

На правах рукописи

Шаровин Игорь Михайлович

**РАЗРАБОТКА МАТЕМАТИЧЕСКОГО И ПРОГРАММНОГО
ОБЕСПЕЧЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ
АДАПТИВНЫХ АСР**

05.13.06 Автоматизация и управление технологическими процессами и
производствами (по отраслям: энергетика)

Автореферат диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Москва - 2013

Работа выполнена на кафедре Автоматизированных систем управления тепловыми процессами ФГБОУ ВПО Национального исследовательского университета «МЭИ».

Научный руководитель: кандидат технических наук, доцент
кафедры Автоматизированных систем
управления тепловыми процессами
Национального исследовательского
университета «МЭИ»
Смирнов Николай Иванович

Официальные оппоненты: доктор технических наук, профессор
кафедры «Промышленная автоматика»
Московского государственного
университета технологий и управления
им. К.Г. Разумовского
Солдатов Виктор Владимирович

кандидат технических наук,
генеральный директор
ООО «Плантматик»
Гришин Константин Александрович

Ведущая организация: ОАО "Фирма ОРГРЭС"

Защита диссертации состоится «23» мая 2013 г. в 14 часов 00 минут в малом актовом зале на заседании диссертационного совета Д212.157.14 при Национальном исследовательском университете «МЭИ» по адресу 111250, г. Москва, Красноказарменная ул., дом 17.

Отзывы в двух экземплярах, заверенные печатью организации, просим присылать по адресу: 111250, Москва, Красноказарменная ул., дом 14, Ученый совет НИУ «МЭИ».

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке «НИУ «МЭИ»

Автореферат разослан «22» апреля 2013 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета Д212.157.14
кандидат технических наук, доцент

В.П. Зверьков

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность работы

Современный уровень развития автоматизации характеризуется неуклонной интенсификацией технологических процессов, увеличением мощности единичных агрегатов, повышением требований к качеству процессов управления, увеличением доли нестационарных и нелинейных объектов управления. Типичным становится случай, когда отсутствует точное математическое описание технологического объекта или со временем происходит изменение его параметров неизвестным образом в широких пределах.

Автоматические системы регулирования (АСР), реализуемые в автоматизированных системах управления технологическими процессами (АСУ ТП) с фиксированными настроечными параметрами, во многих случаях уже не могут обеспечить качественного, а иногда и просто устойчивого управления. В подобных условиях большими возможностями обладает адаптивный подход к построению АСР. Адаптивные системы являются бурно развивающейся областью современной теории управления, что отражает объективную тенденцию современной автоматизации к решению все более сложных и универсальных задач управления теплоэнергетическими процессами.

Цель диссертационной работы

Исследование возможности применения искусственных нейронных сетей (ИНС) для задач параметрической идентификации теплоэнергетических объектов регулирования и адаптивной коррекции настроечных параметров реализуемых регуляторов.

Для достижения цели решается ряд задач:

- 1) Разработка общей структуры адаптивной АСР на базе искусственных нейронных сетей;

- 2) Исследование критериев оптимальной настройки регуляторов с построением линий заданного запаса устойчивости ($M=const$) в плоскости настроечных параметров регуляторов и нанесением поверхностей отклика критериев оптимальности для доказательства корректности полученных расчетных значений;
- 3) Синтез тренировочных множеств с применением полного факторного эксперимента и специально введенным коэффициентом интервала варьирования для обучения нейросетей идентификации и адаптации;
- 4) Исследование возможности обучения адаптивных нейросетей несколькими видами обучающих выборок, минимизирующих рассматриваемые в работе критерии качества;
- 5) Синтез адаптивных нейросетей, воспроизводящих функциональную зависимость между параметрами объекта регулирования и настроечными параметрами регулятора с возможностью изменения частотного показателя колебательности;
- 6) Проведение опытных испытаний с реализацией адаптивной АСР на базе ИНС в программируемом логическом контроллере (ПЛК) для демонстрации состоятельности методики синтеза предлагаемой структуры адаптивной АСР и возможность её реализации на производстве.

Методы исследований

Для решения поставленных задач применялись численные методы имитационного моделирования с использованием эволюционного алгоритма многопараметрической многоэкстремальной оптимизации, методы математического моделирования, методы планирования эксперимента, а также современные технологии искусственного интеллекта.

Научная новизна

Предложена методика обучения искусственных нейросетей с помощью тренировочных множеств, состоящих из одного или нескольких полных

факторных экспериментов. Синтезированы нейросети, реализующие параметрическую идентификацию объекта регулирования по его переходной характеристике, а также нейросети для решения задач параметрической адаптации настроечных параметров в АСР для ряда стандартных регуляторов как в одноконтурной, так и в многоконтурной АСР, с возможностью варьирования частотного показателя колебательности.

Основные положения и результаты, выносимые на защиту

- методика обучения нейросетей для задач параметрической идентификации и адаптации;
- реализация нейросетей параметрической идентификации объекта с самовыравниванием и нейросетей адаптации настроечных параметров рассматриваемых регуляторов;
- реализация, получивших на практике наибольшее распространение, АСР для теплоэнергетических процессов на базе адаптивных систем с использованием нейросетевых компонент;
- реализация адаптивной АСР в ПЛК программно-технического комплекса (ПТК) АСУ ТП.

Практическая значимость

Для сокращения времени пуско-наладочных работ необходимо не только располагать исходными данными об исследуемом объекте регулирования, но и автоматизировать процесс оптимальной настройки АСР должным образом. Обеспечить систему требуемым запасом устойчивости, добиться высокого качества регулирования. Предложенные автором алгоритмы работы для адаптивной АСР на базе искусственных нейронных сетей позволяют:

- производить оптимальную настройку регулятора уже после первого эксперимента, проведенного непосредственно на объекте регулирования;
- вычислять оптимальные настроечные параметры для реализованных регуляторов при изменении условий эксплуатации;

- синтезировать ряд типичных для теплоэнергетической отрасли АСУ на базе разработанных методик;
- реализовывать разработанное программное обеспечение на любом ПТК, поддерживающим языки программирования согласно МЭК 61131-3.

Апробация работы и публикации

Результаты научных исследований по теме диссертационной работы докладывались и обсуждались на заседании кафедры АСУ ТП НИУ «МЭИ», на двадцать четвертой международной научной конференции «Математические методы в технике и технологиях» (г. Киев, 2011 г.), на третьей научно-практической конференции «Совершенствование качества и безопасности отечественных продуктов питания, как важный аспект в развитии АПК в период кризиса» (г. Можайск, 2010 г.), на пятнадцатой, шестнадцатой, семнадцатой, восемнадцатой и девятнадцатой международных научно-технических конференциях студентов и аспирантов «Радиоэлектроника, электротехника и энергетика» (г. Москва, 2009, 2010, 2011, 2012, 2013 гг.).

Основные положения диссертации отражены в 13-ти публикациях, в том числе четыре публикации в научных журналах, две из которых опубликованы в рецензируемом ВАК РФ журнале «Промышленные АСУ и контроллеры».

Структура и основное содержание диссертации

Работа состоит из введения, пяти основных глав, заключения. Исследование включает в себя 64 рисунка, 23 таблицы, 12 формул и 6 приложений. Объем работы составляет 206 страниц, список литературы содержит 111 наименований.

Во введении обоснована актуальность темы диссертационной работы, сформулированы цели и задачи исследования, показаны его научная новизна и практическая значимость, дано краткое изложение работы.

В первой главе проведен аналитический обзор различных подходов к задачам автоматизированного и адаптивного управления, представлено краткое описание каждого рассмотренного метода. Выделены достоинства и

недостатки, присущие каждой из рассматриваемых методик. Обозначен качественный рост производительности микропроцессорных контроллеров, позволяющий применять все более эффективные алгоритмы адаптивного управления непосредственно в ПЛК. Отмечено, что решение задачи адаптивного управления с применением ИНС, как для идентификации объекта регулирования, так и для адаптивной настройки регуляторов является перспективным направлением для исследований.

Во второй главе приводится расширенное описание структур реализуемых регуляторов, для адаптивной настройки которых синтезируются искусственные нейронные сети.

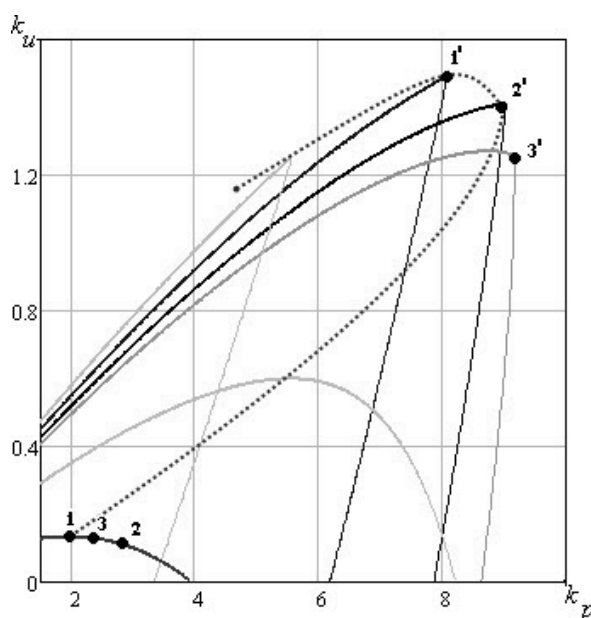


Рисунок 1 – Линии заданного запаса устойчивости $M=1.55$ в плоскости настроечных параметров k_p, k_u при различных значениях k_d с нанесенными точками минимума рассматриваемых критериев оптимальности

(I_L - т.1, I_k - т.2, I_M - т.3) для идеального ПИД регулятора

Рассматриваются вопросы выбора показателей качества регулирования. Демонстрируются, как частный случай, расчеты оптимальной настройки ПИ и идеального и реального ПИД регуляторов на рассматриваемые критерии качества регулирования (таблица 1), приводятся графические результаты

проведенного исследования (поверхности отклика анализируемых критериев качества с нанесением линий заданного запаса устойчивости (рисунок 1), переходные процессы и амплитудно-частотные характеристики). Произведен синтез присоединяемых программ для расчета оптимальных настроечных параметров рассматриваемых регуляторов.

Таблица 1 – Результаты поиска оптимальных настроечных параметров идеального ПИД регулятора

№ точки	Критерий оптимальности	Настроечные параметры					Значения критериев оптимальности		
		k_p	k_u	k_d	T_u	T_d	I_l	$I_k \cdot 10^3$	I_m
1'	I_l	8.08	1.491	44.1	5.42	5.46	0.67	0.067	1.38
2'	I_k	8.95	1.398	40.3	6.40	4.51	0.72	0.064	1.18
3'	I_m	9.16	1.251	37.3	7.32	4.07	0.80	0.067	1.13

В третьей главе описывается структура предлагаемой адаптивной системы регулирования (рисунок 2), рассматриваются алгоритм введения системы в работу, и процедура определения параметров идентифицируемой модели и настроечных параметров регулятора в процессе адаптации на базе численных методов, с использованием алгоритма оптимизации.

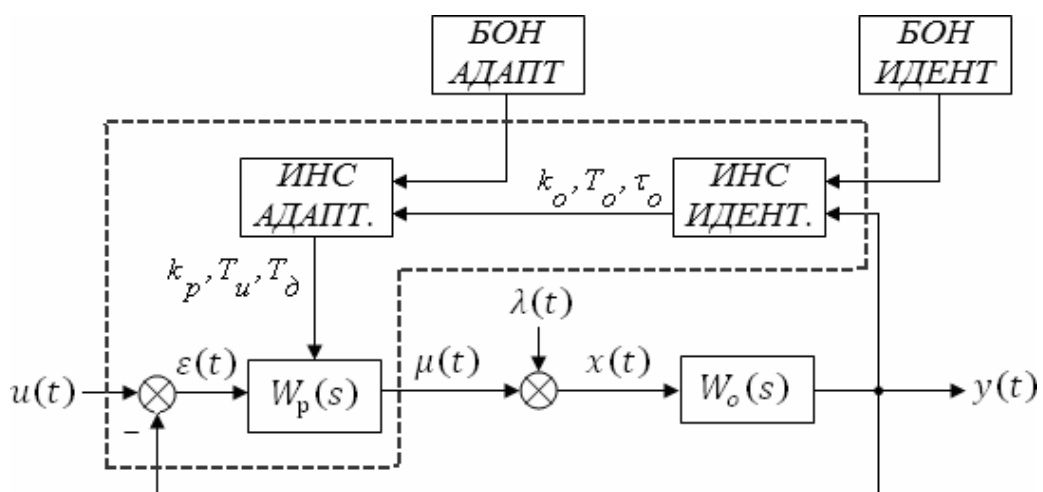


Рисунок 2 – Структурная схема адаптивной АСР

Предлагаемая адаптивная АСР состоит из следующих блоков:

БОН ИДЕНТ. – блок обучения нейросети идентификации;

ИНС ИДЕНТ. – искусственная нейросеть идентификации, реализующая функциональную зависимость ординат переходного процесса и его импульсной переходной характеристики с параметрами объекта регулирования выбранной модели идентификации;

БОН АДАПТ. – блок обучения нейросети адаптации (в данном блоке происходит формирование обучающих выборок для обучения нейросети, расчет оптимальных настроечных параметров реализуемых регуляторов);

ИНС АДАПТ. – искусственная нейросеть, реализующая функциональную зависимость, связывающую настроечные параметры реализуемого регулятора с параметрами идентифицированной модели объекта.

На рисунке 2 пунктирной линией показана граница реализации функциональных блоков в циклических программах программируемого логического контроллера.

Приводится описание типичного для теплоэнергетической отрасли переходного процесса (рисунок 3), полученного в результате проведения активного эксперимента.

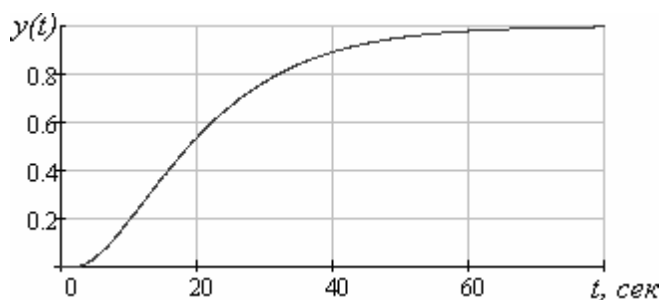


Рисунок 3 – Переходный процесс объекта с самовыравниванием

По полученной реализации производится параметрическая идентификация объекта регулирования. Передаточная функция предлагаемой аппроксимирующей модели для объекта с самовыравниванием записывается в следующем виде:

$$W_O(s) = \frac{k_O \cdot \exp(-\tau_O \cdot s)}{(T_O \cdot s + 1)^n}, \quad (1)$$

Приведена методика проведения полного факторного эксперимента по

созданию обучающих выборок для обучения нейросетей идентификации и адаптации с использованием коэффициента интервала варьирования.

Параметры объекта регулирования k_o, T_o, τ_o (при фиксированном n), полученные на этапе параметрической идентификации, представляются центром проведения полного факторного эксперимента. Планирование эксперимента производится в трехмерной системе координат на двух уровнях, обеспечивающих ортогональность матрицы планирования. Автором предлагается, в зависимости от способности объекта изменять внутренние свойства, расширять или сужать интервалы варьирования Δx_i с помощью специально введенного коэффициента k :

$$\Delta x_i = x_{i0} \cdot k,$$

$$x_{iH} = x_{i0} - \Delta x_i,$$

$$x_{iB} = x_{i0} + \Delta x_i,$$

где x_{i0} – базовая точка, k – коэффициент интервала варьирования, Δx_i – интервал варьирования, x_{iH} и x_{iB} нижние и верхние уровни факторов.

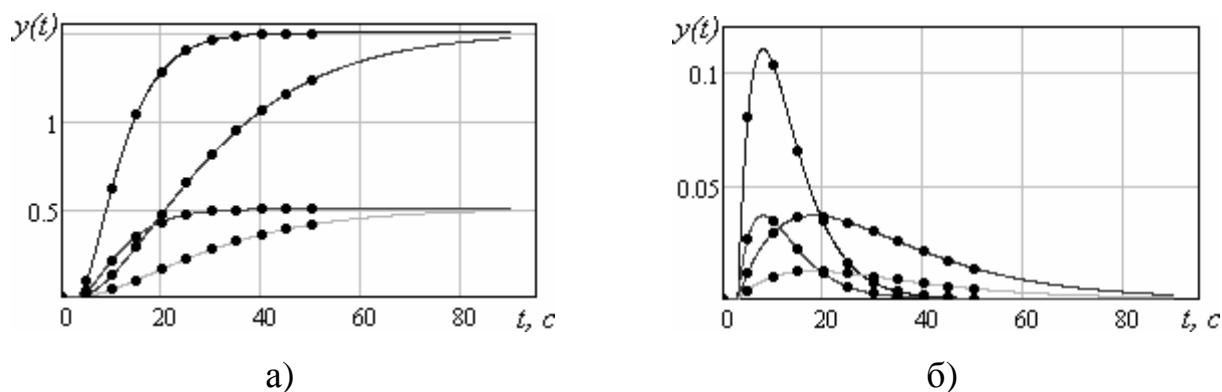


Рисунок 4 – Переходные процессы (а) и их производные по времени (б) с нанесением реперных точек через равные промежутки времени для определения постоянной времени объекта регулирования

Путем последовательного перебора всех возможных сочетаний уровней варьирования (для одного полного факторного эксперимента) составлена полная матрица планирования, состоящая из 8-ми входных (параметры объекта

регулирования, получаемые в ходе факторного эксперимента) и 8-ми выходных (ординаты точек графиков, полученных в результате построения переходных процессов (рисунок 4,а) и соответствующих им производным первого порядка (рисунок 4,б)) наборов данных для обучения нейросети идентификации.

Количество реперных точек, входящих в обучающую выборку, для воспроизведения каждого параметра объекта регулирования должно определяться видом переходного процесса. Процедура определения достаточного количества реперных точек для обучения нейросети носит итерационный характер. Как показали исследования, проведенные автором, для передаточной функции вида (1) с различными $n=1-3$, с типичным для теплоэнергетических объектов видом переходного процесса (рисунок 3), достаточным является использование 11-ти, стоящих через равные промежутки времени, реперных точек переходного процесса и импульсной переходной характеристики.

Модель обучающей выборки, состоящая из одного полного факторного эксперимента с варьированием всех параметров идентифицируемой модели, представлена в таблице 2.

Таблица 2 – Модель обучающей выборки для тренировки нейросети идентификации

Параметр, воспроизводимый ИНС	№	Точки обучения ИНС (П – переходный процесс, Д – производная)							
		1		2		...		8	
		П	Д	П	Д	П	Д
T_o	1	$y1_1$	$y1_{\partial 1}$	$y1_2$	$y1_{\partial 2}$	$y1_8$	$y1_{\partial 8}$
	2	$y2_1$	$y2_{\partial 1}$	$y2_2$	$y2_{\partial 2}$	$y2_8$	$y2_{\partial 8}$

	n	yn_1	$yn_{\partial 1}$	yn_2	$yn_{\partial 2}$	yn_8	$yn_{\partial 8}$
τ_o	1	$\tau a u 1_1$	$\tau a u 1_{\partial 1}$	$\tau a u 1_2$	$\tau a u 1_{\partial 2}$	$\tau a u 1_8$	$\tau a u 1_{\partial 8}$
	2	$\tau a u 2_1$	$\tau a u 2_{\partial 1}$	$\tau a u 2_2$	$\tau a u 2_{\partial 2}$	$\tau a u 2_8$	$\tau a u 2_{\partial 8}$

	n	$\tau a u n_1$	$\tau a u n_{\partial 1}$	$\tau a u n_2$	$\tau a u n_{\partial 2}$	$\tau a u n_8$	$\tau a u n_{\partial 8}$

В ходе исследования, для параметрической идентификации объекта

регулирования, опытным путем была выбрана полностью связанная, прямонаправленная двухслойная нейронная сеть с линейными активационными функциями нейронов (рисунок 5).

В качестве критерия обучения рассматриваемой нейросети, для каждого параметра, в отдельности, было определено выражение:

$$S_x = \sum_{i=1}^n |x_i - x_i^{ИНС}|$$

где x_i – заданное значение параметра объекта регулирования, $x_i^{ИНС}$ – значение параметра объекта регулирования, найденного нейросетью, n – количество наборов данных, участвующих в обучении ИНС.

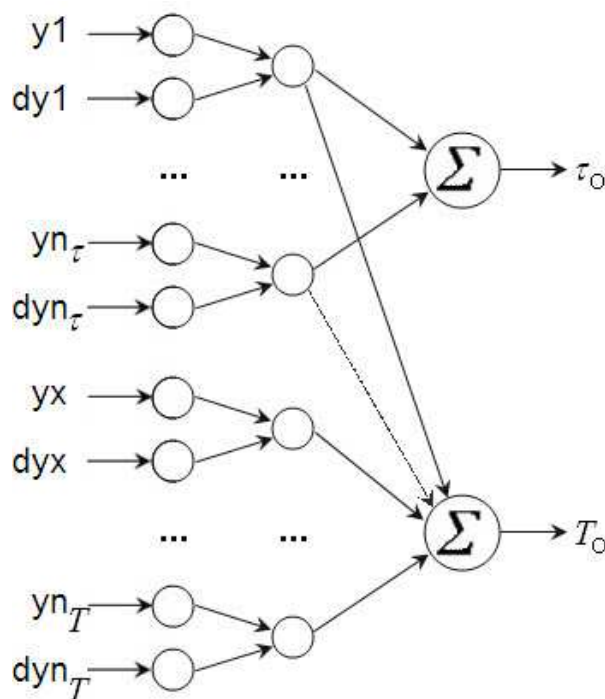


Рисунок 5 – Структура нейросети параметрической идентификации объекта регулирования

Для реализации блока адаптивной настройки проводится ряд операций, аналогичных созданию нейросети для параметрической идентификации. Отличием, в данном случае, является вид обучающей выборки, а также процесс её заполнения. В качестве данных для обучения нейросети адаптации используются параметры объектов регулирования и соответствующие им настроечные параметры регулятора (таблица 3), рассчитанные на выбранный

критерий оптимальности.

Таблица 3 – Обучающая выборка для тренировки нейросети адаптации

№ точки	Параметры объекта регулирования			Параметры настройки ПИД регулятора		
	k_o	T_o	τ_o	k_p	T_u	T_d
1	k_o^{min}	T_o^{min}	τ_o^{min}	k_p^1	T_u^1	T_d^1
2	k_o^{max}	T_o^{min}	τ_o^{min}	k_p^2	T_u^2	T_d^2
...
8	k_o^{max}	T_o^{max}	τ_o^{max}	k_p^8	T_u^8	T_d^8

Имея в наличии все достаточные предпосылки для использования ИНС (связь между входными и выходными значениями, пренебрежительно малые помехи в обучающей выборке, достаточность выборки для обучения), был произведен выбор структур нейросетей. Для рассматриваемых регуляторов (ПИ, идеальный и реальный ПИД регуляторы), удовлетворяющих по качеству воспроизведения обучающих выборок, опытным путем были выбраны полностью связанные, прямонаправленные двухслойные нейронные сети с сигмоидальными активационными функциями нейронов (рисунок 6).

Критерием настройки ИНС адаптации для всех рассматриваемых примеров был выбран минимум среднемодульного отклонения анализируемой величины:

$$S_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|x_i^{mga} - x_i^{инс}|}{x_i^{mga}} \cdot 100\%,$$

где x_i^{mga} , $x_i^{инс}$ – настроечные параметры регулятора, полученные с помощью программы «Optim-MGA» и обученной искусственной нейросети, соответственно, n – количество точек обучающей выборки.

В главе также продемонстрирован возможный способ синтеза нейросетей с различными архитектурами для аппроксимации функционала настроечных параметров как ПИ, так и ПИД регуляторов с заданным частотным показателем колебательности или возможностью его изменения в заданном диапазоне.

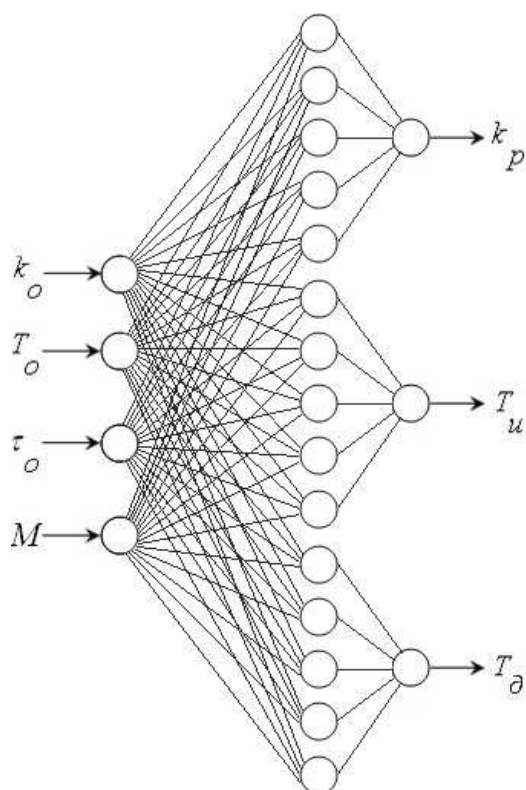


Рисунок 6 – Нейросеть (структура 4-15-3) воспроизведения настроечных параметров ПИД регулятора (идеального и реального) с возможностью изменения частотного показателя запаса устойчивости

В четвертой главе приводятся результаты исследовательской работы по обучению нейросетей идентификации и адаптации. Рассматривается пример реализации нейросети параметрической идентификации объекта регулирования. Проводится сравнительный анализ обучения различных видов искусственных нейронных сетей тренировочными множествами, состоящими как из одного так и из серии полных факторных экспериментов с различными коэффициентами интервалов варьирования. В этом же ключе рассматривается качество воспроизведения нейронными сетями оптимальных (для каждого из рассматриваемых интегральных критериев оптимальности) настроечных параметров регуляторов (таблица 4).

Для промышленного применения возможность изменения частотного показателя колебательности (с мгновенным расчетом оптимальных настроечных параметров регулятора) является не столько достоинством, сколько необходимостью. Для реализации отмеченного положения необходимо

учесть зависимости изменения настроечных параметров регуляторов от принимаемых значений M и параметров объекта регулирования. В связи с чем, представляется возможным создать соответствующие расширенные тренировочные множества и проверить возможность обучения нейросети для указанной задачи. В качестве примера произведен анализ нейросетей для воспроизведения настроечных параметров идеального ПИД регулятора (таблица 5).

Таблица 4 – Критерии оптимальности обучения различных видов нейросетей

Воспроизведение параметров регулятора	Кол-во нейронов в скрытом слое нейросети для каждого параметра регулятора	Интегральный критерий настройки регуляторов для обучающей выборки	Критерии обучения нейросети		
			S_{k_p}	S_{T_u}	S_{T_θ}
ПИ	3	По модулю	2.98	2.73	-
		Линейный	3.39	1.27	-
		Квадратичный	2.85	3.29	-
	4	По модулю	3.55	3.01	-
		Линейный	2.68	3.34	-
		Квадратичный	2.11	3.19	-
идеальный ПИД	3	По модулю	5.19	4.65	5.02
		Линейный	5.33	3.02	4.88
		Квадратичный	5.95	3.65	5.27
	4	По модулю	3.78	4.79	2.83
		Линейный	4.10	3.42	5.52
		Квадратичный	5.99	3.45	4.95
реальный ПИД	3	По модулю	3.70	3.16	3.23
		Линейный	4.30	2.85	3.72
		Квадратичный	4.95	7.29	4.42
	4	По модулю	4.82	4.44	3.09
		Линейный	4.79	3.71	4.18
		Квадратичный	3.49	8.40	5.92

Для ПИД регуляторов, при количестве нейронов в скрытом слое, равном трем, для каждого из искомым настроечных параметров, нейросеть не находит функциональной зависимости между параметрами объекта регулирования и

настроечными параметрами регулятора. При количестве нейронов, равном четырем, нейросеть обучается оптимальным образом, при этом минимизируется критерий оптимальности тренировки нейросети и воспроизведение тестовых множеств не вызывает нареканий. Выявить наличие некорректного обучения может только проверка обученной ИНС на тестовое множество, результаты которой, в данном случае, оказывались неудовлетворительными.

Таблица 5 - Результаты обучения нейросетей

Количество нейронов в скрытом слое нейросети для каждого параметра регулятора	Структура нейросети	Критерии обучения нейросети		
		S_{k_p}	S_{T_u}	S_{T_o}
3	4-9-3	10.33	5.03	5.563
4	4-12-3	2.742	3.74	3.536

Графики переходных процессов для визуального сравнения воспроизведения настроечных параметров регулятора нейросетью (ИНС) с настроечными параметрами, полученными численными методами в различных точках тренировочного множества с помощью алгоритма «Optim-MGA» (MGA) продемонстрированы на рисунке 7.

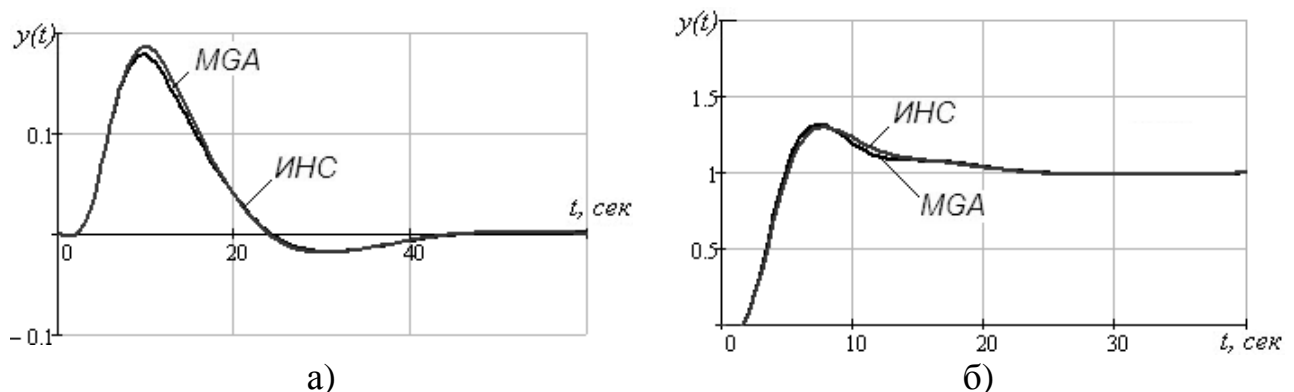


Рисунок 7 – Переходные процессы по каналам регулирующего органа (а), задания (б). Проверка обученной нейросети (структура 4-15-3), воспроизводящей параметры идеального ПИД регулятора, тестовым объектом регулирования ($k_o=1.3$, $\tau_o=2.0$ с., $T_o=8$ с.), $M=1.3$

Среди систем управления с добавочными переменными состояниями объекта регулирования наибольшее распространение получили двухконтурные каскадные АСР с корректирующим (главным) и стабилизирующим (вспомогательным) регуляторами. Отработанная методика синтеза и тренировки адаптивных нейросетей для одноконтурных систем регулирования позволяет также реализовывать типовые решения в области построения АСР для теплоэнергетической отрасли.

Критерии тренировки нейросети со структурой 5-25-3 (тренировочное множество состоит из 64 наборов обучающих данных) для пропорциональной части корректирующего регулятора $S_{kp} = 0.16$, для пропорциональной и интегральной частей стабилизирующего регулятора $S_{kp} = 1.99$ и $S_{Ti} = 1.96$, соответственно, позволяют говорить о возможности реализации адаптивных каскадных АСР, в основе которых положены алгоритмы нейронных сетей, в промышленной эксплуатации.

В пятой главе описывается синтез адаптивной АСР на базе нейросетевых компонент для АСР температуры электрической печи и реализация её в программной части ПЛК.

После проведения ряда исследований по разработке нейросетевых компонент идентификации и адаптации возникла необходимость подтвердить полученные теоретические результаты на практике.

В качестве объекта регулирования была выбрана электрическая печь, напряжение на нагревательном элементе которой изменяется воздействием исполнительного механизма МЭО на автотрансформатор. Измеряемые параметры (температура в электропечи и указатель положения регулирующего органа) подаются на аналоговые входы контроллера.

ПТК АСУ ТП электропечи состоит из контроллера ПЛК150 фирмы «ОВЕН», который связан по сети Ethernet с персональным компьютером (ОС Windows XP). Программирование микроконтроллера производится в программной среде разработки CoDeSys.

В главе приводится описание процедур, необходимых для соблюдения алгоритма работы компонентов идентификации и адаптации. Приведены основные результаты опытного эксперимента, представлена реализация рассматриваемой адаптивной АСР в ПЛК (рисунок 8).

В главе также приводятся программные реализации адаптивной АСР в ПЛК ПТК АСУ ТП согласно разделу международного стандарта МЭК 61131-3.

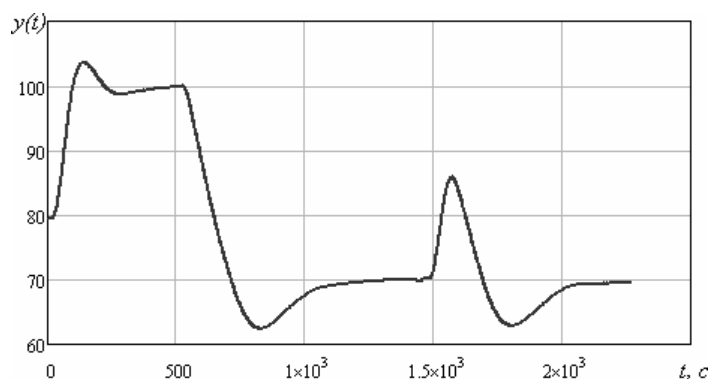


Рисунок 8 – Переходные процессы настроенной АСР

В приложениях приведены основные результаты обучения различных видов нейросетей, представлены графики сравнения переходных процессов, полученных в замкнутом контуре АСР с регуляторами, настроенными с помощью алгоритма оптимизации, а также регуляторами, настроенными с помощью предварительно обученных нейросетей. Также приводятся программы имитационного моделирования систем автоматического регулирования для оптимальной настройки реализуемых регуляторов, представлены программы для обучения рассматриваемых в работе ИНС в программном пакете MathCAD. Также приводится программный код нейросетей параметрической идентификации и адаптации, реализованный в ПЛК в виде функциональных блоков адаптивной АСР по регулированию температуры электропечи для апробации результатов проделанной работы.

Основные выводы по работе:

1. Произведен синтез искусственных нейронных сетей с различными архитектурами для аппроксимации функционала настроечных параметров ПИ и ПИД регуляторов с заданным частотным показателем

колебательности ($M=const$) или возможностью его изменения в заранее заданном диапазоне ($M=var$), как для одноконтурных, так и для каскадных АСР.

2. Разработаны библиотеки присоединяемых программ, позволяющие численным методом, с помощью выбранного алгоритма оптимизации, производить как тренировку искусственных нейронных сетей (для задач идентификации и адаптивной настройки регуляторов), так и осуществлять поиск оптимальных настроечных параметров реализуемых регуляторов.
3. Программная реализация адаптивной АСР на реальном объекте, рассмотренная в диссертационном исследовании, позволяет говорить в применении методики синтеза нейросетей для задач идентификации и адаптивной настройки регуляторов для АСР теплоэнергетических процессов.
4. Необходимость создания новых программных реализаций как для настройки регуляторов, так и синтеза оптимальных по архитектуре нейронных сетей носит единоразовый характер. Единожды созданные программы могут быть применены для объектов со схожей динамикой переходных процессов. Таким образом, представляется возможным синтезировать библиотеку присоединяемых программ для ряда передаточных функций, типичных для использования в задачах аппроксимации теплоэнергетических объектов.

СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Смирнов Н.И., Шаровин И.М. О выборе критерия оптимальности в численных методах расчета САР // Промышленные АСУ и контроллеры. 2009. № 5.
2. Шаровин И.М., Смирнов Н.И. Выбор критерия оптимальности в численных расчётах АСР // МНК ММТТ-23. Т12. Смоленск, 2010.
3. Смирнов Н.И., Шаровин И.М. О выборе критерия оптимальности в численных методах расчета САР с ПИД регулятором // Промышленные АСУ и контроллеры. 2010. № 2.
4. Шаровин И.М., Смирнов Н.И. О критериях оптимальности в численных методах расчета АСР с реальным ПИД-регулятором // Радиоэлектроника, электротехника и энергетика. Тез. докл. XVI МНТК студентов и аспирантов: В 3-х т. М.: МЭИ, 2010. Т.3. С.259-261
5. Шаровин И.М., Смирнов Н.И. О применении искусственных нейросетей в задачах адаптации АСР // Радиоэлектроника, электротехника и энергетика. Тез. докл. XVII МНТК студентов и аспирантов: В 3-х т. М.: МЭИ, 2011. Т.3. С.219-220.
6. Репин А.И., Смирнов Н.И., Сабанин В.Р., Шаровин И.М. Оптимальный синтез систем автоматического регулирования дробного порядка // Автоматизация и ИТ в энергетике. 2011. № 7.
7. Шаровин И.М., Смирнов Н.И., Репин А.И. Аппроксимация функционала адаптивных настроек с использованием искусственных нейронных сетей. // Радиоэлектроника, электротехника и энергетика. Тез. докл. XVIII МНТК студентов и аспирантов: В 4-х т. М.: МЭИ, 2012. Т.4. С.231-232.
8. Шаровин И.М., Смирнов Н.И., Репин А.И. Применение искусственных нейронных сетей для адаптации САР в процессе их эксплуатации // Промышленные АСУ и контроллеры. 2012. № 4.
9. Шаровин И.М., Смирнов Н.И., Репин А.И. О применении искусственных нейросетей в задачах идентификации АСР. // Радиоэлектроника, электротехника и энергетика. Тез. докл. IXX МНТК студентов и аспирантов: В 4-х т. М.: МЭИ, 2013. Т.4. С.174.

Подписано в печать

Зак.

Тир.

П.л.

Полиграфический центр «НИУ «МЭИ»

Красноказарменная ул., д.13