разработка динамических моделей измерительных систем на базе нейронных сетей и алгоритмов обработки данных динамических измерений с использованием нейросетевых технологий является одним из перспективных направлений развития процесса интеллектуализации современной измерительной техники. Успешное решение данной задачи значительно улучшит метрологические характеристики и эффективность существующих первичных измерительных преобразователей без значительных материальных затрат за счет глубокой математической обработки результатов измерений.

1. Нейросетевая инверсная модель первичного измерительного преобразователя

Пусть первичный измерительный преобразователь (датчик) описывается следующей линейной передаточной функцией (ПФ):

$$W_s(p) = \frac{Y(p)}{U(p)} = K_0 \frac{\prod_{i=1}^{m_1} (T_{2i}^2 p^2 + 2\xi_{2i} T_{2i} p + 1) \prod_{i=m_1+1}^{m_2} (T_{2i} p + 1)}{\prod_{j=1}^{n_1} (T_{1j}^2 p^2 + 2\xi_{1j} T_{1j} p + 1) \prod_{j=n_1+1}^{n_2} (T_{1j} p + 1)}, \quad (1)$$

где $U(p)$, $Y(p)$ – изображения по Лапласу входного и выходного сигналов датчика; T_{1j} , T_{2i} – постоянные времени датчика; ξ_{1j} , ξ_{2i} – коэффициенты демпфирования; $i = \overline{1, m_2}$, $j = \overline{1, n_2}$; K_0 – статический коэффициент усиления; p – комплексная переменная.

Степень числителя m , степень знаменателя (порядок) n и степень q ПФ датчика определяются, соответственно, следующим образом:

$$m = m_1 + m_2; \quad (2)$$

$$n = n_1 + n_2; \quad (3)$$

$$q = n - m = n_1 - m_1 + n_2 - m_2. \quad (4)$$

В ранее выполненных работах [2–4] рассмотрена нейросетевая динамическая модель измерительной системы, позволяющая восстанавливать динамически искаженные сигналы. Вос-

становление входного сигнала датчика с ПФ (1) осуществляется по его измеренному выходному сигналу на основе инверсной модели датчика, представляющей собой последовательное соединение корректирующего фильтра и идентичных секций первого порядка, каждая из которых реализует нейросетевую инверсную модель апериодического звена. Значение постоянной времени T данного звена выбирается равным такому значению из постоянных времени элементарных динамических звеньев, составляющих знаменатель ПФ датчика, которое обеспечивает минимальное отклонение переходной характеристики данного звена от переходной характеристики датчика без учета его статического коэффициента усиления. ПФ корректирующего фильтра $W_{cf}(p)$ представляет собой обратную ПФ датчика, дополненную до физически реализуемой формы q идентичными апериодическими звеньями первого порядка с указанной постоянной времени.

2. Инверсная модель датчика в виде последовательных секций с фильтрацией восстанавливаемого сигнала

Восстановление динамически искаженного входного сигнала измерительного преобразователя на основе структуры его нейросетевой инверсной модели может сопровождаться значительным усилением аддитивного шума, присутствующего на выходе датчика, а также внутренних шумов модели. Для корректного восстановления входного сигнала датчика необходимо «расширение» его нейросетевой инверсной модели, учитывающее присутствие аддитивной шумовой составляющей. Такое «расширение» инверсной модели датчика целесообразно осуществить путем дополнительной низкочастотной фильтрации восстанавливаемого сигнала.

Функциональная схема нейросетевой инверсной модели первичного измерительного преобразователя приведена на рис. 1. Дополнительная фильтрация восстанавливаемого сигнала в структуре данной модели может быть осуществлена за счет увеличения порядка секций, являющихся нейросетевыми инверсными моделями апериодического звена.

2.1. Динамическая модель секции

Структурная схема нейросетевой инверсной модели апериодического звена в виде секции

* Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (грант № 0002004120).

$C_d[T_1]$ порядка d с фильтрацией восстанавливаемого сигнала приведена на рис. 2.

В соответствии со структурной схемой, изображенной на рис. 2, дискретная ПФ секции $C_d[T_1]$ запишется в виде

$$W_{cd}(z) = w_0 + w_1 z^{-1} + \dots + w_{2d} z^{-2d}, \quad (5)$$

где $w_0, w_1, w_2, \dots, w_{2d}$ – настраиваемые параметры секции.

Подавление аддитивных шумов, приведенных ко входу датчика, осуществляется благодаря наличию внутреннего фильтра нейросетевой инверсной модели первичного измерительного преобразова-

секции $C_d[T_1]$ путем изменения ее порядка к переходной характеристики данного фильтра было применено синусоидальное сглаживание, на основе которого отсчеты целевой обучающей последовательности формируются в соответствии со следующим выражением:

$$h_0(k) = \begin{cases} \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \sin\left(\frac{\pi}{2} T(k-d)\right), & 0 \leq k \leq 2d \\ 1, & 2d < k \leq N-1 \end{cases}, \quad (8)$$

где T – период квантования, $k = 0, N-1$.

При этом входная обучающая последовательность должна быть составлена из отсчетов пере-

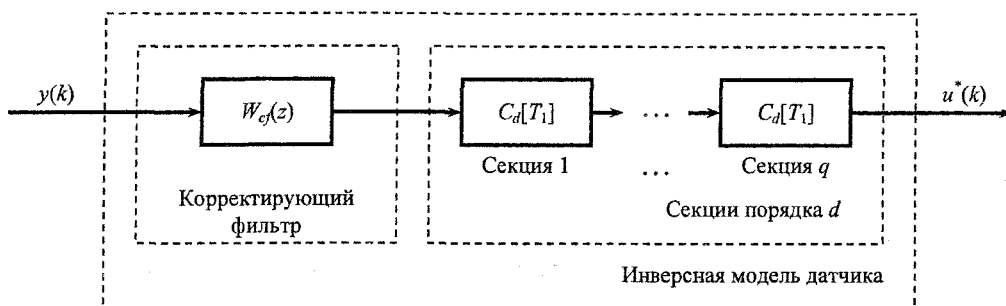


Рис. 1. Функциональная схема нейросетевой инверсной модели первичного измерительного преобразователя

теля. Дискретная ПФ внутреннего фильтра нейросетевой инверсной модели аperiodического звена в виде секции $C_d[T_1]$ определяется в соответствии со следующим выражением:

$$W_{fd}(z) = W_{cd}(z)W_1(z), \quad (6)$$

где $W_1(z)$ – дискретный аналог непрерывной ПФ аperiodического звена.

2.2. Процедура обучения секции

Схема обучения нерекурсивной секции $C_d[T_1]$ приведена на рис. 3. Процедура обучения секции (то есть подстройки ее настраиваемых параметров) состоит в минимизации величины совокупной по всем N отсчетам входной обучающей последовательности среднеквадратической ошибки между желаемым $h_0(k)$ и реальным выходом секции $h^*(k)$:

$$E = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^N (h_0(k) - h^*(k))^2. \quad (7)$$

После обучения структура секции может функционировать в динамическом режиме согласно схеме, приведенной на рис. 2.

2.3. Формирование обучающих последовательностей

С целью осуществления возможности регулирования полосы пропускания внутреннего фильтра

ходной характеристики аperiodического звена с постоянной времени T_1 :

$$h_1(k) = 1 - \exp(-t_k/T_1) = 1 - \exp(-k \cdot T/T_1), \quad (9)$$

где $t_k = kT$ – отсчеты дискретного времени.

Пусть при $\varepsilon \ll 1$, начиная с момента времени $T_h = NT$, все дискретные значения переходной характеристики датчика будут находиться внутри следующего диапазона:

$$\Delta_1 = 1 \pm \varepsilon, \quad (10)$$

тогда обучающие последовательности могут быть сформированы в соответствии с выражениями (8) и (9).

Использование в качестве сигнала для формирования входной обучающей последовательности переходной характеристики датчика позволяет обоснованно выбирать длину обучающих последовательностей

$$H_0 = [h_0(0) \ h_0(1) \ \dots \ h_0(N-1)] \quad (11)$$

и

$$H_1 = [h_1(0) \ h_1(1) \ \dots \ h_1(N-1)], \quad (12)$$

что следует из анализа выражения для ошибки обучения (7) секции $C_d[T_1]$ в условиях рассматриваемой задачи.

Предельное значение ошибки обучения при увеличении длины обучающих последовательностей до бесконечности определится в соответствии с выражением:

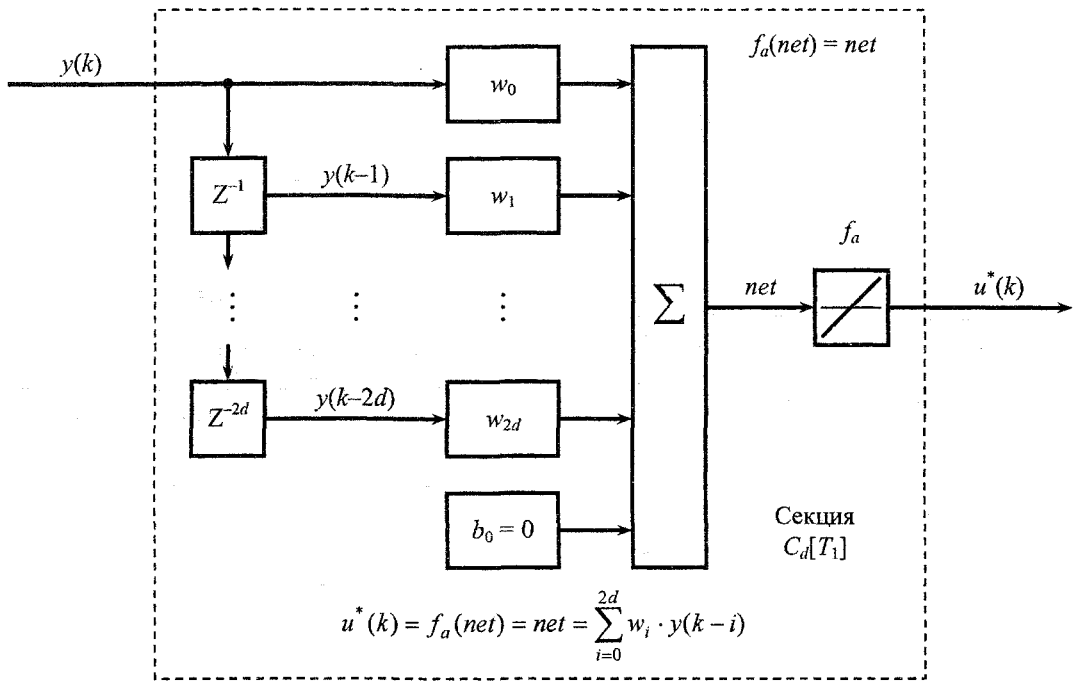


Рис. 2. Структурная схема нейросетевой инверсной модели аperiodического звена в виде не рекурсивной секции $C_d[T_1]$

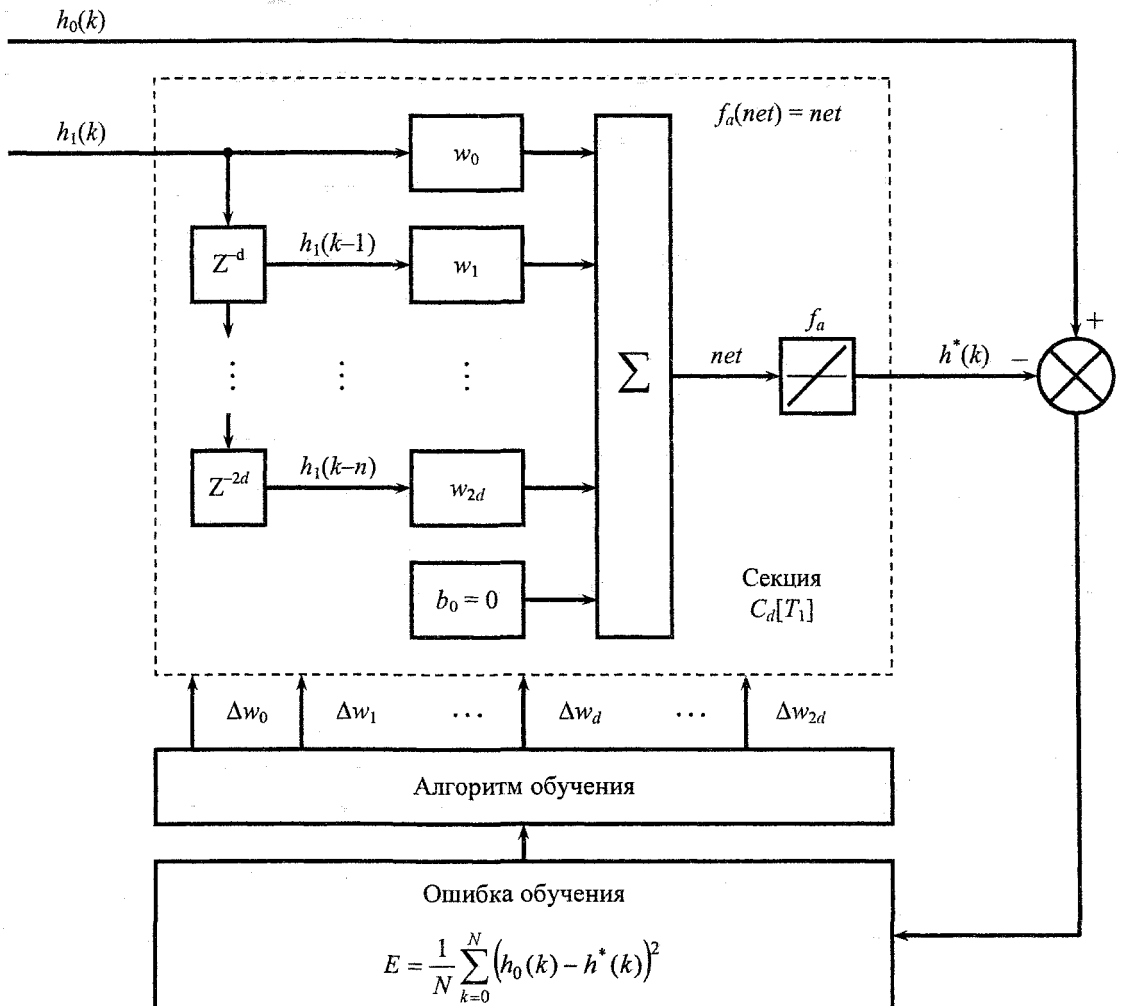


Рис. 3. Схема обучения не рекурсивной секции $C_d[T_1]$

$$\begin{aligned}
 E_0 &= \lim_{N \rightarrow \infty} E = \lim_{N \rightarrow \infty} E(w_0, w_1, w_2, \dots, w_{2d}) = \\
 &= \lim_{N \rightarrow \infty} \left[\frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \left(h_0(k) - \sum_{i=0}^{2d} w_i h_i(k-i) \right)^2 \right] = \\
 &= \left(1 - \sum_{i=0}^{2d} w_i \right)^2. \quad (13)
 \end{aligned}$$

Тогда при условиях, определяемых выражением (10), ошибка обучения нейросетевой модели датчика будет находиться внутри следующего диапазона:

$$\begin{aligned}
 \Delta_E &= \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \left(\Delta_1 - \Delta_1 \sum_{i=0}^{2d} w_i \right)^2 = \\
 &= \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \left((1 \pm \varepsilon) - (1 \pm \varepsilon) \sum_{i=0}^{2d} w_i \right)^2 = \\
 &= \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \left(1 - \sum_{i=0}^{2d} w_i \right)^2 (1 \pm \varepsilon)^2 = \\
 &= \left(1 - \sum_{j=0}^{2d} w_j \right)^2 (1 \pm \varepsilon)^2 = E_0 (1 \pm \varepsilon)^2. \quad (14)
 \end{aligned}$$

Таким образом, выражение (11) устанавливает прямую связь между допустимым отклонением ошибки обучения от своего предельного значения и длиной N обучающих последовательностей.

Для определения конкретного значения длины обучающих последовательностей (11) и (12) необходимо:

- с помощью относительного параметра ε задать границы допустимого отклонения величины ошибки обучения (7) нейросетевой инверсной модели переходной характеристики апериодического звена с постоянной времени T_1 твоего предельного значения (13);

- с использованием выбранного таким образом значения параметра ε на основе выражения (10) определить границы диапазона, в который попадают все дискретные значения переходной характеристики апериодического звена, начиная с момента времени $T_h = NT$;

- определить минимальное значение момента времени T_h , начиная с которого все последующие дискретные значения переходной характеристики апериодического звена будут лежать внутри найденного диапазона;

- найти длину обучающих последовательностей как отношение полученного значения момента времени T_h к величине периода дискретизации T_n .

3. Результаты обработки экспериментальных данных

Для проверки применимости рассмотренной нейросетевой инверсной модели датчика и разработанного на ее основе алгоритма восстановления

динамически искаженных сигналов к динамическому измерению температур была создана экспериментальная установка, с использованием которой была определена переходная характеристика нагрева от 0 до 800 °С термопреобразователя «Метран-281». По полученной в ходе проведенного эксперимента переходной характеристике была проведена идентификация ПФ термопреобразователя. Для этого была использована, разработанная профессором Устюговым М.Н., программа идентификации линейных динамических объектов («LVH.exe») [5].

По результатам идентификации была получена модель термопреобразователя «Метран-281», которая описывается ПФ четвертого порядка следующего вида:

$$W_s(p) = K_0 \frac{(T_{21}^2 + 2\xi_{21}T_{21} + 1)(T_{22}p + 1)}{(T_{11}^2 + 2\xi_{11}T_{11} + 1)(T_{12}p + 1)(T_{13}p + 1)}, \quad (15)$$

где T_{11} , T_{12} , T_{13} , T_{21} , T_{22} - постоянные времени датчика; ξ_{11} , ξ_{21} - коэффициенты демпфирования; K_0 - статический коэффициент усиления; p - комплексная переменная.

Параметры данной ПФ имеют следующие значения: $T_{11} = 11,5$ с, $T_{12} = 132$ с, $T_{13} = 33,8$ с, $T_{21} = 3,14$ с, $T_{22} = 130$ с, $\xi_{11} = 0,0059$, $\xi_{21} = 0,024$, $K_0 = 0,9936$.

Корректирующий фильтр, соответствующий модели (15), описывается ПФ следующего вида:

$$\begin{aligned}
 W_{of}(p) &= W_s^{-1}(p)W_1(p) = W_s^{-1}(p) \frac{1}{(T_{13}p + 1)} = \\
 &= \frac{1}{K_0} \frac{(T_{11}^2 + 2\xi_{11}T_{11} + 1)(T_{12}p + 1)(T_{13}p + 1)}{(T_{21}^2 + 2\xi_{21}T_{21} + 1)(T_{22}p + 1)(T_{13}p + 1)} = \\
 &= \frac{1}{K_0} \frac{(T_{11}^2 + 2\xi_{11}T_{11} + 1)(T_{12}p + 1)}{(T_{21}^2 + 2\xi_{21}T_{21} + 1)(T_{22}p + 1)}, \quad (16)
 \end{aligned}$$

где $W_1(p) = 1/(T_{13}p + 1)$ - ПФ апериодического звена первого порядка, инверсную модель которого реализует секция $C_d\{T_1\}$.

При настройке параметров нейросетевой инверсной модели термопреобразователя «Метран-281» в качестве алгоритма обучения был использован алгоритм Левенберга-Марквардта [6], при этом после 10 эпох обучения значение ошибки составило $1,2 \cdot 10^{-31}$.

В соответствии с алгоритмом, описанном в предыдущем пункте, было определено значение длины обучающих последовательностей $N = 235$ при значении периода квантования $\Gamma = 1$ с и параметра, определяющего длину обучающих последовательностей $\varepsilon = 1 \cdot 10^{-3}$.

На рис. 4 приведены результаты обработки экспериментальных данных при $d = 33$ в виде графиков измеренного выходного сигнала $y(t)$ термопреобразователя и его восстановленного входного сигнала $u^*(t)$.

Логарифмические амплитудно-частотные характеристики дискретной модели $W_s(z)$ термопреобразователя, нейросетевой инверсной модели $W_c(z) = W_{cf}(z)W_{cd}(z)$ термопреобразователя и внутреннего фильтра $W_f(z) = W_c(z)W_s(z)$ инверсной модели приведены на рис. 5.

Как видно из полученных результатов время измерения температуры термоэлектрическим преобразователем «Метран-281» при ступенчатом изменении входного воздействия от 0 до 800 °С и допустимом отклонении $\pm 1\%$ относительно измеряемого значения температуры уменьшилось с 306 с до 60 с, то есть более чем в 5 раз, что под-

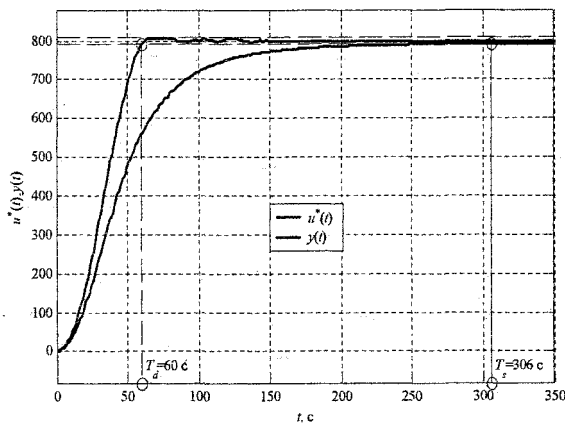


Рис. 4. Результаты обработки экспериментальных данных

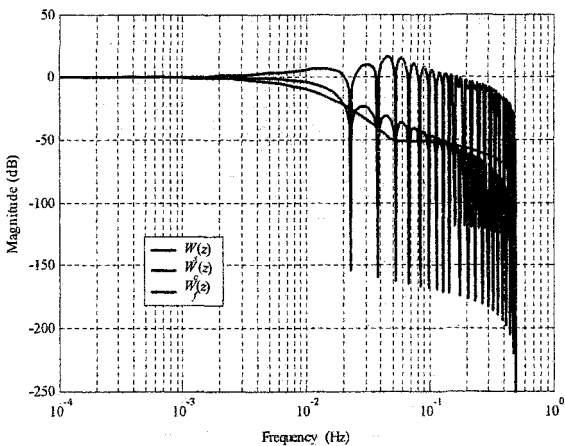


Рис. 5. Логарифмические амплитудно-частотные характеристики моделей

тверждает работоспособность и эффективность разработанной нейросетевой динамической модели измерительной системы.

Заключение

Таким образом, можно сформулировать следующие основные выводы и результаты работы:

1. Использование нейросетевых моделей измерительных систем с восстановлением динамически искаженных сигналов позволяет существенно уменьшить динамическую погрешность измерений, обусловленную инерционностью первичного измерительного преобразователя и аддитивными шумами, присутствующими на его выходе.

2. Рассмотренная нейросетевая динамическая модель измерительной системы с фильтрацией последовательно восстанавливаемого сигнала позволяет за счет более глубокой математической обработки результатов измерений эффективно улучшать метрологические характеристики первичного измерительного преобразователя без изменения его структуры, конструкции и параметров.

3. Эффективность разработанной нейросетевой динамической модели измерительной системы подтверждают результаты обработки экспериментальных данных, которые показали, что время измерения температуры термоэлектрическим преобразователем «Метран-281» при ступенчатом изменении входного воздействия от 0 до 800 °С и допустимом отклонении $\pm 1\%$ относительно измеряемого значения температуры уменьшилось с 306 до 60 с, то есть более чем в 5 раз по сравнению со случаем без дополнительной математической обработки данных.

Литература

1. Терехов В.А. *Нейросетевые системы управления// Нейрокомпьютеры и их применение. Кн. 8.* - М.: ИПРЖР, 2002. - 479 с.
2. Волосников А.С. *Линейная нейросетевая динамическая измерительная система с последовательным восстановлением и фильтрацией входного сигнала датчика// Известия Челябинского научного центра.* - 2006. - №1(31). - С. 90-95. - Сервер: <http://csc.ac.ru/ej/file/1868>.
3. Волосников А.С. *Нейросетевая динамическая измерительная система с последовательной обработкой информации// Успехи современного естествознания.* - 2005. - №2. - С. 27-28.
4. Волосников А.С. *Нейросетевая динамическая измерительная система с дополнительной фильтрацией последовательно восстанавливаемого входного сигнала датчика// Известия Челябинского научного центра.* - 2005. - № 4(30). - С. 138-143. Сервер: <http://csc.ac.ru/ej/file/1709>.
5. Устюгов М. Н, Садов В. Б. *Идентификация технических объектов и систем управления во временной и частотной областях: Учеб. пособие.* - Челябинск: ЧГТУ, 1995. - 103 с.
6. Медведев В.С., Потемкин В.Г. *Нейронные сети. MATLAB 6.* - М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. - 496 с.