

*На правах рукописи*



Лысенко Дмитрий Сергеевич

НЕЙРО-НЕЧЕТКИЙ АЛГОРИТМ АДАПТАЦИИ  
РЕГУЛЯТОРА СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ  
ТЕПЛОГЕНЕРАЦИЕЙ КОТЛА-УТИЛИЗАТОРА

*Специальность 2.3.3 Автоматизация и управление  
технологическими процессами и производствами*

Автореферат

диссертации на соискание учёной степени

кандидата технических наук

Самара 2025

Работа выполнена на кафедре «Автоматика и управление в технических системах» федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Самарский государственный технический университет» (ФГБОУ ВО «СамГТУ»).

Научный руководитель: **Данилушкин Иван Александрович**, кандидат технических наук доцент, доцент кафедры «Автоматика и управление в технических системах» ФГБОУ ВО «Самарский государственный технический университет».

Официальные оппоненты: **Андреев Сергей Михайлович**, доктор технических наук доцент, заведующий кафедрой «Автоматизированные системы управления» ФГБОУ ВО «Магнитогорский государственный технический университет им. Г.И. Носова»

**Душин Сергей Евгеньевич**, доктор технических наук профессор, профессор кафедры «Автоматика и процессы управления» ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет им. В.И. Ульянова (Ленина)»

Ведущая организация: ФГБОУ ВО «Южно-Российский государственный политехнический университет (НПИ) имени М.И. Платова».

Защита состоится «25» декабря 2025 г. в 10.00 часов на заседании диссертационного совета 24.2.377.04 ФГБОУ ВО «Самарский государственный технический университет» (СамГТУ) по адресу: Россия, г. Самара, ул. Молодогвардейская, 244, главный корпус, аудитория 200.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Самарского государственного технического университета по адресу: 443100, г. Самара, ул. Первомайская, 18, а также на официальном сайте диссертационного совета по адресу: <http://d21221707.samgtu.ru/>.

Автореферат разослан « \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 202\_ г.

Отзывы и замечания по автореферату в двух экземплярах, заверенные печатью, просим направлять по адресу: Россия, 443100, г. Самара, Молодогвардейская ул. 244, СамГТУ, Главный корпус, ученому секретарю диссертационного совета 24.2.377.04, тел.: (846) 278-44-96, факс: (846) 278-44-00; e-mail: D24.2.377.04@yandex.ru.

Учёный секретарь Диссертационного совета  
24.2.377.04,  
к.т.н., доцент



Е.Е. Ярославкина

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

### **Актуальность темы исследования**

В 2024 году на тепловых электростанциях было выработано 65,2% всей электроэнергетики России. При производстве электрической энергии тепловыми электростанциями, около 60% энергии топлива являются невосполнимыми тепловыми потерями. Основу современной теплоэнергетики составляют котлоагрегаты различного типа и назначения. Котлоагрегат представляет собой многомерную термодинамическую систему с нелинейными характеристиками. Большинство существующих систем управления котлоагрегатами построены на базе классических ПИД-регуляторов. Применение ПИД-регуляторов для управления объектами с нелинейными характеристиками требует перенастройки коэффициентов регулятора в зависимости от режима работы объекта, в противном случае качество управления ухудшается, что снижает эффективность установки. Эффективными инструментами повышения точности ПИД-регуляторов являются нейронные сети и нечёткая логика.

### **Степень разработанности темы исследования**

Применению нейронных сетей и аппарата нечёткой логики в задачах моделирования и управления посвящены работы М.В. Буракова, А.И. Глущенко, Ю.И. Ерёмченко, В.М. Лохина, И.М. Макарова, М.П. Романова, С. Омату, А.Г. Трофимова. Вопросам управления процессами теплопередачи на базе теории управления системами с распределёнными параметрами посвящены исследования А.Г. Бутковского, В.А. Ковалева, М.Ю. Лившица, И.М. Першина, Э.Я. Рапопорта. Идентификации технологических объектов и настройки параметров ПИД-регулятора посвящены работы В.Я. Ротача, А.Г. Александрова, А.М. Шубладзе, Ю.Н. Вишняковой, Е.Г. Дудникова.

Многие вопросы, связанные с моделированием и управлением теплообменными аппаратами на базе нейронных сетей и нечёткой логики, остаются открытыми. В работах А.Г. Трофимова на базе нейронных сетей были разработаны модели объектов с распределёнными параметрами. Автор приводит подробные данные по выбору архитектуры и обучению нейронных сетей. Однако, в сферу рассматриваемых автором вопросов не вошла апробация полученных нейросетевых моделей на данных эксплуатации реальной технологической установки в разных диапазонах изменения технологических параметров. Ю.И. Ерёмченко и А.И. Глущенко предложили нейронную сеть для настройки ПИД-регулятора в основе которой лежит принцип настройки по производственной модели. Производственная модель позволила учесть специфику объекта, однако для её создания требуется эксперт, обладающий знанием о технологическом процессе. Работы А.Г. Шумихина посвящены идентификации приближенных моделей на базе нейронных сетей. Автором предложено использовать многомерную нейросетевую модель установки охлаждения кубового остатка для получения частотных характеристик и приближенных моделей. Технологический процесс в установке охлаждения кубового остатка отличается от процессов, протекающих в котлоагрегатах.

Несмотря на большое количество исследований, проблема моделирования и управления теплообменными аппаратами является по-прежнему открытой и актуальной.

**Цель диссертационного исследования:** снижение расхода газа тепловой электростанции за счёт повышения точности поддержания заданных режимов теплогенерации котла-утилизатора в условиях нелинейности и

нестационарности объекта управления.

Для достижения цели диссертационного исследования поставлены и последовательно решены следующие **задачи**:

1) разработка многомерной динамической модели котла-утилизатора, учитывающей изменение основных технологических параметров процесса теплогенерации;

2) создание и обучение нейросетевой модели котла-утилизатора, на базе рекуррентной NARX-сети;

3) разработка методики структурно-параметрической идентификации приближенных моделей котла-утилизатора;

4) разработка алгоритма адаптации коэффициентов ПИД-регулятора на базе нечёткой логики;

5) автоматизация процедуры расчёта коэффициентов ПИД-регулятора с помощью нейронных сетей;

6) разработка на основе предложенных методик комплекса моделей в пакете MATLAB Simulink и апробация системы управления теплогенерацией котла-утилизатора.

**Объект исследования:** процесс теплогенерации котла-утилизатора водогрейного с нелинейными и нестационарными характеристиками.

**Предмет исследования:** алгоритмы управления и вопросы их адаптации к изменениям режима теплогенерации установки.

#### **Научная новизна**

1) На базе рекуррентных нейронных сетей разработана многомерная динамическая модель котла-утилизатора, которая, в отличие от известных, позволяет воспроизводить процессы теплообмена в условиях изменения нелинейных и нестационарных характеристик и режимов работы котла-утилизатора с повышенной точностью, что подтверждено на данных, полученных в процессе эксплуатации реальной установки. (п.8)

2) Разработаны методики идентификации приближённой модели по частотным и переходным характеристикам, которые, в отличие от известных, включают процедуру идентификации структуры приближенной модели, что позволяет определить изначально не заданную типовую структуру идентифицируемой аналитической модели объекта, с применением нейросетевых технологий моделирования. (п.8)

3) На базе нечёткой логики разработан алгоритм адаптации ПИД-регулятора, который, в отличие от известных, позволяет на основе аналитического расчёта найти коэффициенты регулятора, оптимальные по заданному критерию качества в зависимости от режима работы технологической установки. (п.6)

4) Разработана базирующаяся на предлагаемых методиках структурно-параметрической идентификации приближенной модели объекта система управления процессом теплогенерации котла-утилизатора с нейро-нечетким алгоритмом адаптации ПИД-регулятора, которая обеспечивает большую по сравнению с известными структурами точность стабилизации заданного температурного режима технологической установки. (п.3)

#### **Теоретическая и практическая значимость работы**

Теоретическая значимость работы заключается в разработке многомерной динамической модели котла-утилизатора, методик структурно-параметрической идентификации и алгоритма адаптации коэффициентов ПИД-регулятора.

Практическая значимость работы заключается в применении разработанных моделей, методик и алгоритмов инженерными организациями, направлением деятельности которых является проектирование и наладка систем управления котлоагрегатов.

#### **Методы исследований**

В работе использованы методы и средства теории автоматического управления, структурной теории и спектрального метода анализа распределённых систем, теории искусственных нейронных сетей, теории нечёткой логики.

#### **Основные положения, выносимые на защиту**

- 1) Многомерная динамическая нейросетевая модель процесса теплогенерации котла-утилизатора;
- 2) Методика пассивной структурно-параметрической идентификации приближенной модели котла-утилизатора по частотным характеристикам нейросетевой модели;
- 3) Методика активной структурно-параметрической идентификации приближенной модели объекта по его переходным характеристикам.
- 4) Нечеткий алгоритм адаптации ПИД-регулятора системы управления процессом теплогенерации котла-утилизатора.
- 5) Система управления процессом теплогенерации котла-утилизатора с нейро-нечетким алгоритмом адаптации ПИД-регулятора.

#### **Соответствие паспорту специальности**

Диссертационное исследование соответствует научной специальности 2.3.3 Автоматизация и управление технологическими процессами и производствами по следующим пунктам:

п.3. Методология, научные основы, средства и технологии построения автоматизированных систем управления технологическими процессами (АСУТП) и производствами (АСУП), а также технической подготовкой производства (АСТПП) и т. д.

п.6. Научные основы и методы построения интеллектуальных систем управления технологическими процессами и производствами.

п.8. Научные основы, модели и методы идентификации производственных процессов, комплексов и интегрированных систем управления и их цифровых двойников.

#### **Степень достоверности и апробация результатов**

Результаты диссертационной работы внедрены на предприятии ООО «Энергостандарт» при разработке систем управления котлоагрегатов, а также внедрены в учебный процесс кафедры «Автоматика и управление в технических системах» ФГБОУ ВО «СамГТУ» при подготовке бакалавров и магистров по направлению «Управление в технических системах».

Результаты диссертационного исследования и его основные положения были озвучены на семи международных и пяти всероссийских научных конференциях: XXI Международная научная конференция «Проблемы управления и моделирования в сложных системах» (сентябрь, 2019 г.); Международная научно-техническая конференция «Автоматизация» (сентябрь, 2020 г., сентябрь, 2022 г.); Международная научно-техническая конференция «Пром-Инжиниринг» (май, 2021 г., май, 2022 г.); XII международная научная конференция «Приоритетные направления инновационной деятельности в промышленности» (декабрь, 2021 г.); VII Международная научно-техническая конференция «Проблемы и перспективы развития энергетики, электротехники

и энергоэффективности» (ноябрь, 2023 г.). XI Всероссийская научная конференция с международным участием «Математическое моделирование и краевые задачи» (май, 2019, г.). XII Всероссийская научно-техническая конференция «Информационные технологии в электротехнике и электроэнергетике» (июнь, 2020 г., июнь 2022 г.); XIV Всероссийская научная конференция молодых учёных «Наука. Технологии. Инновации» (декабрь 2020 г.); XIV Всероссийская научно-техническая конференция «Динамика нелинейных дискретных электротехнических систем» (июнь 2021 г.).

### **Публикации**

По результатам диссертационного исследования опубликовано 17 научных работ в том числе, 5 публикаций в рецензируемых журналах, входящих в список ВАК РФ и 12 публикаций, индексируемых в прочих базах цитирования.

### **Личный вклад автора**

В работах [2,5,8-10,16] опубликованных в соавторстве, автору принадлежат динамическая модель котла-утилизатора, методики структурно-параметрической идентификации и алгоритмы адаптации ПИД-регулятора. Работы [1,3,4,6,7,11-15,17] написаны единолично.

### **Структура диссертации**

Диссертационное исследование состоит из введения, четырех глав, заключения и библиографического списка, состоящего из 237 наименований, включает 145 страниц текста, 36 рисунков, 19 таблиц, 3 приложения.

### **СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ**

**Во введении** обоснована актуальность темы диссертационного исследования, сформулированы цели и задачи исследования, научная новизна и практическая ценность предложенных алгоритмов и методик.

**В первой главе** сформулирована необходимость создания системы управления котлом-утилизатором, обеспечивающей более высокую точность поддержания заданных режимов работы в условиях нелинейности и нестационарности объекта управления. Показано, что повышение точности регулирования позволит повысить экономичность работы тепловой станции, в состав которой входит котёл-утилизатор.

Выполнен обзор современного состояния проблемы моделирования и управления теплообменными установками: анализ традиционных подходов к разработке математических моделей теплообменных установок; анализ методик идентификации приближенной модели, проведена оценка их применимости для идентификации моделей теплообменных аппаратов; анализ методик оптимизации коэффициентов ПИД-регулятора и их применимость в системах управления теплообменных установок. Проведён анализ исследований отечественных и зарубежных авторов, посвященных решению задач моделирования и управления теплообменными установками.

В качестве теоретической базы диссертационного исследования выбраны методы идентификации по частотным и переходным характеристикам, аппарат нейронных сетей и нечёткой логики. Данные инструменты позволяют создать систему управления, обеспечивающую требуемую точность стабилизации заданного температурного режима теплообменной установки.

**Во второй главе** исследована пространственно-распределённая модель котла-утилизатора, обоснована необходимость разработки алгоритма адаптации коэффициентов ПИД-регулятора, разработана нейросетевая модель, учитывающая изменение основных технологических параметров в разных

режимах работы установки.

Поведение температурного поля потока  $\theta(l, t)$  в теплообменнике котла-утилизатора описывается уравнением:

$$\frac{\partial \theta(l, t)}{\partial t} + v(t) \frac{\partial \theta(l, t)}{\partial l} + \beta(t) \theta(l, t) = \beta(t) T_{cm}(l, t), \quad 0 \leq l \leq L, t > 0 \quad (1)$$

с начальными и граничными условиями:

$$\theta(l, 0) = \theta_0(l) \quad \theta(0, t) = g(t). \quad (2)$$

где  $T_{cm}(l, t)$  – температура стенки,  $\beta(t)$  – приведённый коэффициент теплообмена, учитывающий физические и конструктивные параметры теплообменника,  $v(t)$  – скорость потока воды,  $L$  – длина трубки теплообменника,  $\theta_0(l)$  – начальное распределение температуры;  $g(t)$  – изменение температуры воды на входе теплообменника.

Температура стенки принята одинаковой по всей длине теплообменника  $T_{cm}(l, t) = T_{cm}(t)$ , её поведение описывается уравнением теплового баланса:

$$\frac{dT_{cm}(t)}{dt} = \frac{(Q_c(t) - Q_g(t))}{m_{cm} c_{cm}}, \quad (3)$$

$$Q_c(t) = c_g F_g(t) \Delta T_c(t), \quad \Delta T_c(t) = T_{c2}(t) - T_{c1}(t), \quad (4)$$

$$Q_g(t) = c_g F_g(t) (\theta(L, t) - \theta(0, t)), \quad (5)$$

где  $Q_c(t)$  – тепловой поток от газа к стенке;  $Q_g(t)$  – тепловой поток от стенки к воде;  $m_{cm}$ ,  $c_{cm}$  – масса и теплоёмкость материала стенки;  $c_g$ ,  $c_g$  – теплоёмкости отработанного газа и воды;  $F_c(t)$ ,  $F_g(t)$  – массовые расходы отработанного газа и воды,  $T_{c1}(t)$ ,  $T_{c2}(t)$  – температура отработанного газа до и после теплообменника.

Применение спектрального метода анализа распределенных систем В.А. Коваля позволило реализовать Simulink-модель тепловых процессов, протекающих в котле-утилизаторе. Проведено исследование частотных характеристик модели при различных режимах работы котла-утилизатора. Изучено влияние расхода воды  $F_g$  и коэффициента конвективного теплообмена  $\alpha$  на параметры приближенной модели – аperiодического звена второго порядка  $W_1(p) = k / ((T_1 p + 1)(T_2 p + 1))$  с параметрами  $k$ ,  $T_1$ ,  $T_2$ . В табл. 1 приведены параметры приближенной модели при изменении  $F_g$  и  $\alpha$ .

Таблица 1 – Параметры передаточной функции

Параметры	$F_g=400$ т/час		$F_g=700$ т/час	
	$\alpha$ , Вт/(м <sup>2</sup> °С)	27,5	33,6	27,5
$k$ , °С/(т/час)	-0,09	-0,11	-0,031	-0,037
$T_1$ , с	43,5	44,1	10,6	10,9
$T_2$ , с	1,95	1,96	2,56	2,39

Анализ результатов (табл. 1) показал, что параметры приближенной модели для разных значений  $F_g$  существенно отличаются: коэффициент усиления изменяется в пределах 300%, постоянная времени  $T_1$  изменяется в пределах 400%, постоянная времени  $T_2$  изменяется в пределах 20%. Широкий

диапазон параметрических возмущений требует адаптации коэффициентов ПИД-регулятора для обеспечения приемлемого качества управления температурой на выходе котла-утилизатора.

Разработан алгоритм адаптации коэффициентов ПИД-регулятора, который основывается на совокупности приближённых моделей объекта. Идентификация каждой приближённой модели осуществляется с помощью специально созданной нейросетевой модели котла-утилизатора, которая воспроизводит динамические процессы теплообмена при разгоне газотурбинной установки (ГТУ), работе ГТУ с номинальной нагрузкой и останове во всех допустимых диапазонах изменения технологических параметров.

Выходной переменной нейросетевой модели выступает температура воды за котлом  $T_{вых}$ . В качестве входных переменных используются: температура воды на входе в котёл  $T_{вх}$ , расход воды через котёл  $F_в$ , давление  $P_з$  и температура  $T_з$  отработанного газа перед котлом. Для обучения и тестирования нейросетевой модели использовались архивные тренды, полученные при эксплуатации реальной установки. Модель создана на базе нелинейной авторегрессионной нейронной сети с внешним входом (NARX-сеть, рис. 1).

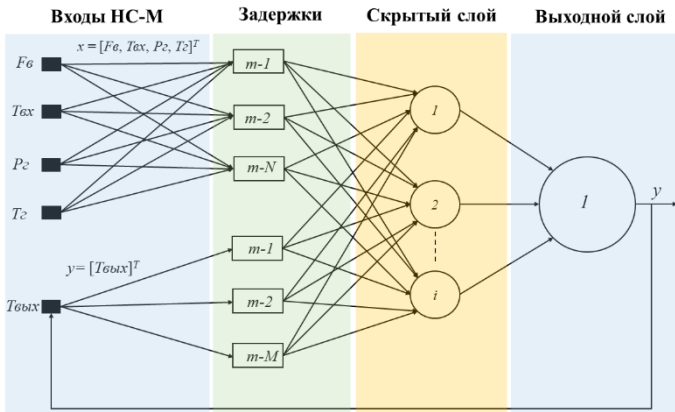


Рис.1 — Архитектура нейросетевой модели котла-утилизатора

NARX-сеть формирует значения на выходе, основываясь на входных данных и состоянии объекта на предыдущих тактах моделирования:

$$y[m] = f(y[m-1], y[m-2], \dots, y[m-N], x[m-1], x[m-2], \dots, x[m-M]), \quad (6)$$

где выходной сигнал  $y[m]$  для  $m$ -го такта времени рассчитывается на основании входного сигнала  $x = [T_{вх}, F_в, P_з, T_з]^T$  и выходного сигнала  $y$  на предыдущих тактах. Число тактов, учитываемых при вычислении, определяется значениями  $N$  и  $M$ .

В качестве функции потерь при обучении выступает минимум среднеквадратичного отклонения:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \tilde{y}_i)^2, \quad (7)$$

где  $y_i$  – фактическое значение в обучающей выборке;  $\tilde{y}_i$  – прогноз модели;  $n$  – размер обучающей выборки.

Оптимальные гиперпараметры нейронной сети: алгоритм обучения – байесовская регуляризация, количество нейронов в скрытом слое – 10, число тактов задержки – 3. Функции активации: гиперболический тангенс для скрытого слоя и линейная функция на выходном слое.

На рис. 2 приведены результаты апробации нейросетевой модели на данных, полученных в процессе эксплуатации объекта.

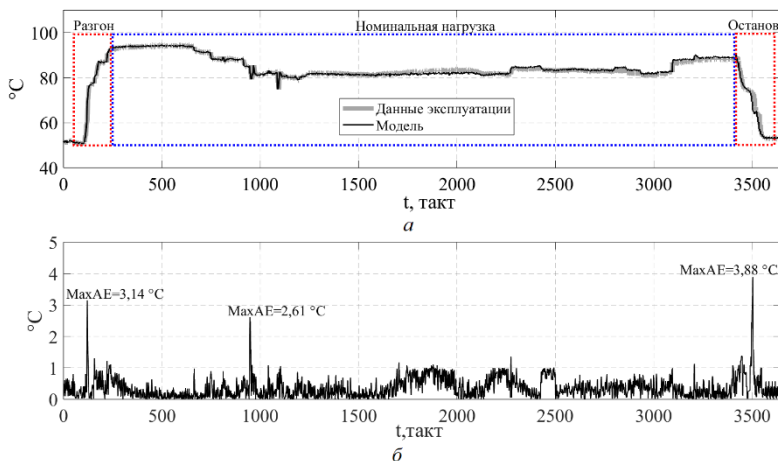


Рис.2 — Результат апробации нейросетевой модели: *a* — температура воды на выходе модели и реальные данные; *б* — ошибка моделирования.

Оценка точности модели осуществляется по средней абсолютной ошибке (MAE) и максимальной абсолютной ошибке (MaxAE). В табл. 2 приведены значения ошибки (MAE) и (MaxAE).

$$MAE = \sum_{i=1}^n \frac{|Tr_i - Tm_i|}{n}, \quad (8)$$

$$MaxAE = \max_{i=1, n} |Tr_i - Tm_i|, \quad (9)$$

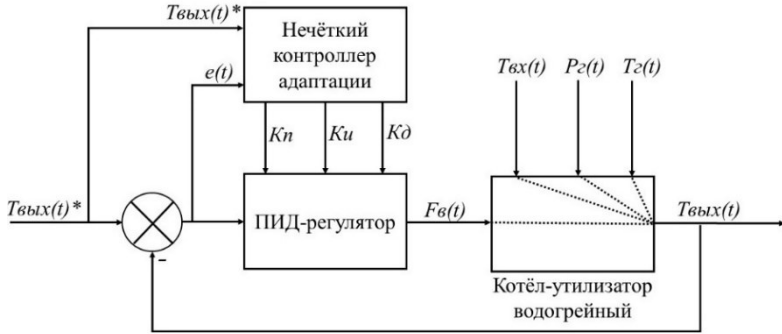
где  $Tr$  – температуры воды (реальное значение);  $Tm$  – значение температуры воды на выходе модели;  $n$  – размер выборки.

Таблица 2 — Ошибки моделирования

Режим ГТУ	Разгон	Останов	Номинальная нагрузка
Диапазон изменения $T_{вых}$ , °C	45 – 92		72 – 92
MAE, °C	1,45	1,57	0,68
MaxAE, °C	3,14	3,88	2,61

Анализ результатов показал, что нейросетевая модель котла-утилизатора обладает высокой точностью. Количество ситуаций, когда величина отклонения больше 1°C составляет менее 3%. Полученная нейросетевая модель используется при разработке системы управления теплогенерацией котла-утилизатора.

**Третья глава** посвящена разработке системы управления теплогенерацией котла-утилизатора. На рис. 3 представлена структурная схема разрабатываемой системы управления.



$T_{\text{вых}}(t)^*$  – заданная температура воды на выходе котла;  $e(t)$  – ошибка управления;  $K_n, K_i, K_d$  – коэффициенты регулятора;  $F_{\text{в}}(t)$  – расход воды, управляющее воздействие;  $T_{\text{вх}}(t), P_{\text{г}}(t), T_{\text{г}}(t)$  – возмущающие воздействия;  $T_{\text{вых}}(t)$  – температура воды на выходе котла, управляемая величина  
 Рис. 3 — Структурная схема системы управления теплогенерацией котла-утилизатора

Разработка системы управления включает ряд последовательных этапов: идентификация структуры и параметров приближенных моделей канала «Расход воды — температура воды на выходе котла» для каждого режима работы котла, расчёт параметров ПИД-регулятора для каждого режима, создание нечёткого алгоритма адаптации.

Для проведения пассивной идентификации разработана методика, в основе которой лежит применение нейросетевой модели объекта управления. На входе  $F_{\text{в}}$  нейросетевой модели формируется испытательный сигнал:

$$F_{\text{в}}(t) = F_{\text{в}0} + A_{\text{вх}} \cdot \sin(\omega t), \quad \omega \in [\omega_{\min}, \omega_{\max}], \quad (10)$$

где  $F_{\text{в}0}$  – опорное значение расхода воды через котёл;  $A_{\text{вх}}, \omega$  – амплитуда и частота испытательного сигнала.

Изменение частоты  $\omega$  задается с логарифмическим шагом и общим количеством отсчетов  $K$ :

$$\begin{aligned} \omega_k &= 10^{d(k)}, \\ d(k) &= \lg(\omega_{\min}) + (k-1) \frac{\lg(\omega_{\max}) - \lg(\omega_{\min})}{K-1}, \quad k = \overline{1, K} \\ \omega_{\min} &= 0.01 \frac{\text{рад}}{\text{сек}}, \quad \omega_{\max} = 2.1 \frac{\text{рад}}{\text{сек}}, \quad K = 30 \end{aligned} \quad (11)$$

Реакция нейросетевой модели характеризуется для каждой  $\omega_k$  комплексным значением частотной характеристики  $W_{\text{НС}}(j\omega_k)$ .

Диапазон изменения температуры на выходе котла  $[72, 92]$  °С. Было выбрано три режима ( $n_s$ ) с опорными значениями  $T_{\text{вых}} = 72, 80, 92$ °С. Значение температуры воды на входе котла,  $T_{\text{вх}}$ , принято равным 45°С, давление газа  $P_{\text{г}}$

= 0,55 кПа, температура газа  $T_c = 500^\circ\text{C}$ . В табл. 3 приведены значения параметров входного сигнала.

Таблица 3 — Параметры входного сигнала при идентификации

$n_3$	$T_{\text{вбл}}, ^\circ\text{C}$	$F_{\text{вбл}}, \text{м}^3/\text{час}$	$A_{\text{вбл}}, \text{м}^3/\text{час}$
1	72	660	66
2	80	490	49
3	92	390	39

Полученные в результате экспериментов векторы частотных характеристик нейросетевой модели для каждого режима:

$$\mathbf{w}^{(n_3)} = (w_1^{(n_3)}, \dots, w_k^{(n_3)}, \dots, w_K^{(n_3)})^T, \quad w_k^{(n_3)} = W_{\text{НС}}^{(n_3)}(j\omega_k), \quad n_3 = \overline{1,3}, \quad (12)$$

используются для определения оптимальных параметров приближённых моделей с типовыми передаточными функциями и последующего выбора наилучшей передаточной функции.

Компоненты векторов частотных характеристик приближенных моделей  $\tilde{\mathbf{w}}_i^{(n_3)}$  определяются в виде:

$$\tilde{w}_{i,k}^{(n_3)} = W_i(j\omega_k, \mathbf{p}_i^{(n_3)}), \quad k = \overline{1,K}, \quad i = \overline{1,2}, \quad (13)$$

где  $\mathbf{p}_i^{(n_3)}$  – искомые параметры приближённой модели,  $i$  – номер типовой передаточной функции приближённой модели.

В качестве передаточных функций приближённой модели котла-утилизатора используются: колебательное звено  $W_1(p) = k / (T^2 p^2 + 2T\xi p + 1)$  с параметрами  $\mathbf{p}_1 = (k, T, \xi)$ . и аperiodическое звено второго порядка  $W_2(p) = k / ((T_1 p + 1)(T_2 p + 1))$  с параметрами  $\mathbf{p}_2 = (k, T_1, T_2)$ . Выбор структур приближенных моделей обусловлен физикой процесса и использованием ПИД закона регулирования, для которого разрабатывается алгоритм адаптации коэффициентов. Для поиска оптимальных параметров приближенной модели использовался метод последовательного квадратичного программирования с критерием:

$$\left\| \tilde{\mathbf{w}}_i^{(n_3)} - \mathbf{w}^{(n_3)} \right\|_{\mathbf{p}_i^{(n_3)}} \rightarrow \min, \quad (14)$$

где  $\|\bullet\|$  – евклидово расстояние.

Для выбора наилучшей передаточной функции оценивалось совпадение частотных характеристик нейросетевой модели и приближённой модели:

$$L_i^{(n_3)} = \left( 1 - \frac{\left\| \tilde{\mathbf{w}}_i^{(n_3)} - \mathbf{w}^{(n_3)} \right\|}{\left\| \mathbf{w}^{(n_3)} - \mathbf{M}[\mathbf{w}^{(n_3)}] \right\|} \right) \cdot 100\% \quad (15)$$

В качестве приближенной модели выбирается модель с наибольшим значением оценки совпадения. При  $T_{\text{вбл}}=72^\circ\text{C}$  объект управления наилучшим образом аппроксимируется колебательным звеном ( $n_3=1$ ). При  $T_{\text{вбл}}=80^\circ\text{C}$ ,  $92^\circ\text{C}$  объект управления наилучшим образом аппроксимируется

апериодическим звеном 2-го порядка ( $n_3 = 2, 3$ ). В табл. 4 приведён конечный результат идентификации приближённых моделей канала «Расход воды — температура воды на выходе котла».

Таблица 4 — Результат идентификации приближенных моделей

$W_1(p)$					
$n_3$	$T_{\text{вых}}, \text{ }^\circ\text{C}$	$k, \text{ }^\circ\text{C}/(\text{т}/\text{час})$	$T, \text{ такт}$	$\zeta$	$L, \%$
1	72	-0,028	0,66	0,39	89,5
$W_2(p)$					
$n_3$	$T_{\text{вых}}, \text{ }^\circ\text{C}$	$k, \text{ }^\circ\text{C}/(\text{т}/\text{час})$	$T_1, \text{ такт}$	$T_2, \text{ такт}$	$L, \%$
2	80	-0,095	1,1	0,47	97,5
3	92	-0,12	1,63	0,34	98,6

На базе нечёткой логики создан алгоритм адаптации, обеспечивающий переключение коэффициентов ПИД-регулятора в процессе работы котла-утилизатора. На рис. 4 приведен принцип переключения коэффициентов ПИД-регулятора в алгоритме адаптации.

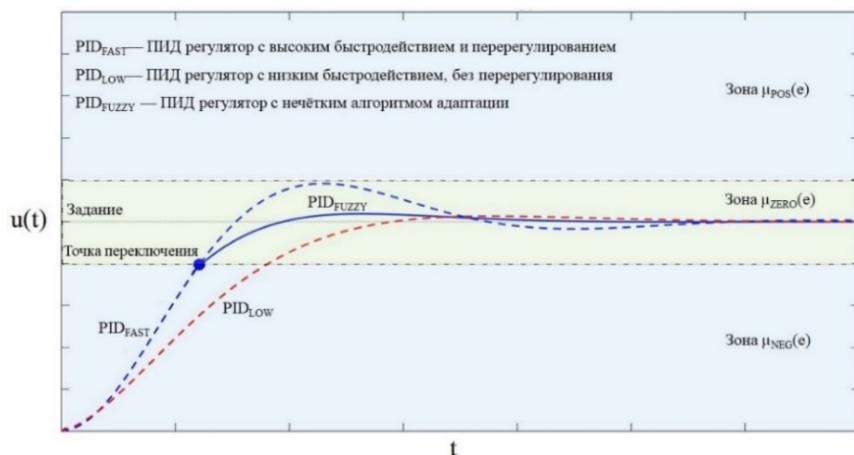


Рис.4 — Принцип переключения коэффициентов ПИД-регулятора в алгоритме адаптации

Переходный процесс разделён на три зоны. Нахождение температуры в конкретной зоне отклонений определяется по величине рассогласования  $e(t)$ . В зонах  $\mu_{Neg}(e)$  и  $\mu_{Pos}(e)$  нечёткий контроллер адаптации задаёт ПИД-регулятору коэффициенты, обеспечивающие системе управления высокое быстродействие с перерегулированием. В зоне  $\mu_{Zero}(e)$  алгоритм задаёт коэффициенты, обеспечивающие переходный процесс без перерегулирования. Переключение (точка переключения) между двумя наборами коэффициентов регулятора происходит при переходе сигнала рассогласования через границы зон:  $\mu_{Neg}(e)$  и  $\mu_{Zero}(e)$ ;  $\mu_{Pos}(e)$  и  $\mu_{Zero}(e)$ .

В качестве входных переменных нечёткого контроллера адаптации используются: лингвистическая переменная «Заданная температура»,  $T^*$ , и лингвистическая переменная «Ошибка управления»,  $e(t)$ . При фазификации реальный диапазон заданного значения  $T_{\text{вых}}^*(t)$  был представлен лингвистической переменной с тремя термами:  $T^* = \{Tz_1, Tz_2, Tz_3\}$ . Для всех терм-множеств  $T^*$  выбраны треугольные функции принадлежности. Ошибка управления  $e(t)$  была представлена лингвистической переменной с тремя термами:  $E = \{Neg, Zero, Pos\}$ . Для термина  $Neg$  выбрана Z-образная функция принадлежности, для термина  $Zero$  выбрана треугольная функция принадлежности, для термина  $Pos$  выбрана S-образная функция принадлежности.

Правила базы правил позволяют определить момент переключения набора коэффициентов регулятора с помощью нечёткого вывода по алгоритму Сугено: отклик определяется выбором активизированного правила с максимальным значением функции принадлежности:

$$i_{T^*} = \arg \max_{Tz \in T^*} \{ \mu_{Tz} (T_{\text{вых}}^*(t)) \} \quad (16)$$

$$j_E = \arg \max_{e \in E} \{ \mu_e (e(t)) \} \quad (17)$$

Набор коэффициентов ПИД-регулятора определяется по текущим значениям  $T_{\text{вых}}^*(t)$ ,  $e(t)$  в результате расчёта (16), (17) с помощью базы продукционных правил:

$$R_{ij} : \text{Если } (T_{\text{вых}}^*(t) = Tz_i) \wedge (e(t) = E_j), \text{ то } \Delta(t) = \Delta_{iT^*, jE} \quad (18)$$

Для каждого режима работы котла-утилизатора рассчитаны три набора коэффициентов ПИД-регулятора, обеспечивающие разные переходные процессы. В табл. 5 приводятся значения рассчитанных наборов коэффициентов ПИД-регулятора  $\Delta = \langle K_n, K_u, K_d \rangle$ .

Таблица 5 — Результат расчёта коэффициентов ПИД-регулятора

$T^*$	$E$		
	$Neg$	$Pos$	$Zero$
$Tz_1$	$\langle 11.67, 22.64, 1.51 \rangle$	$\langle 11.67, 22.64, 1.51 \rangle$	$\langle 14.97, 14.98, 3.81 \rangle$
$Tz_2$	$\langle 10.68, 9.27, 3.07 \rangle$	$\langle 10.68, 9.27, 3.07 \rangle$	$\langle 3.34, 4.31, 0.65 \rangle$
$Tz_3$	$\langle 19.26, 13.68, 5.1 \rangle$	$\langle 19.26, 13.68, 5.1 \rangle$	$\langle 3.25, 2.58, 1.02 \rangle$

Наборы столбцов  $Neg$  и  $Pos$  обеспечивают перерегулирование не более 10%, время переходного процесса – не более 7 тактов. Набор столбца  $Zero$  обеспечивает перерегулирование не более 1%, время переходного процесса не превышает 15 тактов.

**Четвертая глава** посвящена автоматизации процедуры расчёта коэффициентов ПИД-регулятора базы правил нечёткого алгоритма адаптации. В случаях, когда невозможно использовать нейросетевую модель объекта для идентификации приближенных моделей частотными методами, разработана методика идентификации параметров приближенной модели по переходной функции объекта управления в онлайн режиме.

При реализации методики были созданы группы нейронных сетей прямого распространения: для нахождения зависимостей между переходными характеристиками объекта управления и параметрами приближенных моделей (идентификация); для нахождения зависимостей между параметрами приближенных моделей и оптимальными коэффициентами ПИД-регулятора (расчет коэффициентов). Обучающие выборки для первой группы генерировались автоматически, методом обратного инжиниринга: для области пространства параметров рассчитывались временные ряды переходных функций, которые затем выступали в качестве входных векторов нейросетей идентификации. Обучающие выборки для группы расчета коэффициентов формировались с помощью численного расчета оптимальных параметров для соответствующих значений параметров приближенных моделей. Приближенные модели представлены колебательным звеном с параметрами  $p_1 = (k, T, \xi)$  и аperiодическим звеном 2-го порядка с параметрами  $p_2 = (k, T_1, T_2)$ . Структурная схема адаптивной системы управления с функцией автоматического расчёта коэффициентов ПИД-регулятора приводится на рис.5.

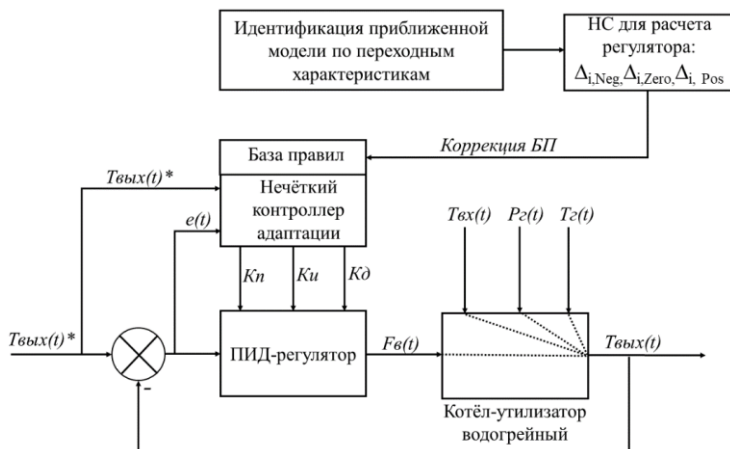


Рис.5 — Структурная схема адаптивной системы управления теплогенерацией котла-утилизатора с функцией автоматического расчёта коэффициентов ПИД-регулятора

Алгоритм автоматического расчёта коэффициентов ПИД-регулятора приводится ниже. На входе объекта управления формируется воздействие:

$$u(t) = \begin{cases} u_1, & npi \quad t = 0 \\ u_2, & npi \quad t > 0 \end{cases} \quad (19)$$

Наблюдается выход объекта управления в фиксированные моменты времени:

$$y_n = y_{OY}(t_n), \quad t_n = \begin{cases} 0, & npi \quad n = 1 \\ t_{n-1} + \Delta t, & npi \quad n > 1 \end{cases} \quad (20)$$

Было установлено, что на основании данных по изменению сигнала на

выходе объекта управления, нейронная сеть не может точно идентифицировать параметры объекта управления. Размерность входного вектора нейронных сетей была расширена за счёт пропуска сигнала с выхода объекта управления через фильтры Баттерворта с передаточной функцией вида  $W_{\phi k}(p) = (1 + a_k p)^{-1}$  и разными частотами среза, в результате чего формируются дополнительные временные ряды  $g_n^{(k)} = g^{(k)}(t_n)$ .

Размерность входного вектора нейронных сетей определяется по результатам эксперимента. При реализации количество используемых фильтров равно трём. Сформированы временные ряды сигналов, с фиксированным количеством отсчётов  $N$ , при реализации было задано  $N=30$ :

$$\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_n, \dots, y_N), \quad \mathbf{g}^{(k)} = (g_1^{(k)}, \dots, g_n^{(k)}, \dots, g_N^{(k)}), \quad k = \overline{1,3}. \quad (21)$$

На вход нейронных сетей подается вектор:

$$\mathbf{Y} = (\mathbf{y} \quad \mathbf{g}^{(1)} \quad \mathbf{g}^{(2)} \quad \mathbf{g}^{(3)})^T \quad (22)$$

На основании (22) нейронные сети рассчитывают параметры приближенных моделей с типовыми структурами:

$$\mathbf{r}_j = f_j^{HC}(\mathbf{Y}), \quad j = \overline{1,2} \quad (23)$$

Для каждой приближённой модели рассчитывается переходная функция:

$$h^{(j)}(t) = \int_0^t G_j(\mathbf{r}_j, t - \tau) u(\tau) d\tau, \quad (24)$$

где  $G_1(\mathbf{r}, t) = L^{-1} \left( \frac{r_1}{r_2^2 p^2 + 2r_3 r_2 p + 1} \right)$ ,  $G_2(\mathbf{r}, t) = L^{-1} \left( \frac{r_1}{(r_2 p + 1)(r_3 p + 1)} \right)$ , которая сравнивается с выходом реального объекта в фиксированные моменты времени:

$$h_n^{(j)} = h^{(j)}(t_n), \quad \mathbf{h}^{(j)} = (h_1^{(j)}, \dots, h_n^{(j)}, \dots, h_N^{(j)})^T, \quad (25)$$

Выбор наилучшей упрощенной модели осуществляется по оценке минимального значения суммы расстояний отклонения:

$$m = \arg \min_{j=\overline{1,2}} \left( \left\{ \rho(\mathbf{y}, \mathbf{h}^{(j)}) \right\} \right), \quad \rho(\mathbf{y}, \mathbf{h}) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y_n - h_n|. \quad (26)$$

Расчёт оптимальных настроек регулятора осуществляется с помощью обученной нейронной сети:

$$\mathbf{P}_i = \begin{bmatrix} \Delta_{i,Neg} \\ \Delta_{i,Zero} \\ \Delta_{i,Pos} \end{bmatrix} = f_m^{HCPP}(\mathbf{r}_m) \quad (27)$$

где  $\Delta_{i,Neg}$ ,  $\Delta_{i,Zero}$ ,  $\Delta_{i,Pos}$  — наборы коэффициентов регулятора базы правил нечёткого алгоритма адаптации для  $i$ -той опорной точки  $T_{вых}^*(t)$ .

Рассчитанные нейронными сетями коэффициенты ПИД-регулятора пересылаются в базу правил нечёткого алгоритма адаптации. На рис. 6 приведена Simulink-модель, реализующая разработанную систему управления теплогенерацией котла-утилизатора в среде моделирования динамических систем.

При проведении вычислительного эксперимента на входы нейросетевой

модели:  $T_{ex}$ ,  $P_z$ ,  $T_z$  подавались реальные значения технологических параметров снятые в процессе эксплуатации установки.

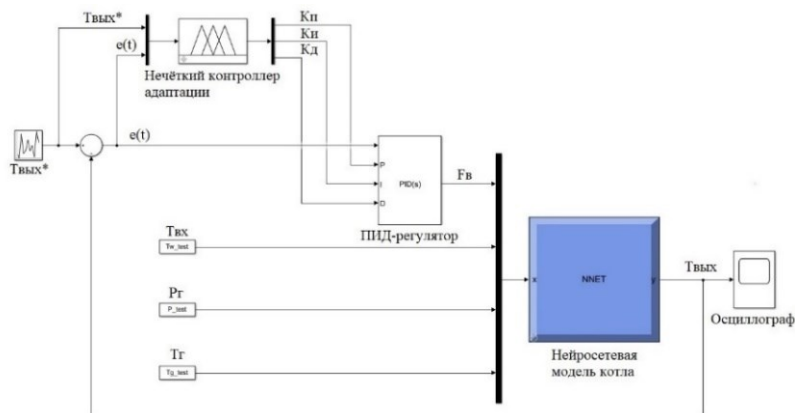


Рис.6 — Simulink-модель адаптивной системы управления теплогенерацией котла-утилизатора

На рис. 7 приводятся результаты моделирования системы управления, для случая, когда коэффициенты регулятора в алгоритме адаптации рассчитаны нейронными сетями (НС расчёт) и для случая, когда коэффициенты регулятора рассчитаны экспертом (табл. 5).

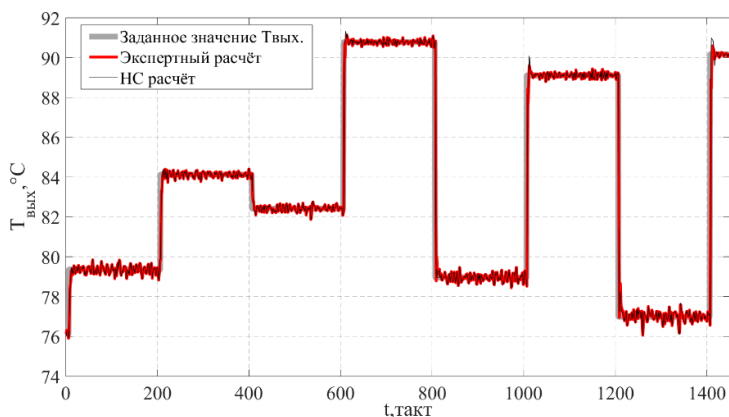


Рис.7 — Результат моделирования системы управления теплогенерацией котла-утилизатора при изменении режима работы  $T_{вых}^*(t)$

Исходя из графиков переходного процесса, обе системы управления обрабатывают задание при изменении технологических параметров  $T_{ex}$ ,  $P_z$ ,  $T_z$  без потери качества управления во всех режимах функционирования котла-утилизатора. Отклонение температура сетевой воды на выходе из котла-утилизатора не превышает  $1^\circ\text{C}$ .

**В заключении** диссертации формулируются основные результаты работы.

## ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ

1) Методами структурной теории и спектрального анализа распределенных систем разработана и реализована многомерная динамическая модель процесса теплогенерации в водогрейном котле-утилизаторе с учетом пространственной распределенности процесса. На её основе получены сосредоточенные приближенные модели, параметры которых существенно изменяются при различных режимах работы котла-утилизатора, что послужило основанием для разработки нечеткого алгоритма адаптации коэффициентов ПИД-регулятора температуры воды на выходе котла-утилизатора.

2) На базе рекуррентной нейронной сети разработана динамическая всережимная модель котла-утилизатора. Данные, регистрируемые информационно-измерительной системой, использовались для подготовки обучающей выборки рекуррентной нейросетевой модели (NARX-сети), что представляет собой пассивную идентификацию. Для обучения сети были выделены характерные участки интенсивного изменения технологических параметров в процессе эксплуатации котла-утилизатора. Точность полученной модели оценивалась по средней абсолютной ошибке и составила  $0,68\text{ }^{\circ}\text{C}$  в режиме номинальной нагрузки.

3) Разработана методика структурно-параметрической идентификации приближенных моделей на основе частотных характеристик нейросетевой модели. Методика использовалась для получения приближенных моделей котла-утилизатора в определенных опорных точках. Путём активного воздействия на нейросетевую модель котла-утилизатора для каждой опорной точки вычислены её частотные характеристики, которые затем использовались для подбора параметров двух структур моделей — «колебательное звено» и «апериодическое звено второго порядка». Подобранные параметры обеспечивают наилучшее совпадение частотных характеристик этих моделей с частотными характеристиками нейросетевой модели котла-утилизатора. Окончательный выбор приближенной модели для каждой опорной точки осуществлялся по наибольшему значению оценки совпадения.

4) Разработана методика построения нечёткого алгоритма адаптации коэффициентов ПИД-регулятора. Выполнен расчёт оптимальных коэффициентов ПИД-регулятора для каждой приближенной модели котла-утилизатора по выбранному критерию. Определены функции принадлежности входов и выхода нечёткого контроллера адаптации модели Сугено. Разработана база правил для нечёткого контроллера. Получены аналитические выражения для расчёта нечёткого вывода.

5) Разработаны и реализованы алгоритмы генерации обучающих выборок для нейронных сетей, предназначенных для идентификации приближенных моделей с структурами «колебательное звено» и «апериодическое звено второго порядка», а также для нейронных сетей расчёта оптимальных коэффициентов ПИД-регулятора. Диапазон параметров приближенных моделей при генерации выборок охватывает все режимы функционирования котла-утилизатора. Обученные нейронные сети являются составной частью алгоритма автоматической корректировки коэффициентов ПИД-регулятора базы правил нечёткого алгоритма адаптации.

6) Решение задач, поставленных в диссертационном исследовании, на основе разработанных методик позволило обеспечить стабильное качество управления во всех режимах функционирования котла-утилизатора.

Разработана и апробирована компьютерная модель системы в пакете MATLAB Simulink. Результаты компьютерного моделирования подтверждают точность поддержания температуры на выходе котла в пределах  $\pm 1$  °C от заданной на всём диапазоне изменения уставки. Таким образом можно считать, что полученный результат отвечает технологическим требованиям, а основная цель диссертационного исследования — снижение расхода газа тепловой электростанции за счёт повышения точности поддержания заданных режимов теплогенерации котла-утилизатора в условиях нелинейности и нестационарности объекта управления — достигнута.

## СПИСОК ОСНОВНЫХ РАБОТ ОПУБЛИКОВАННЫХ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

### Публикации в изданиях из перечня ВАК:

1. **Лысенко Д.С.** Использование нейронных сетей для идентификации приближенных моделей котлоагрегата, функционирующего в разных режимах // Автоматизация и информатизация ТЭК. – 2024. – № 10(615). – С. 16–23.
2. Данилушкин И.А. Динамическая модель водогрейного котла утилизатора / И.А. Данилушкин, С.А. Колпашиков, **Д.С. Лысенко** // Вестник Самарского государственного технического университета. Сер. Технические науки. – 2023. – Том 31. №2. – С. 31-42.
3. **Лысенко Д.С.** Адаптивная система управления температурой сетевой воды на выходе котла-утилизатора // Вестник Самарского государственного технического университета. Сер. Технические науки. – 2022. – Том 30. №4. – С. 33-48.
4. **Лысенко Д.С.** Интеллектуальная система адаптации типовых законов автоматического регулирования с функцией идентификации структуры и параметров объекта // Вестник Самарского государственного технического университета. Сер. Технические науки. – 2022. – Том 30. №1. – С. 46-61.
5. **Лысенко Д.С.,** Данилушкин И.А., Динамическая модель котла-утилизатора на базе рекуррентной нейронной сети// Вестник Самарского государственного технического университета. Сер. Технические науки. – 2020. – Том 28. №2(66). – С. 59-72.

### Публикации в прочих изданиях:

6. **D. Lusenko**, "Waste Heat Boiler Control System Based on Neural network Technology and Fuzzy Logic," 2022 International Russian Automation Conference (RusAutoCon), 2022, pp. 772-776.
7. **D. Lusenko**, "Intelligent System For Adapting Typical Laws Of Automatic Control Based On Neural Networks," 2022 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM), 2022, pp. 1123-1127.
8. **D. Lusenko**, I. Danilushkin, "Adaptation Algorithm for the Parameters of the Heat Carrier Temperature Controller of the Waste Heat Boiler Based on Neural Network," 2021 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM), 2021, pp. 536-540.
9. **D. Lusenko**, I. Danilushkin, "Development of a Waste-Heat Boiler Model Based on Recurrent Neural Networks," 2020 International Russian Automation Conference (RusAutoCon), 2020, pp. 560-565.
10. **D. Lusenko**, I. Danilushkin, "Development of a Waste-Heat Boiler Model Based on a Fuzzy Logic Apparatus", 2019 XXI International Conference Complex Systems: Control and Modeling Problems (CSCMP), Samara, Russia, 2019, pp. 139-142.

11. **Лысенко Д.С.** Нейросетевая система проектирования типовых регуляторов// Информационные технологии в электротехнике и электроэнергетике: материалы XIII Всерос. науч.-техн. конф. Чебоксары: Изд-во Чуваш. ун-та, 2022. – С. 18-20.

12. **Лысенко Д.С.** Алгоритм нейросетевой идентификации параметров и структуры объекта. Приоритетные направления инновационной деятельности в промышленности: сборник научных статей XII международной научной конференции. 30-31 декабря 2021 г. Часть 1 – Казань: ООО «Конверт», – 2021. – С.95-97.

13. **Лысенко Д.С.** Алгоритм адаптации параметров ПИ-регулятора температуры воды на выходе из котла-утилизатора//Динамика нелинейных дискретных электротехнических и электронных систем: материалы 14-й Всерос. науч.-техн. конф. – Чебоксары: Изд-во Чуваш. ун-та, 2021. – С. 24-28.

14. **Лысенко Д.С.** Разработка модели котла-утилизатора на базе рекуррентной нейронной сети. Фундаментальные проблемы управления производственными процессами в условиях перехода к индустрии 4.0: тезисы докладов научного семинара в рамках международной научно-технической конференции "Автоматизация". – Челябинск: Издательский центр ЮУрГУ, 2020. – С. 202-205.

15. **Лысенко Д.С.** Нейросетевая адаптация параметров регулятора температуры воды на выходе котла-утилизатора// Наука. Технологии. Инновации// Сборник научн. трудов в 9 ч. Ч.2 – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2020. – С. 189-193.

16. **Лысенко Д.С., Данилушкин И.А.** Моделирование котла-утилизатора на базе рекуррентной нейронной сети// Информационные технологии в электротехнике и электроэнергетике: материалы XII Всерос. науч.-техн. конф. Чебоксары: Изд-во Чуваш. ун-та, 2020.– С. 142-145.

17. **Лысенко Д.С.** Идентификация нечёткой модели котла-утилизатора по данным пассивного эксперимента // Материалы XI Всероссийской научной конференции с международным участием «Математическое моделирование и краевые задачи» (27–30 мая 2019 г., Самара, Россия). Т.1. Самара: СамГТУ, 2019. С. 320–323.

Автореферат отпечатан с разрешения диссертационного совета 24.2.377.04, созданного на базе ФГБОУ ВО «Самарский государственный технический университет» (протокол № 5 от «21» октября 2025 г.) Тираж 100 экз. Заказ № \_\_\_\_\_

Формат 60×84/16. Бумага офсетная. Усл. печ. л. 1,0. Отпечатано в типографии. ФГБОУ ВО «Самарский государственный технический университет» Отдел типографии и оперативной печати, 443100, г. Самара, ул. Молодогвардейская, 244