

05.13.01
В683

ЭЛК



На правах рукописи

A handwritten signature in black ink, appearing to be the name of the author, Andrei Sergeevich Volosnikov.

Волосников Андрей Сергеевич

**НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МОДЕЛИ И АЛГОРИТМЫ
ВОССТАНОВЛЕНИЯ СИГНАЛОВ
ДИНАМИЧЕСКИХ ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ**

Специальность 05.13.01 – «Системный анализ, управление
и обработка информации (промышленность)»

Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Челябинск – 2006

Диссертационная работа выполнена на кафедре «Информационно-измерительная техника» Южно-Уральского государственного университета.

Научный руководитель – доктор технических наук,
профессор Шестаков Александр Леонидович

Официальные оппоненты: доктор технических наук,
профессор Щипицын Анатолий Георгиевич;
доктор технических наук
Иванов Александр Иванович.

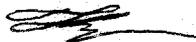
Ведущее предприятие – ЗАО Промышленная группа «Метран»,
г. Челябинск.

Защита состоится 27 декабря 2006 г., в 14.00 ч, на заседании диссертационного совета Д 212.298.03 при Южно-Уральском государственном университете по адресу: 454080, г. Челябинск, пр. им. В.И. Ленина, 76, зал заседаний ученого совета № 1 (ауд. 1001).

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Южно-Уральского государственного университета.

Автореферат разослан 27 ноября 2006 г.

Ученый секретарь диссертационного совета
кандидат технических наук, доцент



Коровин А.М.

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Проблема повышения точности является одной из центральных в измерительной технике. Ее успешное решение – одно из необходимых условий дальнейшего совершенствования средств измерений. Оно оказывает стимулирующее влияние на многие смежные отрасли науки и техники, испытывающие потребность в точных измерениях. Измерения, выполняемые в динамическом режиме, характеризуются динамической погрешностью, обусловленной инерционностью первичного измерительного преобразователя и случайными шумами, присутствующими на его выходе. Данная составляющая погрешности измерения зачастую оказывается существенно больше всех других составляющих погрешности.

Создание интеллектуальных измерительных систем является перспективным направлением в области теории динамических измерений. К одной из составляющих такого направления представляется возможным отнести построение динамических измерительных систем с использованием нейронных сетей, которые, наряду с адаптивными регуляторами и системами с ассоциативной памятью, составляют основу интеллектуальных технологий управления и обработки информации.

Поэтому актуальным является вопрос разработки нейросетевых динамических моделей измерительных систем, уменьшающих динамическую погрешность измерений. Внедрение таких методов и алгоритмов позволит создавать измерительные системы, существенно повышающие точность измерительных комплексов и измерительных систем различного применения.

Объектом исследования являются измерительные системы, в которых динамическая погрешность является основной составляющей общей погрешности.

Предметом исследования являются нейросетевые динамические модели измерительных систем и алгоритмы восстановления динамически искаженных сигналов.

Цель работы заключается в повышении точности динамических измерений на основе нейросетевых динамических моделей измерительных систем.

Методы исследования. Разработка динамических моделей измерительных систем основана на использовании методов структурного преобразования, нейросетевого управления, цифровой обработки сигналов, и математического моделирования.

Достоверность и обоснованность. Динамические модели и алгоритмы, предложенные в работе, основаны на фундаментальных положениях теории систем автоматического управления и корректном применении математического аппарата. Достоверность приведенных теоретических исследований подтверждена цифровым моделированием и экспериментальным исследованием. Достоверность экспериментальных результатов обеспечена применением высокоточных средств измерений и хорошо апробированным программным обеспечением, использованным при обработке экспериментальных данных.

Обяз. экз.	н/бал	Ю. И. Давыдовский
		гос. университет
		УЧЕНАЯ
		БИБЛИОТЕКА

Научная новизна диссертационной работы заключается в следующем:

- 1) Разработаны новые нейросетевые динамические модели измерительных систем с инверсной моделью датчика в виде единой нейросетевой структуры произвольного порядка, в виде последовательных секций первого и второго порядков, а также в виде корректирующего фильтра и последовательных идентичных секций первого порядка.
- 2) Разработаны новые нейросетевые динамические модели измерительных систем с инверсной моделью датчика в виде рекурсивных и нерекурсивных структур последовательных секций с фильтрацией восстанавливаемого сигнала на основе синусоидального сглаживания переходной характеристики измерительной системы.
- 3) Построены новые алгоритмы коррекции динамической погрешности измерений, обусловленной инерционностью первичного измерительного преобразователя и аддитивной шумовой составляющей его выходного сигнала, с использованием разработанных моделей.
- 4) Предложен новый алгоритм формирования и выбора длины входной и целевой обучающих последовательностей для эффективной реализации процедуры настройки параметров полученных нейросетевых структур.

Практическая ценность полученных результатов заключается в том, что разработанные нейросетевые динамические модели и алгоритмы восстановления динамически искаженных сигналов позволяют существенно уменьшить динамическую погрешность измерения как при последующей обработке данных, получаемых, например, в испытательно-измерительных комплексах, так и в режиме реального времени на основе существующих интеллектуальных измерительных преобразователей со встроенным электронным модулем обработки информации.

Апробация работы. Основные положения и результаты работы докладывались на заочной электронной конференции «Новые информационные технологии и системы» РАЕ 20–25 декабря 2004 г. Результаты, полученные в ходе выполнения работы, были отмечены 4 грантами губернатора Челябинской области (№№ С2003224, А2004282, А2005308, А2006545), грантом Промышленной группы «Метран» (№ 2005193), а также грантом РФФИ (№ 0002004120).

Публикации. Основные научные результаты диссертации отражены в 4 научных публикациях.

Структура и объем работы. Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения, списка использованной литературы (111 наименований). Основная часть работы содержит 137 страниц, 79 рисунков, 3 приложения.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы исследования, сформулирована цель и задачи исследования, указаны научная новизна и практическая ценность полученных результатов.

В первой главе рассмотрены структуры информационно-измерительных систем и проведен анализ состояния исследований в области теории динамических измерений.

Существенный вклад в развитие теории динамических измерений внесли Г.И. Солопченко, В.В. Леонов, В.А. Грановский, Г.И. Василенко, А.Н. Тихонов, А.Ф. Верлань, Ю.Е. Воскобойников и другие ученые.

До настоящего времени получили развитие методы восстановления динамически искаженного сигнала на основе метода регуляризации А.Н. Тихонова, приводящие к необходимости использовать обратное преобразование Фурье, представленные, например, в работах В.А. Грановского и Г.Н. Солопченко, и методы восстановления на основе численного решения интегрального уравнения свертки. Наиболее полно этот метод решения рассмотрен в работах А.Ф. Верлань.

Разработка вопросов анализа динамической погрешности и ее коррекции методами структурной теории автоматического управления приведена в работах А.Л. Шестакова.

В развитие теории нейронных сетей и нейросетевого управления значительный вклад внесли советские и российские ученые В.М. Глушков, А.Г. Ивахненко, А.Н. Горбань, А.И. Галушкин и другие ученые.

Особенностью нейронных сетей в отличие от систем автоматического управления и цифровой обработки сигналов является их способность к обучению, что придает адаптивные свойства нейросетевым структурам. Поэтому задача разработки нейросетевых динамических моделей измерительных систем и алгоритмов восстановления динамически искаженных средством измерения сигналов на основе этих моделей является весьма актуальной. Успешное ее решение значительно улучшит метрологические характеристики и эффективность испытательно-измерительных комплексов без значительных материальных затрат за счет глубокой математической обработки результатов измерений.

Во второй главе построена нейросетевая модель первичного измерительного преобразователя (датчика) и на ее основе разработаны нейросетевые динамические модели измерительных систем с инверсной моделью датчика. На основе предложенных моделей разработаны и исследованы алгоритмы восстановления динамически искаженных сигналов. Предложен алгоритм формирования и выбора длины обучающих последовательностей для эффективной настройки параметров моделей. Представлены результаты цифрового моделирования, которые подтвердили высокую эффективность предложенных моделей и алгоритмов.

На основе рассмотренной нейросетевой прямой модели датчика была построена нейросетевая инверсная модель датчика, структурная схема которой приведена на рис. 1. В отличие от прямой инверсная модель должна обеспечивать восстановление динамически искаженного входного сигнала датчика, т.е. аппроксимировать обратную зависимость между его входом и выходом.

Схема обучения нейросетевой инверсной модели первичного измерительного преобразователя в статическом режиме с фильтрацией внутренних шумов приведена на рис. 2. Данная схема за счет отсутствия в ее структуре динамических связей позволяет обойти необходимость синтеза динамического алгоритма обучения

и использовать хорошо исследованные алгоритмы обучения статических нейронных сетей. Кроме того, рассмотренная схема за счет введения на вход целевой обучающей последовательности $H_0 = [h_0(0) \ h_0(1) \ h_0(2) \ \dots \ h_0(N-1)]$ дополнительного элемента задержки на количество тактов квантования равного степени (т.е. разнице порядков знаменателя и числителя) передаточной функции датчика q обеспечивает фильтрацию внутренних высокочастотных шумов модели.

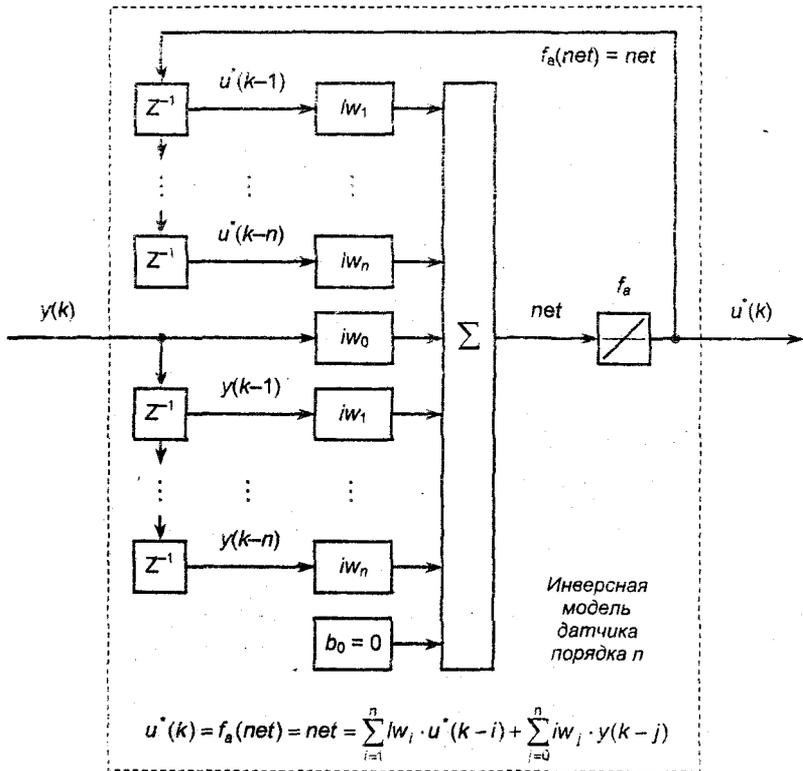


Рис. 1

Цель обучения нейросетевой инверсной модели первичного измерительного преобразователя заключается в минимизации требуемого критерия обучения. В качестве последнего использована совокупная по N отсчетам входной обучающей последовательности $H_0 = [h_0(0) \ h_0(1) \ h_0(2) \ \dots \ h_0(N-1)]$ среднеквадратическая ошибка обучения между целевым и реальным выходом модели:

$$E = E\{W, LW\} = E(iw_0, \dots, iw_n, iw_1, \dots, iw_n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} (h_0(k-q) - h^*(k))^2, \quad (1)$$

где $h_0(k)$, $h^*(k)$ – отсчеты, соответственно, целевого и реального выхода нейросетевой инверсной модели датчика в дискретные моменты времени $t_k = k \cdot T$, $k = (0, N-1)$; $IW = [iw_0 \dots iw_n]$, $LW = [lw_1 \dots lw_n]$ – векторы, содержащие веса нейросетевой инверсной модели датчика; q – степень передаточной функции датчика.

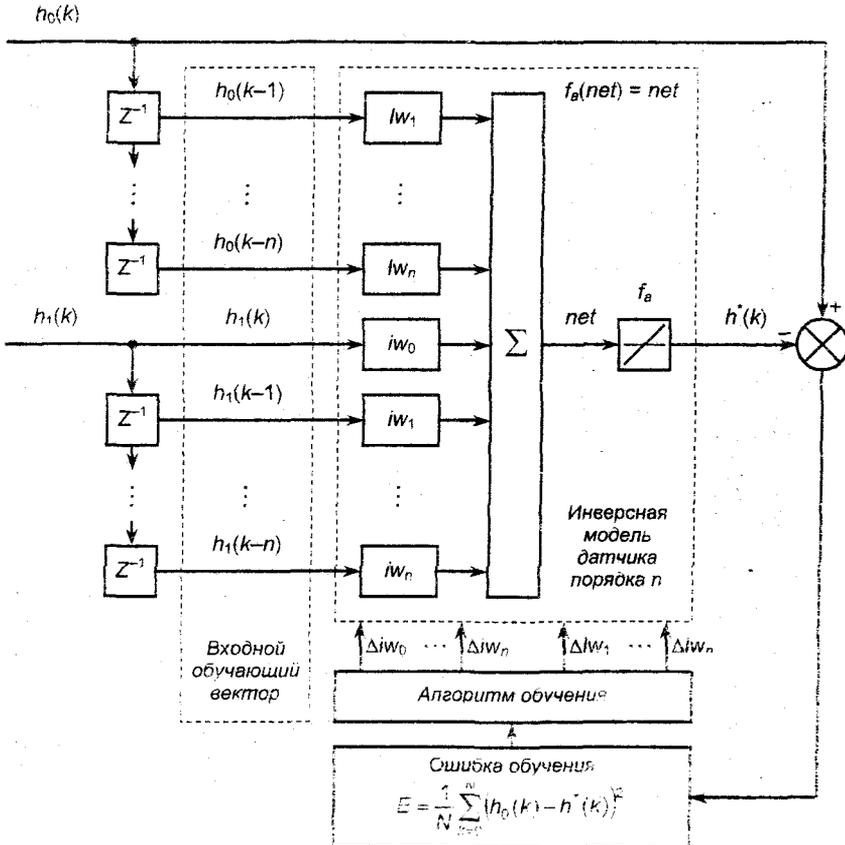


Рис. 2

После завершения процесса обучения, согласно схеме обучения, приведенной на рис. 2, нейросетевая инверсная модель датчика может функционировать в динамическом режиме, как это показано на рис. 1.

С учетом того, что инверсная модель должна аппроксимировать обратную зависимость между входом и выходом датчика целевая обучающая последовательность H_0 может быть составлена из дискретных отсчетов ступенчатой функции $\mathcal{H}(t)$ с периодом квантования T , а входная обучающая последовательность H_1 – из дискретных отсчетов переходной характеристики $h(t)$ датчика с тем же периодом квантования.

Использование в качестве сигнала для формирования целевой обучающей последовательности переходной характеристики датчика позволяет обоснованно выбирать длину обучающих последовательностей H_0 и H_1 .

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

$$\Delta_n = K_0 \pm K_0 \cdot \varepsilon = K_0 \cdot (1 \pm \varepsilon) = K_0 \cdot \Delta_1, \quad (2)$$

где $\Delta_1 = 1 \pm \varepsilon$ – диапазон отклонения от функции единичного скачка; K_0 – статистический коэффициент усиления датчика.

Тогда ошибка обучения нейросетевой инверсной модели датчика будет находиться внутри следующего диапазона:

$$\Delta_E = E_0 \cdot (1 \pm \varepsilon)^2, \quad (3)$$

где $E_0 = \left(K_0 \cdot \left(1 - \sum_{j=1}^n |w_j| \right) - \sum_{j=0}^n |w_j| \right)$ – предельное значение ошибки обучения при увеличении длины обучающих последовательностей до бесконечности.

Для определения значения длины обучающих последовательностей был разработан алгоритм, в соответствии с которым необходимо с помощью относительного параметра ε задать границы допустимого отклонения величины ошибки обучения от своего предельного значения. После чего с помощью выражения (2) определяются границы диапазона, в который попадают все дискретные значения переходной характеристики датчика, начиная с момента времени $T_n = N \cdot T$. Определив минимальное значение момента времени, при котором выполняется указанное условие, можно найти длину обучающих последовательностей как отношение значения момента времени T_n к величине периода дискретизации T .

Результаты проведенного цифрового моделирования с использованием разработанных алгоритмов, показали, что для датчика первого порядка, описываемого передаточной функцией (ПФ) вида

$$W_s(p) = \frac{1}{25p + 1} \quad (4)$$

при импульсном воздействии в виде периода квадрата синусоиды – $u(t) = \sin^2(2 \cdot \pi \cdot f \cdot t)$ с частотой $f = 12 \cdot 10^{-3}$ Гц разница между амплитудами входного и восстановленного сигналов датчика не превысила 0,2% от амплитуды входного сигнала. Для датчика второго порядка, описываемого ПФ вида

$$W_s(p) = \frac{1}{2500p^2 + 70p + 1} \quad (5)$$

при импульсном воздействии в виде периода квадрата синусоиды – $u(t) = \sin^2(2 \cdot \pi \cdot f \cdot t)$ с частотой $f = 4 \cdot 10^{-3}$ Гц, разница между амплитудами входного и восстановленного сигналов датчика не превысила 0,4% от амплитуды входного сигнала.

При этом в обоих случаях между исходным и восстановленным сигналами в соответствии со схемой обучения, приведенной на рис. 2, присутствует фазовый сдвиг, обусловленный наличием в структуре нейросетевой инверсной модели датчика внутреннего фильтра, ПФ которого определяется следующим выражением:

$$W_f(z) = W_c(z) \cdot W_s(z), \quad (6)$$

где $W_s(z)$ – дискретный аналог непрерывной ПФ датчика; $W_c(z)$ – дискретная ПФ нейросетевой инверсной модели датчика.

Однако дальнейшие исследования показали, что для первичных измерительных преобразователей более высоких порядков их нейросетевая инверсная модель оказывается неустойчивой.

Для получения устойчивой нейросетевой инверсной модели первичного измерительного преобразователя было предложено реализовать ее структуру в виде последовательных секций первого и второго порядков, соответствующем каскадному представлению структуры датчика в виде последовательности s_1 звеньев первого и s_2 звеньев второго порядка с вещественными коэффициентами, т.е. представлена в каскадной форме:

$$W_s(p) = \prod_{i=1}^{s_1} W_{1i}(p) \cdot \prod_{j=1}^{s_2} W_{2j}(p). \quad (7)$$

Полученная структурная схема инверсной модели первичного измерительного преобразователя в виде последовательных секций первого и второго порядка приведена на рис. 3. При этом каждая из секций реализует нейросетевую инверсную модель соответствующего каскада преобразования в структуре (7) датчика. Структура самих последовательных секций и схема их обучения аналогичны схемам, приведенным на рис. 1 и 2, при соответствующих значениях порядков передаточных функций каскадов.

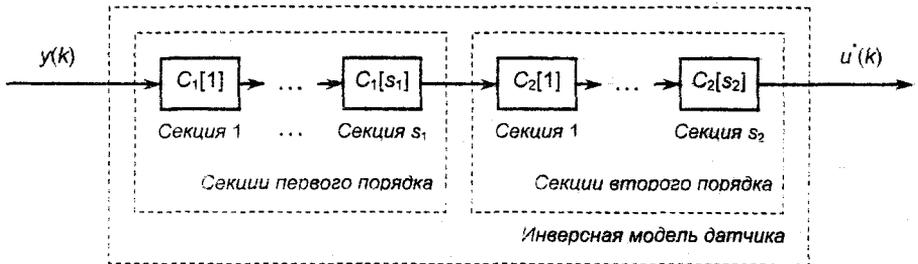


Рис. 3

Полученная структура позволяет получать устойчивую инверсную модель первичных измерительных преобразователей, описываемых передаточными функциями высоких порядков. Однако при ее реализации возникает необходимость обучения каждой из секций в отдельности. При этом количество таких процедур обучения определяется общим количеством каскадов преобразования $(s_1 + s_2)$ в структуре датчика.

Для устранения данного недостатка был предложен новый подход к синтезу нейросетевой инверсной модели первичного измерительного преобразователя в виде последовательных идентичных секций первого порядка. Структура данной модели формируется на основе корректирующего фильтра с передаточной функцией нулевой степени и порядком равным порядку ПФ датчика, а также нейросетевой инверсной модели аperiodического звена первого порядка. Структурная схема нейросетевой инверсной модели первичного измерительного преобразователя в виде последовательных секций первого порядка приведена на рис. 4.

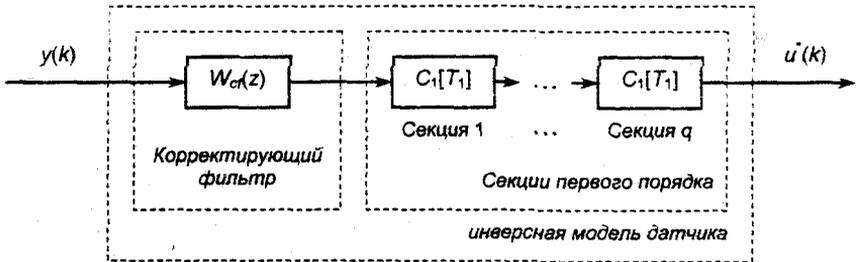


Рис. 4

ПФ корректирующего фильтра имеет вид

$$W_c(p) = W_s^{-1}(p) \cdot \frac{1}{(T_1 p + 1)^q} = \frac{1}{K_0} \frac{\prod_{j=1}^{n_1} (T_{1j}^2 p^2 + 2\xi_{1j} T_{1j} p + 1) \prod_{j=n_1+1}^{n_2} (T_{1j} p + 1)}{\prod_{i=1}^{m_1} (T_{2i}^2 p^2 + 2\xi_{2i} T_{2i} p + 1) \prod_{i=m_1+1}^{m_2} (T_{2i} p + 1)} \cdot \frac{1}{(T_1 p + 1)^q}, \quad (8)$$

где T_1 – постоянная времени аperiodического звена.

При этом значение постоянной времени T_1 выбирается равным такому из значений постоянных времени элементарных динамических звеньев, составляющих знаменатель ПФ первичного измерительного преобразователя, которое обеспечивает минимальное отклонение переходной характеристики аperiodического звена с коэффициентом статического усиления равным коэффициенту статического усиления датчика от переходной характеристики самого датчика.

Использование корректирующего фильтра позволяет свести задачу восстановления дискретных значений входного сигнала датчика произвольного порядка к задаче восстановления дискретных значений входного сигнала аperiodического звена первого порядка. Такой переход от решения сложной задачи к уже имею-

шему решению более простой задачи возможен на основании следующей зависимости:

$$W_s^{-1}(p) = W_{cr}(p) \cdot W_1^{-q}(p). \quad (9)$$

где $W_1(p)$ – ПФ аperiodического звена.

Структурная схема секции, а также схема ее обучения соответствуют схемам, приведенным на рис. 1 и 2 при $n = q = 1$. Алгоритм формирования и выбора длины пары обучающих последовательностей для данной секции строится в соответствии с выражениями (2) и (3) при $K_0 = 1$. После обучения секции первого порядка нейросетевая инверсная модель датчика будет функционировать в соответствии со схемой приведенной на рис. 4.

В качестве примера для проведения цифрового моделирования с использованием разработанных алгоритмов, был рассмотрен датчик третьего порядка, ПФ которого формируется как произведение ПФ (4) и (5). При импульсном входном воздействии в виде периода квадрата синусоиды – $u(t) = \sin^2(2 \cdot \pi \cdot f \cdot t)$ с частотой $f = 4 \cdot 10^{-3}$ Гц разница между амплитудами входного и восстановленного сигналов датчика не превысила 0,01% от амплитуды входного сигнала.

Логарифмические амплитудно-частотные характеристики дискретной модели датчика $W_s(z)$, нейросетевой инверсной модели датчика $W_c(z)$ и внутреннего фильтра $W_f(z)$ приведены на рис. 5. Из данного рисунка видно, что нейросетевая инверсная модель датчика, благодаря своей структуре и наличию внутреннего фильтра, по сравнению с «точной» обратной моделью датчика имеет существенное ограничение по усилению высокочастотной области сигнала, что позволяет осуществлять устойчивое восстановление входного сигнала датчика.

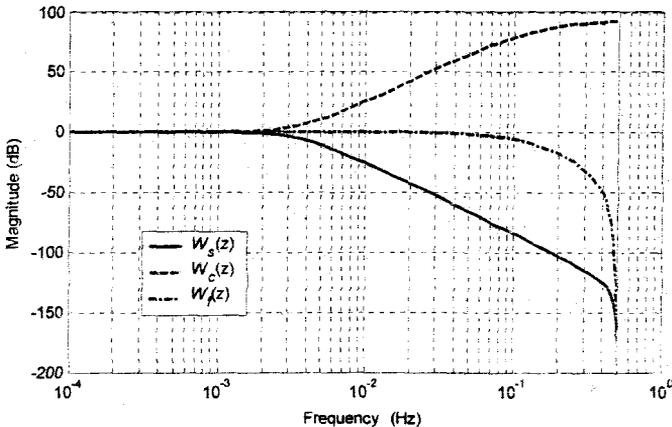


Рис. 5

В третьей главе рассмотрены нейросетевые модели измерительных систем с инверсной моделью датчика в виде последовательных рекурсивных и нерекурсивных секций с фильтрацией восстанавливаемого сигнала. На основе предложенных моделей разработаны алгоритмы коррекции динамической погрешности измерений, обусловленной инерционностью первичного измерительного преобразователя и аддитивными шумами, присутствующими на его выходе. Представлены результаты цифрового моделирования, проведенного с использованием разработанных моделей и алгоритмов.

Структурная схема нейросетевой инверсной модели первичного измерительного преобразователя в виде корректирующего фильтра и последовательных секций с фильтрацией восстанавливаемого сигнала приведена на рис. 6.

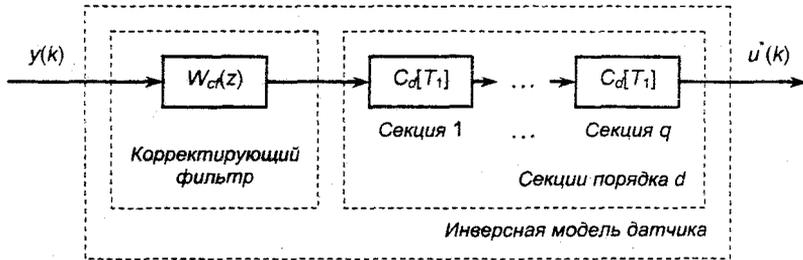


Рис. 6

Дополнительная фильтрация восстанавливаемого сигнала в структуре данной модели осуществляется за счет увеличения порядка секций, являющихся нейросетевыми инверсными моделями аperiodического звена первого порядка.

Структурная схема нейросетевой инверсной модели аperiodического звена в виде рекурсивной секции $C_d[T_1]$ порядка d с фильтрацией восстанавливаемого сигнала приведена на рис. 7. Данная схема является следствием «расширения» структуры рассмотренной во второй главе секции первого порядка, учитывающего наличие аддитивного шума на выходе датчика.

При этом указанная инверсная модель является рекурсивным аналогом нейросетевой инверсной модели аperiodического звена в виде нерекурсивной секции $C_d[T_1]$ порядка $2 \cdot d$ с фильтрацией восстанавливаемого сигнала, структурная схема которой приведена на рис. 8. Данная инверсная модель является принципиально устойчивой и позволяет обеспечить полную симметричность импульсной характеристики внутреннего фильтра секции, ПФ которого является ПФ измерительной системы и определяется в соответствии со следующим выражением:

$$W_{\text{тс}}(z) = W_{\text{сд}}(z) \cdot W_1(z), \quad (10)$$

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

Для обеспечения возможности регулирования полосы пропускания внутреннего фильтра секции необходимо осуществить сглаживание целевой обучающей

последовательности, которая фактически является его переходной характеристикой. В качестве наиболее простого способа реализации указанной процедуры использовано синусоидальное сглаживание, на основе которого отсчеты целевой обучающей последовательности H_0 будут формироваться в соответствии со следующим выражением:

$$h_0(k) = \begin{cases} \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \sin\left(\frac{\pi}{2} T(k-d)\right), & 0 \leq k \leq 2d \\ 1, & 2d < k \leq N-1 \end{cases} \quad (11)$$

где T – период квантования, $k = \overline{(0, N-1)}$.

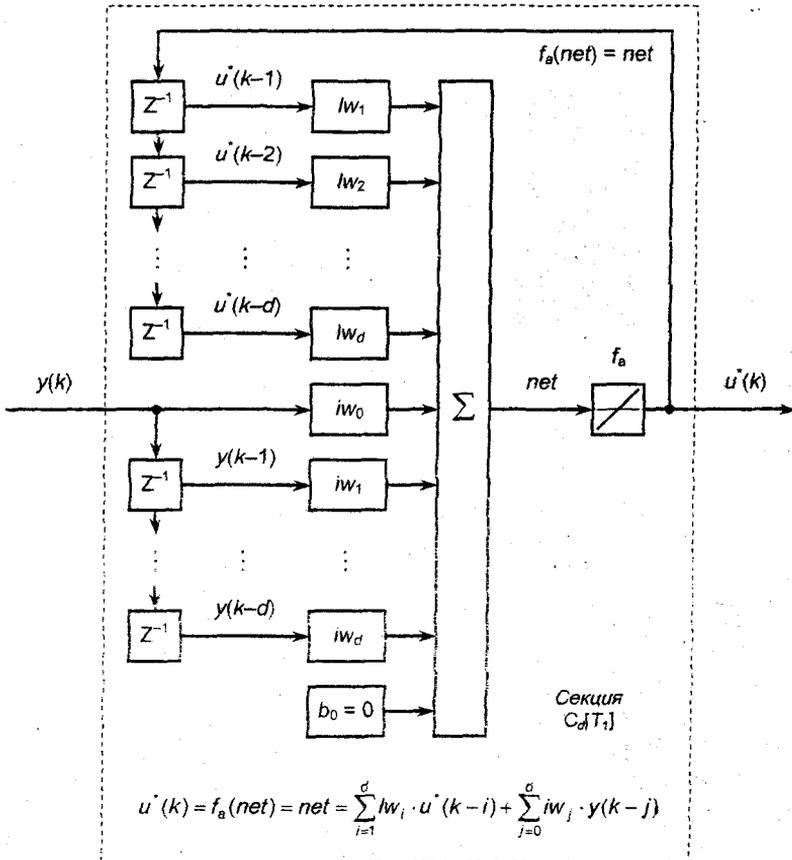


Рис. 7

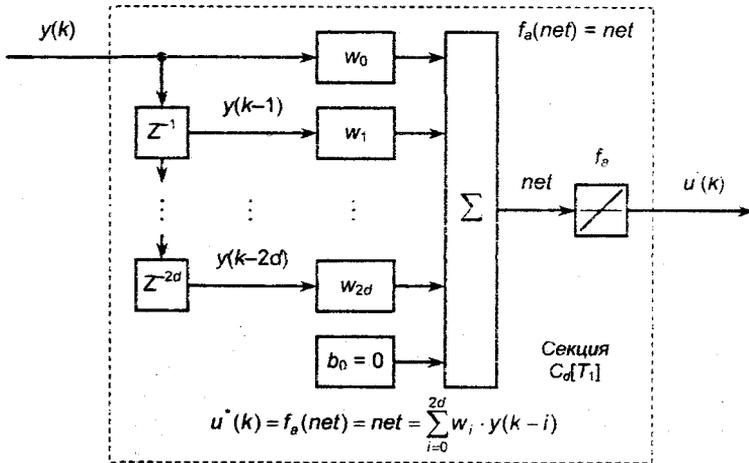


Рис. 8

При этом входная обучающая последовательность H_1 , как и ранее, должна быть составлена из отсчетов переходной характеристики аperiodического звена:

$$h_1(k) = 1 - \exp(-k \cdot T / T_1). \quad (12)$$

На основании анализа, проведенного во второй главе при выборе длины обучающих последовательностей, получено выражение аналогичное выражению (3), которое устанавливает прямую связь между допустимым отклонением ошибки обучения секции первого порядка от своего предельного значения и длиной N обучающих последовательностей.

При проведении цифрового моделирования в качестве первого входного воздействия рассмотренного ранее датчика, описываемого ПФ третьего порядка, был использован ступенчатый сигнал единичной амплитуды с целью получения переходной характеристики датчика в качестве его выходного сигнала. В качестве второго входного воздействия был использован импульсный сигнал в виде периода квадрата синусоиды $u(t) = \sin^2(2 \cdot \pi \cdot f \cdot t)$ с частотой $f = 4 \cdot 10^{-3}$ Гц. На выходе датчика присутствовало случайное аддитивное шумовое воздействие с нормальным законом распределения и значением СКО $\sigma = 2 \cdot 10^{-3}$.

Как видно из рис. 9, время T_d вхождения восстановленного входного сигнала датчика $u^*(t)$ в зону $\pm 1\%$ от установившегося значения измеренного сигнала уменьшилось более чем в 3 раза по сравнению с аналогичным показателем T_s для выходного $y(t)$ сигнала датчика. Как видно из рис. 10, разница ΔA_d между амплитудами входного $u(t)$ и восстановленного $u^*(t)$ сигнала датчика составила 0,18, что почти в 3 раза меньше аналогичного показателя ΔA_s для выходного $y(t)$ сигнала датчика.

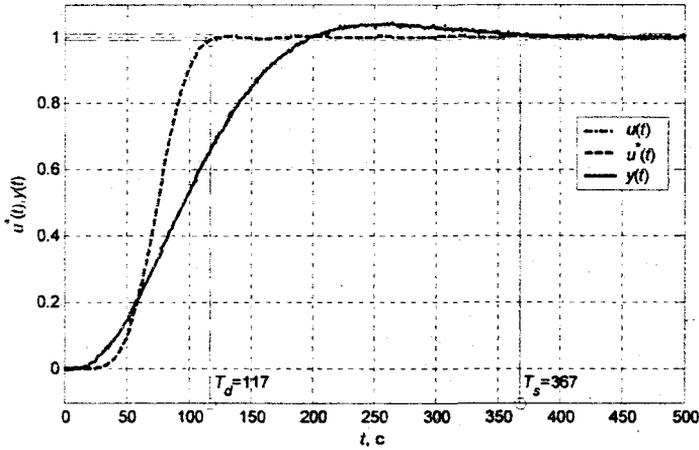


Рис. 9

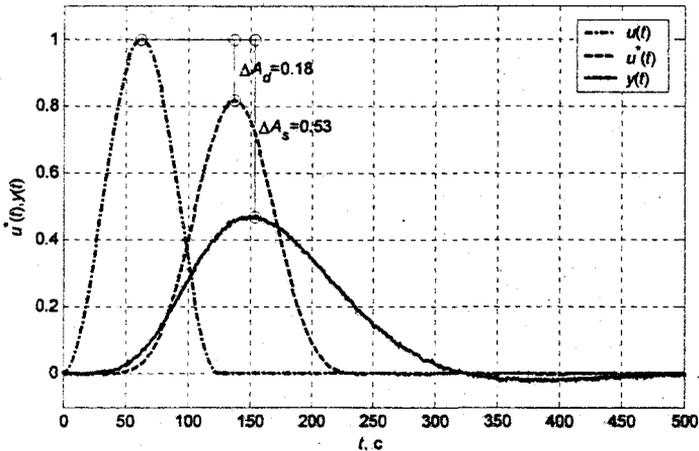


Рис. 10

Логарифмические амплитудно-частотные характеристики дискретной модели $W_1(z)$ аperiodического звена, нейросетевой инверсной модели аperiodического звена $W_{\sigma\sigma}(z)$ в виде секции первого порядка и внутреннего фильтра $W_{\eta}(z)$ секции приведены на рис. 11. Из данного рисунка видно, что способ формирования пары обучающих последовательностей в соответствии с выражениями (11) и (12) позволяет путем изменения порядка секции $C_d[T_1]$ осуществлять регулирование полосы пропускания ее внутреннего фильтра.

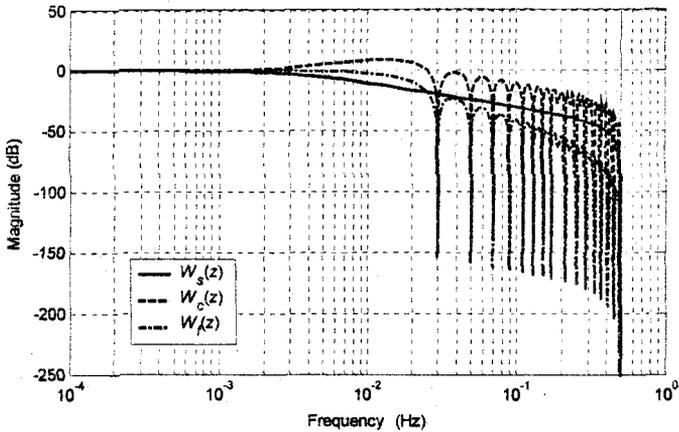


Рис. 11

В четвертой главе приведены результаты обработки экспериментальных данных динамического измерения температуры с использованием термоэлектрического преобразователя. С использованием нейросетевой инверсной модели первичного измерительного преобразователя при динамическом измерении температуры, время измерений уменьшается в несколько раз, что позволяет применять термопреобразователи с защитным кожухом и отслеживать динамику быстротекущих процессов.

Для проверки применимости разработанного алгоритма восстановления динамически искаженных сигналов к динамическому измерению температур была использована экспериментальная установка, функциональная схема которой представлена на рис. 12.

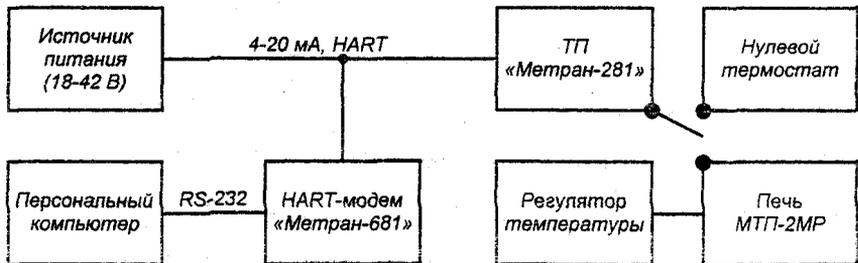


Рис. 12

С использованием данной экспериментальной установки была получена переходная характеристика нагрева термоэлектрического преобразователя «Метран-

281» при ступенчатом изменении его входного воздействия от 0 °С до 800 °С. Для этого термопреобразователь был помещен в нулевой термостат со смесью воды и льда с целью получения стабильной нулевой температуры. После стабилизации показаний термопреобразователь был перенесен в предварительно прогретую до 800 °С трубчатую печь МТП-2МР. Данные нагрева термопреобразователя снимались до получения установившегося режима. По определенной таким образом временной зависимости с использованием программ идентификации по переходным характеристикам М.Н. Устюгова (ГосФАП П007259) была получена ПФ термоэлектрического преобразователя «Метран-281», имеющая вид

$$W_s(p) = \frac{2,17 \cdot 10^{-3} p^3 + 3,49 \cdot 10^{-4} p^2 + 2,23 \cdot 10^{-4} p + 1,70 \cdot 10^{-6}}{p^4 + 1,72 \cdot 10^{-1} p^3 + 1,29 \cdot 10^{-2} p^2 + 3,14 \cdot 10^{-4} p + 1,71 \cdot 10^{-6}} \quad (13)$$

Структурная схема нейросетевой инверсной модели термопреобразователя «Метран-281» в виде корректирующего фильтра и нерекурсивной секции $C_d[T_1]$ порядка d с фильтрацией восстанавливаемого сигнала приведена на рис. 13.

Корректирующий фильтр, соответствующий модели (13), на основании выражения (8) описывается передаточной функцией следующего вида:

$$W_{cf}(p) = W_s^{-1}(p) \cdot \frac{1}{(T_1 \cdot p + 1)} = \frac{1,36 \cdot 10^1 p^3 + 1,94 p^2 + 1,18 \cdot 10^{-1} p + 7,87 \cdot 10^{-4}}{p^3 + 1,61 \cdot 10^{-1} p^2 + 1,03 \cdot 10^{-1} p + 7,82 \cdot 10^{-4}} \quad (14)$$

где $T_1 = 33,8$ с – постоянная времени апериодического звена.

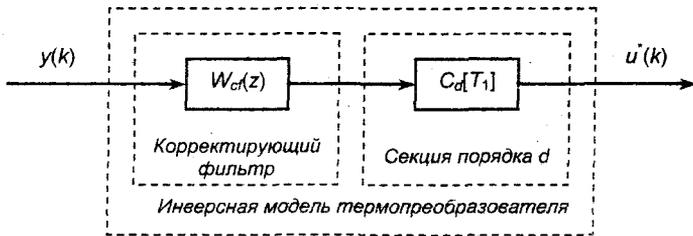


Рис. 13

Результаты обработки экспериментальных данных с использованием разработанных моделей и алгоритмов при $d = 33$ представлены на рис. 14 в виде графиков выходного сигнала термопреобразователя $y(t)$ и его нейросетевой инверсной модели $u'(t)$. Как видно из рис. 14, время T_d вхождения восстановленного входного сигнала термопреобразователя $u'(t)$ в зону $\pm 1\%$ от установившегося значения температуры уменьшилось более чем в 5 раз по сравнению с аналогичным показателем T_s для измеренного выходного сигнала термопреобразователя.

Логарифмические амплитудно-частотные характеристики дискретной модели $W_s(z)$ термопреобразователя, нейросетевой инверсной модели $W_c(z)$ термопреобразователя, структурная схема которой изображена на рис. 13, и внутреннего фильтра $W_f(z)$ данной инверсной модели, приведены на рис. 15.

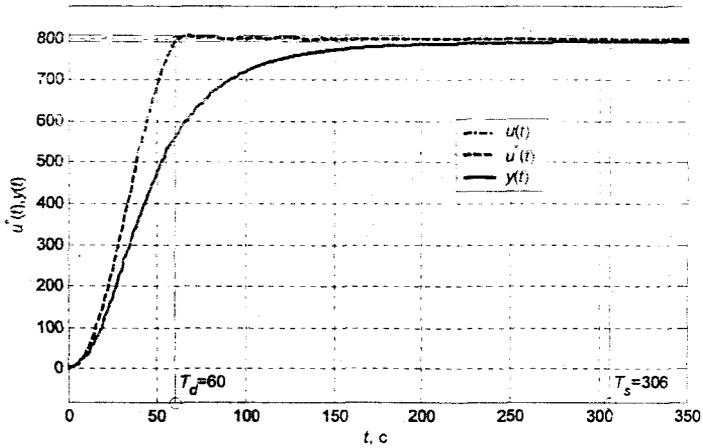


Рис. 14

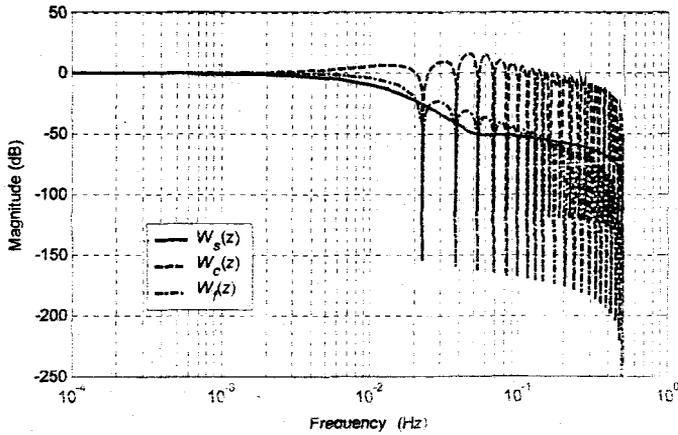


Рис. 15

Таким образом, экспериментальное применение предложенных нейросетевых моделей и алгоритмов восстановления динамически искаженных сигналов полностью подтверждает их работоспособность и высокую эффективность.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационной работе предложены и исследованы нейросетевые динамические модели измерительных систем. На основе материалов теоретических, экспериментальных исследований и цифрового моделирования можно сформулировать следующие выводы и результаты:

- 1) Использование нейросетевых моделей измерительных систем и полученных на их основе алгоритмов восстановления динамически искаженных сигналов позволяет существенно уменьшить динамическую погрешность измерений, обусловленную инерционностью первичного измерительного преобразователя и аддитивными шумами, присутствующими на его выходе.
- 2) Разработаны нейросетевые динамические модели измерительных систем с инверсной моделью датчика в виде единой нейросетевой структуры произвольного порядка, в виде последовательных секций первого и второго порядков, а также в виде корректирующего фильтра и последовательных идентичных секций первого порядка.
- 3) На основе полученных моделей с восстановлением динамически искаженных сигналов разработаны алгоритмы коррекции динамической погрешности измерений, обусловленной инерционностью первичного измерительного преобразователя.
- 4) Реализация структуры нейросетевой динамической модели измерительной системы с инверсной моделью датчика в виде корректирующего фильтра и последовательных идентичных секций первого порядка позволила существенно упростить процедуру ее обучения, получить нерекурсивную структуру последовательных секций с фильтрацией восстанавливаемого сигнала, что обеспечивает симметричность импульсной характеристики модели измерительной системы.
- 5) Разработан алгоритм восстановления и фильтрации динамически искаженных сигналов на основе нейросетевой динамической модели измерительной системы в виде корректирующего фильтра и последовательных нерекурсивных секций с синусоидальным сглаживанием переходной характеристики их внутреннего фильтра, позволяющим путем изменения порядка секций осуществлять регулирование полосы пропускания модели измерительной системы.
- 6) Предложен алгоритм формирования и выбора длины входной и целевой обучающих последовательностей на основе дискретных значений переходной характеристики первичного измерительного преобразователя для эффективной реализации процедуры настройки параметров разработанных нейросетевых структур.
- 7) Проведенное цифровое моделирование показало эффективность разработанных алгоритмов восстановления динамически искаженных сигналов. Так при ступенчатом входном воздействии для первичного измерительного преобразователя, описываемого передаточной функцией третьего порядка, время вхождения восстановленного входного сигнала в зону $\pm 1\%$ от установившегося выходного значения уменьшилось до 117 секунд, то есть более чем в 3 раза по сравнению с аналогичным показателем для выходного сигнала преобразователя, имеющим

значение 367 секунд. При импульсном входном воздействии в виде периода квадрата синусоиды разница между амплитудами входного и восстановленного сигнала первичного измерительного преобразователя уменьшилась в 3 раза по сравнению с соответствующей разницей между амплитудами входного и выходного сигнала. При этом в обоих случаях на выходе первичного измерительного преобразователя присутствовало случайное аддитивное шумовое воздействие с нормальным законом распределения и значением СКО равным 0,2% от амплитуды входного измеряемого сигнала.

- 8) В результате обработки экспериментальных данных при ступенчатом изменении входного воздействия от 0 °С до 800 °С и допустимом отклонении $\pm 1\%$ относительно установившегося значения температуры время измерения температуры термоэлектрическим преобразователем «Метран-281» уменьшилось с 306 секунд до 60 секунд, то есть более чем в 5 раз, что подтверждает работоспособность и эффективность разработанных моделей и алгоритмов восстановления динамически искаженных сигналов.

НАУЧНАЯ ПУБЛИКАЦИЯ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ В ВЕДУЩЕМ РЕЦЕНЗИРУЕМОМ ЖУРНАЛЕ ВАК

1. Волосников, А.С. Нейросетевая динамическая модель измерительной системы с фильтрацией восстанавливаемого сигнала / А.С. Волосников, А.Л. Шестаков // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». – 2006. – Вып. 4. – № 14(69). – С. 21–26.

ДРУГИЕ НАУЧНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Волосников, А.С. Линейная нейросетевая динамическая измерительная система с последовательным восстановлением и фильтрацией входного сигнала датчика / А.С. Волосников // Известия Челябинского научного центра. – <http://csc.ac.ru/ej/file/1868>. – 2006. – № 1(31). – С. 90–95.
2. Волосников, А.С. Нейросетевая динамическая измерительная система с дополнительной фильтрацией последовательно восстанавливаемого входного сигнала датчика / А.С. Волосников // Известия Челябинского научного центра. – <http://csc.ac.ru/ej/file/1709>. – 2005. – № 4(30). – С. 138–143.
3. Волосников, А.С. Нейросетевая динамическая измерительная система с последовательной обработкой информации / А.С. Волосников // Успехи современного естествознания. – 2005. – № 2. – С. 27–28.

Волосников Андрей Сергеевич

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МОДЕЛИ И АЛГОРИТМЫ
ВОССТАНОВЛЕНИЯ СИГНАЛОВ
ДИНАМИЧЕСКИХ ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ

Специальность 05.13.01 – «Системный анализ, управление
и обработка информации (промышленность)»

Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Издательство Южно-Уральского государственного университета

Подписано в печать 21.11.2006. Формат 60×84 1/16. Печать офсетная.
Усл. печ. л. 1,16. Уч.-изд. л. 1. Тираж 100 экз. Заказ 394/414.

Отпечатано в типографии Издательства ЮУрГУ. 454080, г. Челябинск,
пр. им. В.И. Ленина, 76.