

Старооскольский технологический институт им. А.А. Угарова (филиала) ФГАОУ  
ВО «Национальный исследовательский технологический университет «МИСиС»

На правах рукописи

ФОМИН АНДРЕЙ ВЯЧЕСЛАВОВИЧ

**АДАПТИВНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ПЕЧАМИ ОТЖИГА МЕТАЛЛА  
НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОЙ НАСТРОЙКИ ПАРАМЕТРОВ  
ЛИНЕЙНЫХ РЕГУЛЯТОРОВ**

Специальность 05.13.06. – «Автоматизация и управление технологическими  
процессами и производствами (промышленность)»

Диссертация на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Научный руководитель  
доктор технических наук, профессор  
Еременко Юрий Иванович

Москва – 2018

## ОГЛАВЛЕНИЕ

Введение.....	6
ГЛАВА 1. Анализ условий применимости адаптивных систем для управления нагревательными печами в металлургии.....	11
1.1. Характеристика нагревательных металлургических печей и их технологических режимов.....	11
1.2. Анализ особенностей печей отжига металла как объекта управления.....	19
1.3 Анализ методов построения оптимальных и адаптивных регуляторов .....	22
1.4 Анализ классических методов настройки ПИД-регуляторов.....	25
1.5 Применимость классических методов настройки параметров ПИД- регулятора для управления печью отжига металла .....	27
1.6 Анализ интеллектуальных методов настройки ПИД-регулятора .....	42
1.7 Постановка задачи на разработку адаптивного метода настройки параметров линейных регуляторов печей отжига .....	45
1.8 Выводы по главе .....	46
ГЛАВА 2. Разработка адаптивной системы управления печами отжига на основе применения нейросетевого настройщика параметров пи-регулятора во время отработки переходных процессов .....	49
2.1 Постановка задачи.....	49
2.2. Описание нейросетевого настройщика .....	52
2.3 Обучение настройщика.....	56
2.4 Описание базы правил, реализованной в нейросетевом настройщике .....	61
2.5 Проведение сравнительного моделирования .....	67
2.6 Описание правил, реализованных в нейросетевом настройщике для управления печью во время процесса остывания .....	74
2.7 Выводы по главе .....	78
ГЛАВА 3. Разработка способа компенсации влияния возмущающих воздействий, действующих на печь отжига, на базе нейросетевого настройщика параметров	

ПИ-регулятора .....	80
3.1 Усовершенствованная функциональная схема нейросетевого настройщика	80
3.2 Создание базы правил для компенсации влияния возмущающих воздействий.....	81
3.3 Проведение моделирования режима компенсации влияния возмущений с применением нейросетевого настройщика.....	91
3.4 Модернизация правил для переходных процессов.....	95
3.5 Выводы по главе .....	100
ГЛАВА 4. Разработка программно-технического комплекса реализации нейросетевого настройщика в рамках программируемых логических контроллеров.....	101
4.1 Описание САУ печей отжига .....	101
4.2 Программная реализация модуля нейросетевого настройщика параметров ПИ-регулятора .....	104
4.3 Разработка системы визуализации управления .....	111
4.4 Проведение натурного лабораторного эксперимента .....	114
4.5 Выводы по главе .....	126
ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....	127
СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ.....	129
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	130
ПРИЛОЖЕНИЕ А. Акты об использовании.....	147
ПРИЛОЖЕНИЕ Б. Программный код на языке SCL реализации нейросетевого настройщика для печи отжига металла.....	150

## ВВЕДЕНИЕ

### Актуальность темы и степень ее разработанности.

Черная металлургия России является одной из базовых и интенсивно развивающихся отраслей отечественной промышленности. Металлургический комплекс является материало и энергоемким производством, потребляющим значительное количество ресурсов и топлива.

Одними из основных потребителей энергии являются нагревательные печи, в частности, в составе цехов проката металла. Снижение доли брака по термообработке, с учетом материала и энергии, потраченных на его производство, даже на доли процента может принести существенный экономический эффект. В связи с этим актуальной является задача повышения качества управления подобными объектами.

В подавляющем большинстве случаев для управления ими используются линейные ПИ или ПИД-регуляторы. Однако, нелинейность печи, вызванная различием температурных режимов, масс садки, действия возмущений, таких как, например, работа штор загрузки/выгрузки металла, влиянием соседних зон печи друг на друга, изменение теплотворных свойств газа, приводит к снижению качества регулирования температуры, результатом чего может быть брак продукции. Среди всех нагревательных печей прокатного производства в наибольшей степени указанная нестационарность свойственна печам отжига.

Одним из способов решения данного противоречия между линейностью алгоритма управления и нелинейностью самого объекта является использование оптимальных и адаптивных систем управления. Применению методов оптимального управления посвящены работы В.Н. Афанасьева, С.П. Круглова, А.А. Красовского, А.М. Летова, А.А. Павлова, И.К. Романовой, В.И. Уткина, Н.В. Фалдина, А.А. Колесникова, А.А. Фельдбаума, Н.Н. Карабутова, С.А. Красновой. Методы адаптивного управления отражены в работах В.Я. Ротача, А.Г. Александрова, А.М. Шубладзе.

Однако их применение сопряжено со следующими трудностями: для эффективного использования оптимальных систем необходимо наличие актуальной и адекватной математической модели объекта управления, что требует проведения процедуры идентификации. Сама же идентификация является отдельной сложной задачей и часто практически неосуществима в реалиях действующего непрерывного производства. Применение адаптивных методов настройки, использующих в качестве закона управления алгоритм, отличный от классического ПИ-алгоритма, сопряжено с трудностями, связанными с отсутствием ясного и структурно обоснованного алгоритма работы и результатов промышленных испытаний подобных регуляторов. Кроме того, низкий процент внедрения данного класса систем вызван настороженным отношением реального производства к отказу от ПИ-алгоритма и его замене на регулятор иного типа в сочетании со значительной стоимостью такой модернизации.

В связи с вышеперечисленным, одним из актуальных направлений в построении подобного класса систем является разработка методов адаптации, производящих подстройку параметров действующего на производстве ПИ-регулятора в реальном масштабе времени.

Подобные методы оперативной адаптации ПИ-регуляторов можно условно выделить два подкласса:

- 1) классические методы, в основе которых лежит первичная идентификация объекта управления с последующим вычислением параметров регулятора. Разработка и применение классических методов настройки ПИД-регуляторов рассмотрено в работах В.Я. Ротача, Е.Г. Дудникова, В.Л. Бажанова. Основной проблемой данных подходов является сложность построения модели объекта управления в условиях производства. В частности, при использовании тестовых сигналов, подаваемых в канал управления, результаты идентификации могут различаться даже для одинаковых начальных условий эксперимента.

- 2) интеллектуальные методы: экспертные системы, нечеткая логика, нейронные сети. Вопросам применения интеллектуальных методов в задаче

настройки ПИ/ПИД-регулятора посвящены работы Ю.И. Кудинова, Н.Д. Егупова, А.А. Ускова, С. Омату, М.Д. Климовицкого, Л.Д. Певзнера. Перспективность их применения определяется тем фактом, что в реальности инженер АСУ ТП производит настройку регулятора на основе своих знаний и опыта, при этом ему не требуется модель ОУ. Все это может быть в некоторой степени учтено при использовании интеллектуальных методов, позволяющих моделировать поведение человека. Однако решения на базе нечеткой логики и экспертных систем остаются привязанными к динамике конкретного ОУ ввиду отсутствия механизмов оперативного обучения. Нейронные сети обладают механизмами обучения, однако, его не требуется вести постоянно (что определяет проблему выбора моментов для проведения данной процедуры), так как возможны ситуации, когда необходимость настройки коэффициентов отсутствует. Кроме того, существует задача не только обучения нейронной сети, но и необходимости оперативной настройки её параметров.

Исходя из вышеперечисленных особенностей печей отжига и анализа методов настройки ПИ-регуляторов, актуальной является научно-техническая задача повышения качества управления печами отжига металла за счет построения системы автоматической оперативной настройки параметров ПИ-регуляторов на основе интегрирования в единую систему аппарата нейронных сетей (НС) и метода их оперативной настройки.

**Целью диссертационной работы** является разработка адаптивной системы управления печами отжига, позволяющей повысить качество регулирования температуры, за счет разработки и применения интеллектуальной системы настройки ПИ-регулятора, синтезирующей в себе аппарат нейронных сетей с функцией настройки её параметров.

**Задачи исследования.** Достижение цели работы требует решения следующих задач:

- анализ теплотехнологических особенностей тепловых объектов управления металлургической промышленности с целью выявления объектов, задача адаптации для которых стоит наиболее остро;

- анализ применимости существующих методов настройки регуляторов на печах отжига с учетом теплотехнологических особенностей их работы;
- разработка подхода к построению системы адаптивного управления печью отжига на основе применения нейросетевого настройщика параметров ПИ-регулятора: выбор структуры НС, методов обучения, создание базы правил. Моделирование работы нейросетевого настройщика в режиме переходных процессов на модели печи отжига;
- разработка метода компенсации влияния действующих на печь отжига возмущений с помощью нейросетевого настройщика и их классификация. Реализация в нейросетевом настройщике подсистемы, производящей настройку регулятора на режим возмущений: разработка базы правил, алгоритма определения типа возмущений. Моделирование работы настройщика в данном режиме;
- разработка алгоритма реализации предложенного способа адаптации с применением нейросетевого настройщика;
- программная реализация нейросетевого настройщика на базе контроллеров Siemens Simatic S7-300/400, проведение натурных лабораторных экспериментов.

#### **Научные положения, выносимые на защиту**

- адаптивная система управления печами отжига металла с применением системы настройки параметров ПИ-регуляторов, включающей в себя аппарат нейронных сетей и базу правил с целью улучшения качества переходных процессов;
- база правил для нейросетевого настройщика параметров ПИ-регулятора для печи отжига, в формализованном виде описывающая действия инженера-наладчика АСУТП по настройке ПИ-регулятора в режимах нагрева и остывания при ступенчатом изменении задания;
- способ компенсации влияния действующих на печь возмущающих воздействий с использованием нейросетевого настройщика параметров ПИ-

регулятора для повышения качества управления в установившемся режиме;

- алгоритм функционирования нейросетевой системы адаптации параметров ПИ-регулятора, позволяющий в реальном времени изменять коэффициенты регулятора в соответствии с изменением состояния печи отжига;
- программная реализация нейросетевого настройщика параметров ПИ-регулятора на программируемых логических контроллерах на примере семейства контроллеров Siemens Simatic S7 300/400.

**Научная новизна** диссертационной работы заключается в следующем:

- предложен метод автоматической адаптации для системы управления печами отжига, отличающийся применением нейросетевого настройщика параметров ПИ-регулятора;
- разработана база правил, обеспечивающая настройку параметров ПИ-регулятора при ступенчатой смене температурных уставок с учетом особенностей режимов нагрева и остывания, формально описывающая действия инженера-наладчика АСУ ТП;
- предложен способ компенсации влияния возмущающих воздействий на печь отжига, основанный на коррекции параметров нейронной сети, в соответствии с динамикой возмущений;
- разработан алгоритм, реализующий функцию динамической коррекции параметров нейронной сети настройщика, обеспечивающий адаптацию коэффициентов ПИ-регулятора;
- предложен программно-технический комплекс, реализующий систему адаптивного управления печью отжига на основе семейства программируемых логических контроллеров Simatic S7 300/400.

**Теоретическая значимость работы** заключается в разработке способа адаптации параметров ПИ-регулятора для печи отжига, который не требует в явном виде модели объекта управления и автономного предварительного обучения НС настройщика. Данный подход является развитием общей



методологии интеллектуализации систем управления промышленными агрегатами.

**Практическая значимость работы.** Предложенный в работе нейросетевой настройщик параметров ПИ-регулятора реализован в виде программно-технического комплекса для контроллеров Simatic S7-300/400, что делает возможным его использование инженерами АСУТП, обслуживающими печи отжига без специальной подготовки. Его применение позволит без участия оператора, производить как первоначальную настройку ПИ-регуляторов печи, так и оперативную настройку в процессе работы при изменении её состояния.

**Методология и методы исследования.** В работе использованы методы современной теории автоматического управления, интеллектуальные методы, такие как нейронные сети и экспертные системы. Методологическую и теоретическую основу диссертационной работы составили научные труды отечественных и зарубежных авторов в области металлургии, классических методов настройки ПИ-регуляторов, адаптивных и оптимальных систем управления, интеллектуальных систем управления.

**Достоверность результатов** диссертационного исследования подтверждается строгостью использования математических методов, результатами моделирования объекта и системы контроля и управления с помощью специализированного ПО Simulink Matlab, совпадением результатов натурных экспериментов на лабораторном оборудовании с результатами математического моделирования.

**Реализация и внедрение результатов работы.** Основные практические результаты, полученные при разработке адаптивной системы управления, используются на АО «Оскольский электрометаллургический комбинат» и рекомендованы к внедрению.

Результаты диссертационной работы используются в учебном процессе Старооскольского технологического института им. А.А. Угарова (филиала) ФГАОУ ВПО «Национальный исследовательский технологический университет

«МИСиС» в дисциплинах «Системы интеллектуального управления» и «Адаптивные и оптимальные системы управления».

**Апробация результатов.** Основные положения и результаты диссертационной работы докладывались, обсуждались и получили положительную оценку на 19 международных и всероссийских научно-технических конференциях: IV Всероссийская научная конференция молодых ученых с международным участием «Информатика, управление и системный анализ» (Тверь, 2016), International Siberian Conference on Control and Communications (SIBCON) (Astana, 2017), International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM) (Челябинск, Санкт-Петербург, 2016, 2017), Всероссийская школа-конференция молодых ученых «Управление большими системами», (Волгоград, Самара, Пермь, 2015-2017), Международная научно-практическая конференция «Современные сложные системы управления» (Липецк, 2017), XXVI международный научный симпозиум «Неделя горняка- 2017» (Москва, 2017), Всероссийская научно-практическая конференция (с международным участием) AS'2017 «Системы автоматизации в образовании, науке и производстве» (Новокузнецк, 2017), Международная конференция «Современные методы прикладной математики, теории управления и компьютерных технологий "ПМТУКТ"» (Воронеж, 2015-2017), Международная научно-практическая конференция «Современная металлургия нового тысячелетия» (Липецк, 2015-2016), Всероссийская научно-практическая конференция с международным участием «Современные проблемы горно-металлургического комплекса. Наука и производство» (Старый Оскол, 2014-2017).

**Связь исследований с научными программами:** исследования велись в рамках научно-исследовательских работ РФФИ (13-08-00532-а, 15-07-0609215), гранта Президента РФ № 14.У30.15.4865-МК, а также в рамках выполняемой в настоящее время научно-исследовательской работы прикладных научных исследований Министерством образования и науки Российской Федерации, договор № 14.575.21.0133 (RFMEFI57517X0133).

**Публикации.** Основные результаты (научных исследований) диссертационной работе опубликованы в 26 научных работах, из которых 7 – в периодических изданиях, рекомендованных ВАК, 5 – в материалах публикаций, индексируемых в SCOPUS, 14 – в иных научных сборниках; также получено 5 свидетельств о государственной регистрации программы для ЭВМ и 1 патент на изобретение.

**Структура и объемы работы.** Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка сокращений и условных обозначений, списка литературы из 168 наименований, 2 приложений, содержит 67 рисунков и 13 таблиц.

## **ГЛАВА 1. АНАЛИЗ УСЛОВИЙ ПРИМЕНИМОСТИ АДАПТИВНЫХ СИСТЕМ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ НАГРЕВАТЕЛЬНЫМИ ПЕЧАМИ В МЕТАЛЛУРГИИ**

Черная металлургия России является одной из базовых и интенсивно развивающихся отраслей отечественной промышленности. Согласно отчету о производстве стали в 2017 году, подготовленному и представленному Всемирной ассоциацией стали (World Steel Association, WSA) [159], Россия занимает шестое место в рейтинге мировых производителей стали.

Металлургический комплекс является материало и энергоемким производством, потребляющим значительное количество ресурсов и топлива. Одними из основных потребителей энергии являются нагревательные печи, в частности, в составе цехов проката металла. Снижение доли брака по термообработке, с учетом материала и энергии, потраченных на его производство, даже на доли процента может принести существенный экономический эффект. В связи с этим актуальной является задача повышения качества управления подобными объектами.

В главе определен класс печей, для которых данная задача является наиболее актуальной. Также проведен обзор существующих подходов к ее решению.

### **1.1. Характеристика нагревательных металлургических печей и их технологических режимов**

Целью данного анализа является выявление класса печей, параметры которых значительно меняются в процессе функционирования, что требует применения адаптивных алгоритмов управления.

Термическая печь – тепловой объект управления, служащий для термообработки различных металлических материалов. Термические печи можно классифицировать по технологическим признакам и назначению (закалочные,

отжигательные, цементационные и др.), по способу нагрева (электрические, пламенные, косвенного нагрева), по среде в рабочем пространстве (воздушная, газовая контролируемая среда, жидкая среда), по временному признаку (периодического и непрерывного действия).

Результатом термической обработки является повышение качества изделий или сообщение обрабатываемому материалу дополнительных свойств. Термической обработке подвергаются все виды проката: листовой и сортовой прокат, бунт, проволока, рельс, труба, швеллер, лента.

Генерация теплоты в печи происходит за счет превращения химических или электрических энергий в теплоту. Проводя классификацию по источнику тепловыделения, печи можно разделить на топливные, автогенные и электрические печи[108]:

- Топливные металлургические печи разделяются на два подкласса: пламенные и слоевые. В пламенных печах, рабочее пространство в малой степени заполнено обрабатываемым материалом, который располагается на поду печи. Большая часть рабочего пространства содержит дымовые газы и пламя, являющиеся теплоносителем для нагреваемого материала. Топливо, используемое в современных печах, может быть газообразным (природный газ) или жидким (мазут). Газообразное топливо сжигается с помощью горелок, мазут – с помощью форсунок. К классу пламенных печей относятся сталеплавильные (мартеновские) печи, широкий класс печей прокатных и кузнечнопрессовых производств: методические, кольцевые, роликовые печи, печи с выкатным подом и другие

- Автогенные печи. В данном классе печей, тепло генерируется реакциями окисления и горения веществ, содержащихся непосредственно в обрабатываемом материале. В черной металлургии такими печами являются конвертеры и двухвантные сталеплавильные печи. В данных печах, продувка жидкого чугуна кислородом вызывает окисление углерода и ряда других элементов, что приводит к выделению теплоты. Данный класс печей занимает промежуточное положение между топливными и автогенными печами.

- Электрические печи. В данном классе печей, проводя классификацию по способу преобразования электрической энергии в теплоту, можно выделить три подкласса печей: электродуговые, индукционные и печи сопротивления [45]. В металлургии электрические печи применяют для выплавки стали, производства ферросплавов, для нагрева металла перед обработкой давлением и при термической и термохимической обработке металлоизделий.

Дуговые печи используют принцип пропускания электрического тока через газовый промежуток между двумя электродами. Под действием электрического напряжения газ между электродами ионизируется и становится электропроводным. При этом в газовом промежутке возникает электрическая дуга, являющаяся зоной, в которой энергия электричества преобразуется в теплоту, при этом температура дуги составляет до  $6000^{\circ}\text{C}$  [108].

Индукционные печи используют свойства возникновения переменного магнитного поля вокруг проводника при движении сквозь него электрического тока. Помещение в магнитное поле нагреваемого тела, являющегося проводником, приводит к появлению в нём вихревых паразитических токов. Энергия вихревых токов преобразуется в тепловую, за счет чего и происходит нагрев обрабатываемого материала [16].

Нагрев в печах сопротивления происходит за счет протекания электрического тока через нагреваемый материал. Нагрев объясняется действием закона Джоуля-Ленца, согласно которому количество теплоты, выделяемое электрическим током при прохождении проводника, пропорционально его электрическому сопротивлению и квадрату тока.

Классифицируя печи по временному режиму работы, можно выделить следующие подклассы:

- печи непрерывного действия представлены печами прокатного производства: методические печи [23;90] (Рисунок 1.1) с шагающими подом или балками, кольцевые и роликовые печи. Технологический процесс в данном классе

печей идет непрерывно, материалы, как правило, перемещаются от загрузочных устройств к устройствам выдачи готовой продукции.

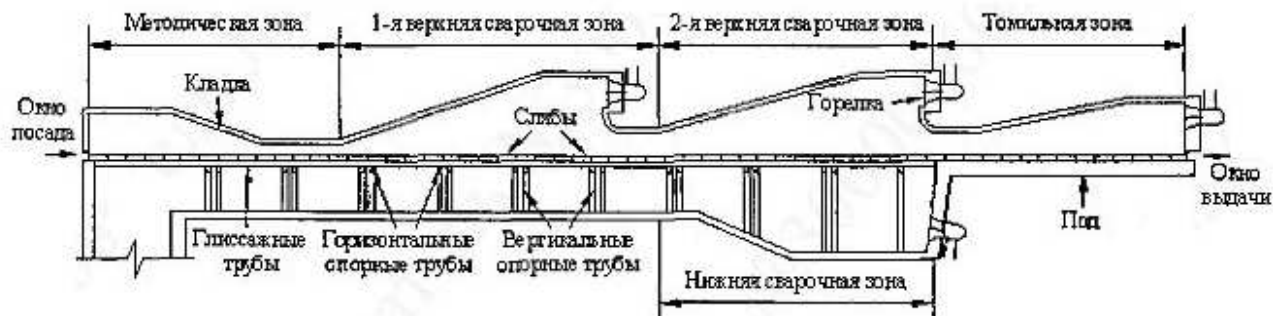


Рисунок 1.1 – Методическая толкательная печь

- Печи периодического действия. К ним относятся конвертеры, нагревательные колодцы, камерные печи различных конструкций. Данные агрегаты функционируют циклически. Цикл представляет собой загрузку обрабатываемого материала, проведение термической обработки и выгрузку (выпуск) полученной готовой продукции.

Несмотря на всё многообразие конструкционных и технических решений, наиболее распространенными и часто используемыми в металлургии, являются топливные нагревательные печи. Большинство металлургических предприятий, имеющих в своем составе прокатные цеха, использует топливные нагревательные печи для нагрева металла для дальнейшей прокатки на стане и тепловую обработку готового проката. В качестве топлива для таких печей может применяться электричество или природный газ. Использование электрических печей не получило значительного распространения в связи с низкой производительностью и высокой стоимостью термообработки. В связи с вышеизложенным, в дальнейшем, анализ будет произведен в отношении топливных нагревательных печей.

Нагревательные печи функционируют в соответствии с определенным технологическим режимом [22;23;54], вид которого определяется

технологической картой обработки металла. Основными технологическими процессами тепловой обработки металла являются [22;81]:

1) для сортового проката – нагрев перед прокатом, полный и гомогенизирующий отжиг, нормализация, закалка (патентирование);

2) для горячекатаного листа: а) нормализация или закалка с последующим отпуском; б) отжиг или высокий отпуск;

3) для холоднокатаного листа и ленты – рекристаллизационный отжиг;

4) для рельс – нормализация, изотермическая выдержка, отпуск;

Условно, вышеперечисленные виды термической обработки, можно разделить на два класса [98]:

А) Простой нагрев до определённой температуры с последующей выдачей металла для дальнейшего проката на воздух (нормализация) или в жидкие среды (закалка). Наиболее распространенным и энергоёмким видом простого нагрева является нагрев металла для прокатки, так как печь функционирует круглосуточно и термически обрабатывает большие объёмы металла.

Планирование посадки металла в нагревательную печь должно вестись таким образом, чтобы в печь, по возможности, сажался металл с одинаковой продолжительностью и температурой нагрева. Примеры режимов нагрева заготовок приведены в таблице 1.1. Печь загружается холодными и теплыми заготовками.

Особенностью нагревательного процесса является его стабильный температурный режим, находящийся в узком диапазоне температур. При работе печи в штатном режиме смена уставок производится лишь при переходе на другую технологическую карту нагрева и изменения температуры незначительны. Для нагрева перед прокатом в проходной нагревательной печи в штатном режиме работы постоянен объём металла, сажаемый в печь. Скорость нагрева металла колеблется в незначительных пределах и зависит от технологической карты и темпа проката на стане. Полноценный переходный процесс происходит лишь при выходе печи из ремонта или после технологического простоя на стане, когда температура в зонах печи снижается до дежурного режима (температуры



самовоспламенения газа). По этим причинам, печь нагрева металла для проката в процессе работы незначительно меняет свою динамику.

Таблица 1.1 – Пример режимов нагрева заготовок

Группа нагрева	Марки нагреваемых сталей	Общее время нагрева, мин.	Температура выдачи, °С	Температура в зонах, °С		
				Методическая 1 и 2, не выше	Сварочная 3 и 4	Томильная 5 и 6
1	40–50Г2, 33–40ХС, 40ХМФА, 40–50ХН, 35–38ХМ, 50ХФА, 40–45Х	240	1150–1180	1100	1150–1180	1150–1180
2	У7, У7А, У8, У8А, У8Г, У10А, 70–85, 70К, Ш2,	250	1120–1160	900	1150–1220	1160–1200
3	ШХ15, ШХ15СГ	330	1160–1120	950–1000	1210–1230	1180–1190

Б) Нагрев до определённой температуры с последующей изотермической выдержкой и, в завершение, регламентированным охлаждением или охлаждением вместе с печью (отжиг).

Для нагрева под нормализацию и закалку применяются проходные нагревательные печи, описанные ранее. Кроме подобных печей применяют специализированные проходные и камерные печи, предназначенные для термообработки конкретных видов продукции.

Для проведения отжига металла, применяют камерные печи и специальные протяжные печи под конкретный вид обрабатываемого материала (для сортового проката, полосы, бунта, проволоки).

На Рисунке 1.2 приведены некоторые режимы термообработки в печах ( $t_r$  – температура дыма;  $t_0$  – начальная температура металла;  $t_n$  – температура поверхности металла;  $t_c$  – температура середины металла;  $q_{пт}$  – плотность теплового потока на поверхности металла в процессе нагрева).

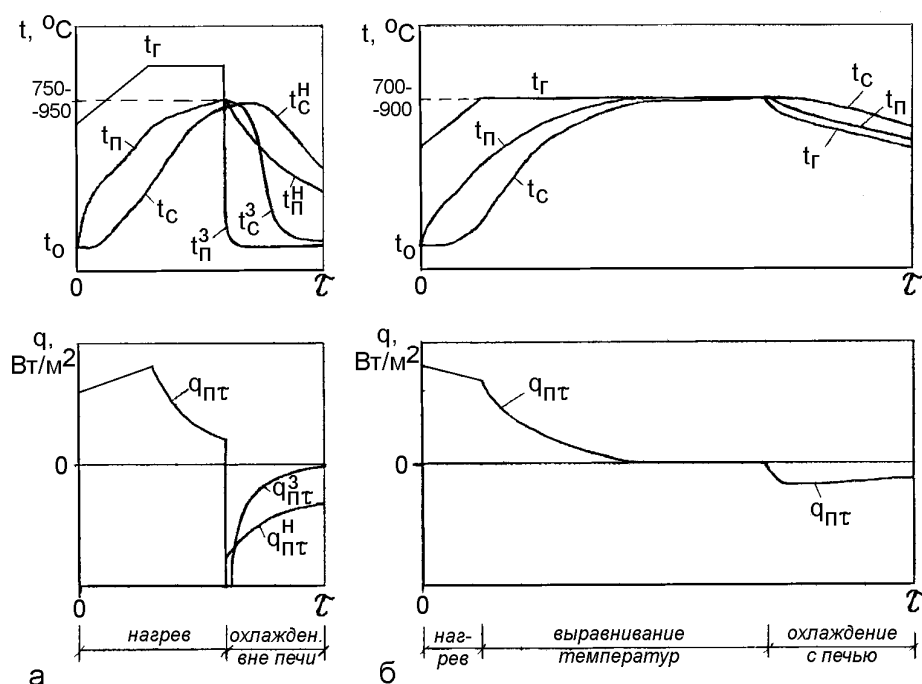


Рисунок 1.2 – Характерные режимы термообработки в термических печах: а – закалка (индекс "3") и нормализация (индекс "Н") в проходной печи; б – отжиг в камерной печи

В соответствии с Рисунком.1.2, специализированная на термической обработке (отжиге) печь должна обеспечивать заданный технологией температурно–временной режим обработки изделия и высокую равномерность нагрева изделия. Обычные нагревательные печи не всегда в состоянии обеспечить необходимую в термообработке равномерность и точность нагрева. Под качеством нагрева понимают такие параметры как: точность получения

установленных технологической картой нагрева температур, точность сохранения формы заготовки после воздействия термических напряжений.

При термической обработке металлопродукции перепад температуры по сечению в конце режима термообработки должен отсутствовать, или составлять не более  $5\text{--}10^{\circ}\text{C}$  [22]. При этом под перепадом температур в термических печах подразумевается перепад не по сечению, а по объему садки металла. Фактически – это разброс температуры по объему садки. При отжиге его величина обычно составляет  $5\text{--}10^{\circ}\text{C}$ , в то время как в нагревательных печах разброс температур находится в диапазоне  $80\text{--}100^{\circ}\text{C}$  и больше. Исходя из этого, к системе управления процессом отжига предъявляются достаточно высокие требования по точности регулирования температурного режима.

Отдельно из режимов термообработки необходимо выделить процесс гомогенизирующего отжига. Данный процесс схож с процессом нагрева для проката, однако разнится временем выдержки металла в печи. Если цикл нагрева в нагревательной печи составляет 2–4 часа (в зависимости от марки стали), то металл, подвергаемый гомогенизирующему отжигу, выдерживают в печи около 6–8 часов. Печь гомогенизации является садочной, то есть, температура во всех зонах одинакова и уставка по температуре составляет  $\sim 1180\text{--}1220^{\circ}\text{C}$  и не меняется в процессе гомогенизации. В связи с этим, динамика печи меняется незначительно, из-за чего задача внедрения адаптивных систем не является актуальной и не принесет значительного эффекта.

В отличие от гомогенизирующего отжига и нагревательных печей, особенностью процессов обычного отжига является широкий диапазон температурных уставок, зависящий от:

- 1) начальной температуры сажаемого в печь металла;
- 2) режима работы печи – проходной или садочный;
- 3) марки стали, сажаемой в печь;
- 4) времени выдержки металла;

5) технологической карты нагрева, где определены необходимые скорости нагрева и остывания металла.

Также, в отличие от печей нагрева, в печах отжига значительно разниться масса садки металла: начиная от массы одной заготовки до максимально загруженной печи. Максимальная загрузка, в свою очередь, зависит от профиля термообрабатываемого металла.

Широкий диапазон температурных режимов, различие масс садки и обрабатываемых профилей, приводит к значительному изменению динамики объекта управления и проявлению его нелинейных свойств, что негативно сказывается на точности и качестве управления ОУ.

Проведенный анализ позволяет выявить теплотехнологические особенности печи отжига, требующие адаптивного управления:

- 1) Вариация температурных режимов, температуры сажаемого металла.
- 2) Вариация технологических карт нагрева, определяющие скорости остывания, нагрева и времени выдержки металла.
- 3) Вариация массы садки металла, зависящая от профиля термообрабатываемого металла.

Данные особенности приводят к значительному изменению динамики объекта управления и проявлению его нелинейных свойств, что негативно сказывается на точности и качестве управления ОУ. Это вызвано тем, что ПИД-закон управления, в подавляющем большинстве случаев используемый для таких печей [114; 163], является линейным, а сам регулятор, как правило, настраивается единожды при пуске печи на усредненные показатели качества. В связи с этим, из всего многообразия металлургических нагревательных печей наиболее актуальным вопрос о постоянной подстройке регулятора в процессе функционирования является для печи отжига.

## **1.2. Анализ особенностей печей отжига металла как объекта управления**

Печь отжига служит для термообработки заготовок для придания им необходимых механических свойств. Требуемое для горения тепло производится с помощью газовых горелок, в которых сжигают смесь природного газа и воздуха. Рабочая зона печи снизу ограничена подом, на котором находятся нагреваемые заготовки, по бокам – стенками печи, верхняя часть зоны замыкается сводом, опирающимся на стенки печи. На торцах печи расположены окна для погрузки холодных и выдачи обработанных заготовок. Через вытяжную трубу в дымоход происходит отвод отработанных печных газов [64].

Вентилятор воздуха горения предназначен для подачи необходимого количества атмосферного воздуха на горелки для сжигания природного газа. Пуск вентиляторов при минимальной нагрузке и регулирование их производительности осуществляется автоматически или вручную электроприводными заслонками.

Как правило, управление печью осуществляется в полуавтоматическом режиме или ручном режиме. При работе в полуавтоматическом режиме нагреватель управляет тепловым режимом печи, используя контуры стабилизации системы автоматизации, самостоятельно выставляя уставки по необходимым величинам. В ручном режиме нагреватель осуществляет управление непосредственно исполнительными механизмами, вручную контролируя необходимые параметры. Печи отжига оснащены большим количеством устройств измерения и регулирования, обеспечивающих поддержание на заданном уровне всех параметров процесса. В соответствии со спецификой процессов автоматически регулируются, в основном, теплотехнические параметры: температура, давление, расходы, уровни, плотность и химический состав газов. Измеряемые в ходе процесса значения преобразуются на месте в стандартные электрические сигналы и передаются в помещения на посты управления. В качестве исполнительных органов в контурах регулирования используются дроссельные клапаны и регулируемые вентили с пневматическими сервоприводами. Типовая структурная схема САУ печи представлена на Рисунке 1.3. Из схемы следует, что средний уровень автоматизации представлен локальными регуляторами, реализующими классический контур управления с

обратной связью. Регулятором для этих контуров является, в подавляющем большинстве случаев, классический ПИ или ПИД-регулятор.

Таким образом, для управления печью отжига, как и для подавляющего большинства объектов управления в промышленности, используется ПИД-алгоритм управления [148; 163]. Причиной его широкого применения является простота построения и промышленного использования, ясный алгоритм функционирования, возможность применения для решения большинства практических задач и низкая стоимость [148; 150].

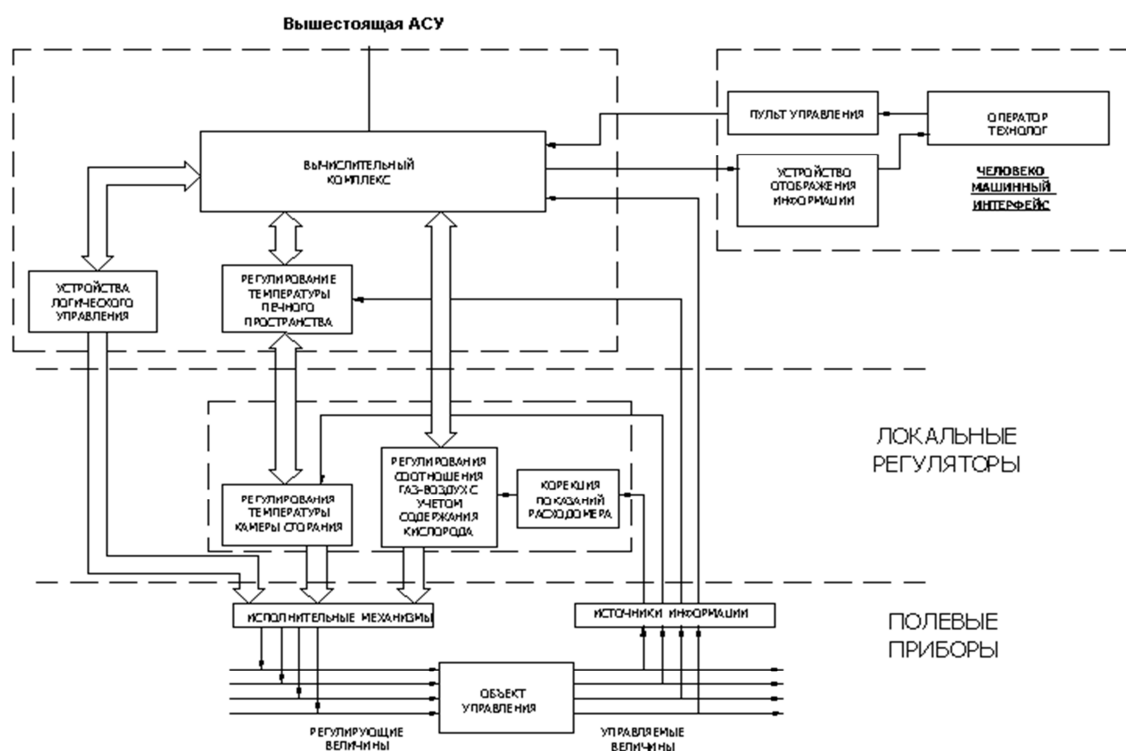


Рисунок 1.3 – Структурная схема САУ нагревательной печи

Однако такой регулятор является линейным динамическим звеном, в то время как реальный объект управления, как правило, существенно нелинеен [54; 100; 103].

Подобное несоответствие линейности регулятора и нелинейности объекта приводит к тому, что коэффициенты регулятора, полученные для печи отжига один раз при первичной настройке на конкретный режим работы объекта, не

позволяют получать сходных по качеству переходных процессов в других режимах (в случае изменения загрузки печи, изменения графика изменения уставок и т.п.). Это не позволяет обеспечить оптимальный режим управления и ведет к повышенному энергопотреблению. Для поддержания качества переходных процессов на необходимом уровне во всех режимах работы необходима адаптация регулятора под изменяющиеся параметры объекта управления.

Поэтому актуальной является задача организации адаптивного управления печью отжига, позволяющего учитывать изменение параметров объекта управления, с целью обеспечения необходимого качества технологического режима работы и повышения энергоэффективности печи.

Для достижения данной цели необходимо либо заменить ПИД-регулятор на оптимальный или адаптивный регулятор иной структуры, либо параметры ПИД-регулятора должны автоматически перенастраиваться (адаптироваться) в процессе эксплуатации объекта управления при различных изменениях в режиме его работы. Рассмотрим эти подходы подробнее.

### **1.3. Анализ методов построения оптимальных и адаптивных регуляторов**

Методам создания оптимальных регуляторов посвящено большое количество работ [8; 46; 53; 62; 70; 71; 88; 134]. Использование методов теории оптимального управления для синтеза регуляторов позволяют получить достаточно высокое качество управления технологическим процессом, учитывать изменение динамики объекта управления в окрестности управляемой точки.

Однако, несмотря на все многообразие оптимизационных целевых функций [115; 125; 148; 161], реальное использование данной группы регуляторов на производстве не получило должного распространения.

Это объясняется тем, что, несмотря на вышеперечисленные преимущества, методы теории оптимального управления имеют существенный недостаток – это

сложность решения известными методами дифференциальных, интегральных или интегродифференциальных оптимизационных уравнений для построения оптимального закона управления [61]. Другой сложностью препятствующей применению методов аналитического конструирования оптимальных регуляторов (АКОР), является отсутствие функциональной связи между реальными показателями качества управления и весовыми коэффициентами функционала оптимальности [61]. Поэтому синтез регулятора необходимо повторять большое число раз для получения требуемых показателей качества управления [96]. Так же для успешного функционирования данного класса методов необходимо наличие актуальной математической модели объекта управления, что приводит к достаточно сложной и нетривиальной задаче идентификации [100; 103].

Отдельно следует выделить использование метода пространства состояний для построения регулятора [8; 9; 101; 134] (Рисунок 1.4). Недостатками, препятствующими внедрению данного метода на производстве, является требование к адекватности математической модели объекта управления, математическая сложность реализуемых алгоритмов.

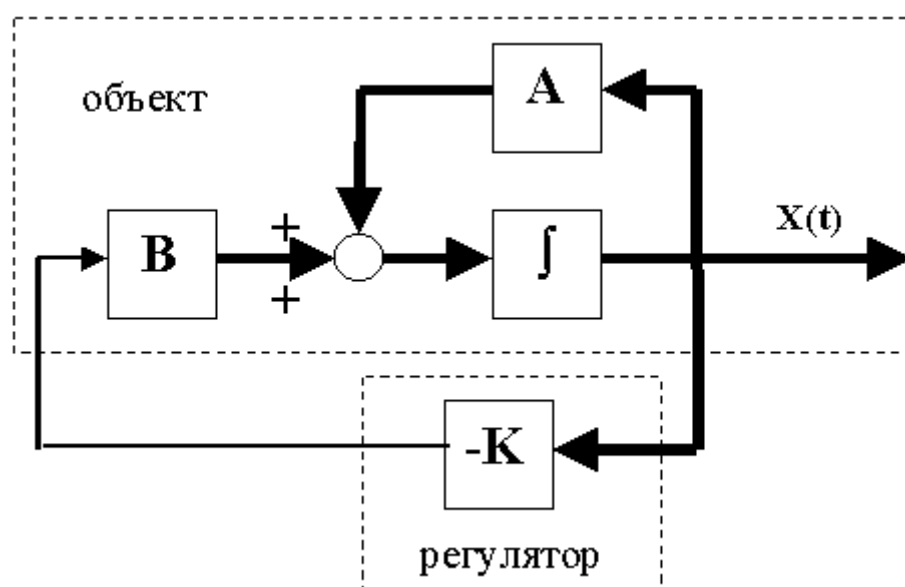


Рисунок 1.4 Структурная схема объекта управления с регулятором состояния



Программная реализация оптимального управления, так же имеет принципиальные затруднения, причинами которых являются невозможность точно определить начальное состояние объекта управления и его свойства и характер неконтролируемых возмущений. Низкая точность определения начальных условий приведет к отклонению действительного движения системы от рассчитываемого оптимального, более того, это отклонение с течением времени будет увеличиваться. Влияние возмущений будет «смещать» объект с оптимальной траектории и в конечном итоге не позволит достичь желаемого конечного состояния [94]. Кроме того для практической реализации методов необходима значительная вычислительная мощность.

Исходя из вышеизложенного, можно сделать вывод о высокой сложности внедрения оптимальных регуляторов на реальном производстве.

Способы создания адаптивных регуляторов представлены в многих работах, в частности, в работах [5; 21; 37; 34; 43; 147; 148; 150; 152], однако случаи их промышленного использования также достаточно редки. Основными причинами настороженного отношения к адаптивным регуляторам со стороны производства являются отсутствие ясного и структурно обоснованного алгоритма их работы [17; 44; 51; 60; 87; 158; 161] и результатов реальных промышленных испытаний и практических рекомендаций по их применению. Так же многие алгоритмы адаптации получены для работы лишь в условиях отсутствия возмущений [63; 75; 95]. Такое условие трудно соблюдать на реальном производстве. Некоторые алгоритмы адаптации функционируют лишь при строгих ограничениях на динамику объекта управления [147]. Регуляторы, использующие адаптивный наблюдатель состояния, демонстрируют свою эффективность лишь при наличии адекватной математической модели объекта управления. При отсутствии или низкой адекватности таковой, применение метода либо невозможно, либо не даёт необходимого качества управления [60]. Еще одной причиной низкого процента внедрений данных разработок является осторожное отношение реального производства к отказу от ПИД-регулятора и замене его на регулятор иного типа, с

неизвестной, а часто сложной для понимания технологическим персоналом структурой и алгоритмом работы.

Проведенный анализ адаптивных и оптимальных методов управления и возможностей их применения в рамках задачи управления печами отжига выявил следующие проблемы:

- 1) Необходимость наличия адекватной и актуальной модели объекта управления для эффективного функционирования методов, получение которой достаточно проблематично в рамках реального производства.
- 2) Осторожное отношение реального производства к отказу от ПИД-регулятора и замене его на регулятор иного типа, с неизвестной, а часто сложной для понимания технологическим персоналом структурой и алгоритмом работы.
- 3) Часть алгоритмов адаптации получено в условиях отсутствия возмущений, что крайне трудно соблюсти в реалиях производства. Некоторые алгоритмы адаптации функционируют при строгих ограничениях на динамику объекта управления.

Эти и другие причины на сегодняшний день препятствуют массовому применению и серийному производству адаптивных регуляторов, не основанных на ПИД-законе управления. Таким образом, автоматическая перенастройка (адаптация) параметров ПИД-регулятора в реальном масштабе времени процессе функционирования объекта управления в условиях нынешнего производства представляется наиболее перспективным подходом к решению рассматриваемой задачи.

#### **1.4. Анализ классических методов настройки ПИД-регуляторов**

Проблемами повышения эффективности автоматизации нагревательных процессов уделяется большое внимание со стороны исследователей, что отражено в целом ряде публикаций [14; 15; 55; 65; 66; 78]. Успешная термообработка возможна лишь при точном регулировании температуры в строгих пределах независимо от объема печи и массы садки металла. Нарушения температурного

режима могут сказаться на несоответствии механических свойств изделий, заявленных изготовителем [80; 98].

Нагревательные печи можно охарактеризовать как динамические ОУ с монотонной апериодической переходной характеристикой, с запаздыванием и с большой инерционностью. По указанным выше причинам многие литературные источники относят данный класс технологических установок к ПИД-управляемым [25; 105]. Рассмотрим методы, применяемые для настройки подобных регуляторов.

Все известные методы настройки коэффициентов ПИД-регулятора условно можно классифицировать как точные и приближенные. Точные – это методы, использующие математический аппарат для нахождения коэффициентов. Приближенные – это методы, использующие для получения значений коэффициентов ПИД-регулятора эмпирические формулы. Или же основой метода является использование тестового управляющего воздействия для получения отклика системы, анализируя который определяют параметры регулятора. Точные методы условно делятся на поисковые и беспоисковые. Поисковые – это методы, проводящие итерационный поиск оптимума. Беспоисковые – это методы, аппроксимирующие имеющуюся зависимость «вход-выход» эталонной моделью. Приближенные методы, можно разделить, относительно режима работы систем, в которых они используются– «online» или «offline» [73].

### **1) Точные поисковые методы**

К данному классу могут быть отнесены следующие подходы:

- метод Ротача В.Я. с учетом ограничения на частотный показатель колебательности [77; 78];
- метод многомерного сканирования Вишняковой Ю.Н. [73; 74].

### **2) Точные беспоисковые методы**

- метод масштабирования [9; 10; 11; 12].

### **3) Приближенные online методы**

К данному классу могут быть отнесены следующие подходы:

- метод Циглера-Никольса [168];

- метод Чина-Хронеса-Ресвика [123];
- адаптивный метод автоколебаний Ротача В.Я. [76; 73; 78];
- методы с использованием отклика на релейный выход [63];
- адаптивный метод определения параметров ПИД-регулятора для тепловых объектов фирмы SIEMENS [154];
- частотный метод настройки параметров ПИД-регулятора Александрова А.Г. [1; 2; 110];
- автоматически настраивающийся адаптивный промышленный регулятор Шубладзе А.М. [104; 105].

#### **4) Приближенные offline методы**

- метод Куна – «правило Т-суммы» [144].

Ниже приведен анализ применимости перечисленных подходов к автоматической настройке параметров регулятора для решения поставленной задачи.

### **1.5. Применимость классических методов настройки параметров ПИД-регулятора для управления печью отжига металла**

Целью анализа классических методов выступает проверка возможности их применения для решения задачи адаптивного управления путем настройки ПИД-регуляторов печей отжига.

#### **1.5.1. Метод Циглера-Никольса**

Наиболее известным среди рассматриваемых является метод Циглера-Никольса [168], который относится к online методам настройки. Его идея состоит в следующем. На начальном этапе настройки необходимо выставить время интегрирования и дифференцирования регулятора на ноль. Далее требуется постепенно производить увеличения коэффициента передачи до появления в контуре системы колебаний с точно определяемой степенью затухания.

Полученное значение коэффициента передачи фиксируется, и, учитывая график переходного процесса, определяется период автоколебаний. Далее параметры настройки регулятора рассчитываются по эмпирическим формулам.

Коэффициенты регулятора, полученные методом Циглера-Никольса, не учитывают требований по устойчивости системы, что является существенным недостатком данного метода. Положительные стороны метода в простоте расчетов, однако, полученные коэффициенты не являются оптимальными, а получаемые переходные процессы содержат незначительную степень затухания. Метод показал свою эффективность при первоначальной настройке регуляторов, но трудно применим к дальнейшей подстройке коэффициентов регулятора.

### 1.5.2. Метод Чина-Хронеса-Ресвика

Метод Чина-Хронеса-Ресвика [123] является дальнейшим развитием метода Циглера-Никольса. Метод основан на анализе отклика ОУ на подаваемое ступенчатое тестовое воздействие. Он позволяет получить больший запас устойчивости, но коэффициент передачи будет меньше, чем у метода Циглера-Никольса. Главным отличием от метода Циглера-Никольса являются расчетные формулы для определения коэффициентов, приведенные в таблице 1.2 (параметры  $A$  и  $L$  оцениваются путем построения касательной к полученному отклику).

Таблица 1.2 – Расчетные формулы для метода Чина-Хронеса-Ресвика

Формулы	$A \cdot K_p$	$T_i$	$T_d$
Циглер-Никольс ZN	1.2	$2L$	$L/2$
Чин, Хронес, Ресвик 0% (CHR0%)	0.6	$L$	$L/2$
Чин, Хронес, Ресвик 20% (CHR20%)	0.95	$1.4L$	$0.47L$

Настройки в соответствии с данным методом требуют подстройки преимущественно дифференциальной составляющей. Преимуществами использования метода являются простота определения параметров регулятора и уменьшенное время настройки. Недостатки аналогичны методу Циглера-Никольса: неопределенность в вопросе запаса устойчивости системы, ставящая под вопрос надежность работы регулятора в условиях производства, невысокое качество настройки. Кроме того, данный метод требует получения разгонной характеристики объекта управления, что в условиях работающего оборудования получить достаточно сложно

### **1.5.3. Методы Ротача В.Я.**

При рассмотрении оценки запаса устойчивости систем управления по частотным характеристикам В.Я. Ротачем [77; 78] установлена следующая особенность: вид графика модуля комплексно-частотной характеристики (КЧХ) замкнутого контура подобен виду амплитудно-частотной характеристики (АЧХ) колебательного звена. Относительное значение резонансного пика – частотный показатель колебательности  $M$ , принимается в качестве меры его запаса устойчивости, если его частотный показатель колебательности не превышает заранее назначенного допустимого значения  $M_{\text{доп}}$ . При этом замкнутый контур будет удовлетворять требуемому запасу устойчивости, если КЧХ разомкнутого контура не заходит внутрь запретной области, ограниченной  $M$ -окружностью [77].

На Рисунке 1.5 продемонстрирован график КЧХ разомкнутого контура и касающаяся ее  $M$ -окружность. Для представленного примера значение  $M$  принято равным 2.38.

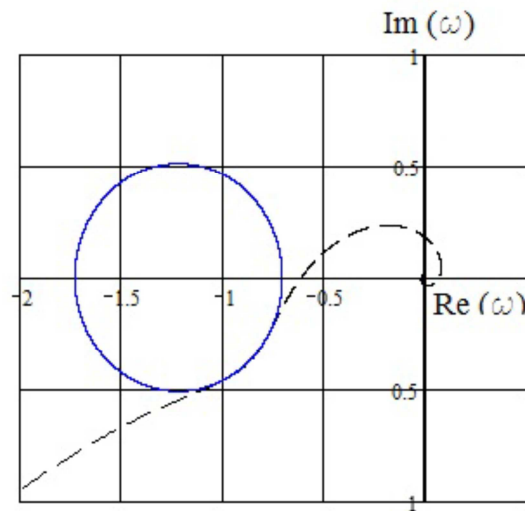


Рисунок 1.5 – КЧХ разомкнутого контура и М-окружность

На Рисунке 1.6 показано, что АЧХ замкнутого контура находится в пределах выбранного значения 1.55.

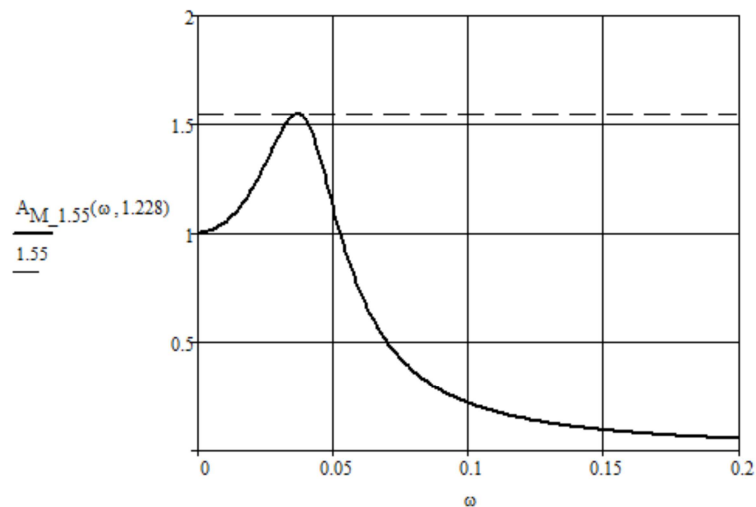


Рисунок 1.6 – АЧХ замкнутого контура

На вопрос, о выборе оптимального значения  $M$  однозначно ответить нельзя, поэтому, как правило, значение  $M$  задают равным 1.55 или 2.38. Для функционирования данного метода необходимо определенное количество итерационных процедур поиска, но с достаточными результатами по запасу устойчивости. В качестве недостатков метода, препятствующих использованию

на печах отжига, следует выделить то что, для функционирования необходимо наличие модели объекта управления для анализа КЧХ и специалист, задачей которого является подбор М.

#### **1.5.4. Метод многомерного сканирования Вишняковой Ю.Н.**

Метод многомерного сканирования [73; 74] представляет собой итерационный метод настройки регулятора.

- 1) С заданным шагом производится перебор точек пространства параметров регулятора.
- 2) В каждой точке производится расчет выбранного критерия оптимальности.
- 3) Производится проверка запаса устойчивости в данной точке пространства по всем контурам управления.
- 4) Выбирается настройка с наименьшим минимумом устойчивости, которая будет являться оптимальной.

Для метода многомерного сканирования требуется значительный объем вычислений, вызванный необходимостью итерационного повторения расчетов всего пространства настроек регулятора. Метод демонстрирует высокую эффективность при первоначальной настройке параметров регулятора (на этапе проектирования при наличии модели или при проведении пуско-наладочных работ), но использование его в режиме online на функционирующем объекте управления практически не представляется возможным. Большое число итераций так же относится к его недостаткам.

#### **1.5.5. Метод масштабирования**

Метод масштабирования [9; 10; 11; 12; 13] можно условно отнести к беспоисковым методам настройки. Данный метод предполагает использование



уже имеющейся информации об эталонной САР с другим объектам управления, но под управления такого же регулятора, что и в настраиваемой САР.

Алгоритм метода масштабирования заключается в следующем (Рисунок 1.7):

1. Аппроксимация как эталонного, так и действительного объекта управления математической моделью.

2. Введение искусственной системы координат с дальнейшим определением масштабных коэффициентов, которые связывают между собой координаты реальной и искусственной систем.

3. Перевод эталонных настроек регулятора из искусственной системы координат в реальную с помощью полученных масштабных коэффициентов.

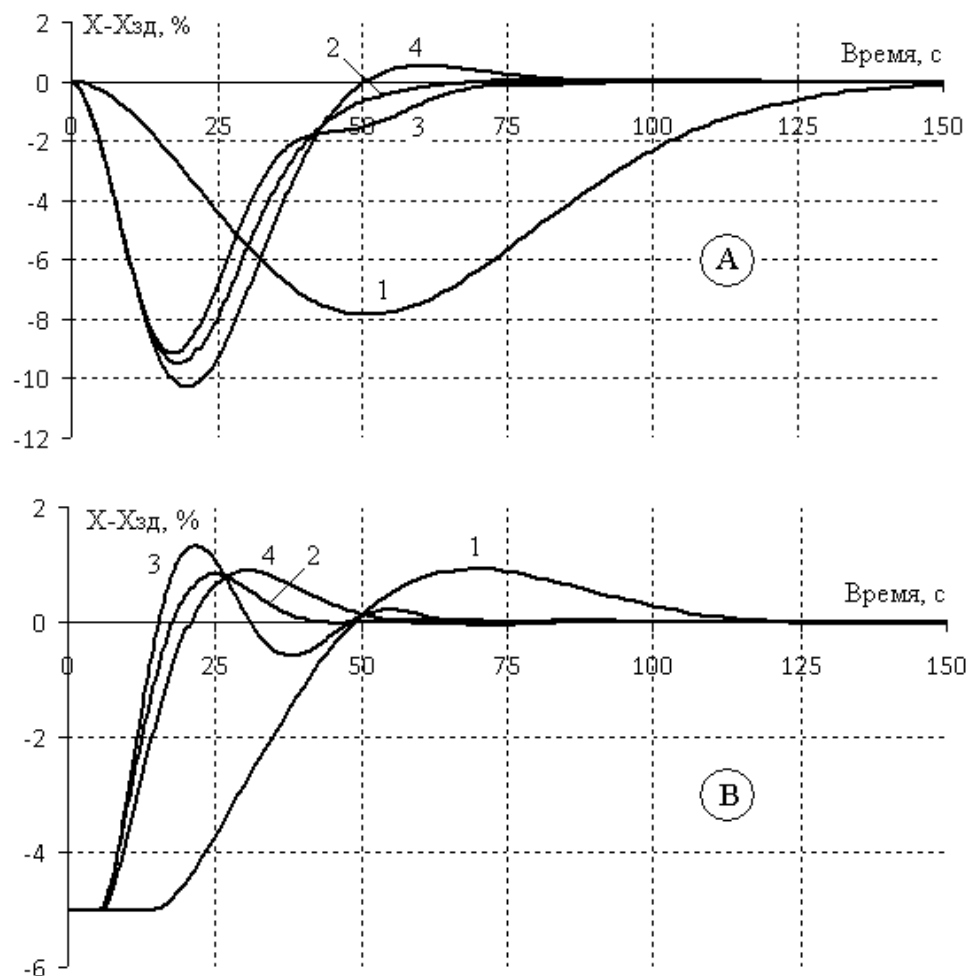


Рисунок 1.7 – Переходные процессы в эталонной (кривые 1) и рабочей (кривые 2,3,4) замкнутых САР

При аппроксимации определяются значения параметров, при которых модель наиболее точно описывает участки переходных характеристик рабочего и эталонного объектов управления. Использование данного метода подразумевает использование библиотеки эталонных САР, что делает затруднительным использование метода на реальном производстве. Также к недостаткам метода можно отнести необходимость строить математическую модель объекта, что влечет за собой необходимость проведения идентификации.

#### **1.5.6. Адаптивные методы Ротача В.Я.: метод автоколебаний и синусоидальных сигнальных воздействий**

Процедура адаптации [72] по частотным характеристикам системы с помощью метода автоколебаний:

1) для определения параметров регулятора система выводится на границу устойчивости. Далее проводится аппроксимация КЧХ настраиваемого объекта характеристикой настраивающей модели объекта, при этом структуру данной модели необходимо подобрать заранее. Далее, используя настраивающую модель и результаты аппроксимации, следует произвести расчет оптимальных параметров регулятора.

2) далее необходимо вывести систему на границу устойчивости. Процедуру необходимо повторять до получения совпадающих на очередных итерациях результатов. Вывод САУ на границу устойчивости представляет собой опасную процедуру, решением проблемы может быть включение в контур регулирования на время настройки двухпозиционного реле.

3) наличие двухпозиционного реле станет причиной возникновения устойчивых незатухающих колебаний, исследование которых проводится методом гармонического баланса [77] (при синусоидальном характере колебаний на входе релейного элемента).

Основным преимуществом метода является высокое качество управления на полученных коэффициентах регулятора.

Недостаток данного метода состоит в следующем: для нахождения оптимума необходимо провести многошаговую процедуру расчета параметров. Также, для получения КЧХ необходима математическая модель и первоначальный подбор структуры настраиваемой модели. Выбор структуры ложится на человека, как следствие – результат оптимизации будет зависеть от правильности произведенного подбора. Вывод системы на границу устойчивости создает риск перейти в состояние неустойчивости, что может привести к нарушению технологии или аварии на данном объекте управления. Также на время настройки происходит ухудшение управляющих свойств регулятора, в связи с чем данный метод не может быть применен в online режиме на работающей объекте управления.

Также возможна адаптация с использованием синусоидальных сигнальных воздействий [78]. Синусоидальные воздействия более помехоустойчивы, т.к. оценивается установившаяся реакция системы. Их реализация возможна с помощью специального генератора синусоидальных колебаний.

При нахождении настроек регулятора, для настройки используют предварительно подобранную модель объекта с двумя свободными коэффициентами. Используя полученный вектор объекта управления, рассчитываются численные значения коэффициентов.

Полученные значения позволяют произвести расчет очередной настройки регулятора и резонансной частоты при этой настройке для выбора частоты синусоидального сигнала на следующей итерации.

После получения этих параметров в регуляторе и генераторе синусоидальных импульсов, эксперимент и расчет повторяются. Возникающая итерационная процедура продолжается до достижения оптимума настройки. Данный способ также содержит итерационную процедуру поиска настроек регулятора [77], что делает невозможным использование данного метода в online-

режиме. Недостатки схожи с методом автоколебаний, за исключением влияния помех на проводимую адаптацию.

### 1.5.7. Метод Куна – «правило Т-суммы»

Метод Куна – «правило Т-суммы» [144] можно отнести к offline методу настройки регуляторов. Предпочтение отдается переходному процессу с меньшей скоростью, так называемая «осторожная настройка регулятора». При этом коэффициенты регулятора могут быть уточнены на объекте управления на этапах внедрения и реальной эксплуатации.

Данный метод функционирует на объектах с S-образной переходной характеристикой. Вводится дополнительный параметр представляющий собой суммарную постоянную времени  $T_{\Sigma}$  S-образной переходной характеристики, являющуюся характеристикой быстрогодействия объектов управления. Величина  $T_{\Sigma}$  может быть получена непосредственно из отклика системы ступенчатый входной сигнал. При этом, влияние шумов на определение  $T_{\Sigma}$  будет минимально (таблица 1.3).

Таблица 1.3 – Таблица формул для вычисления коэффициентов регулятора

Настройка	Тип регулятора	Параметры регулятора		
		Кр	Ти	Тд
Нормальная	П	$1/K_S$	—	—
	ПД	$1/K_S$	—	$0,33 \cdot T_{\Sigma}$
	ПИ	$0,5/K_S$	$0,5 \cdot T_{\Sigma}$	—
	ПИД	$1/K_S$	$0,66 \cdot T_{\Sigma}$	$0,167 \cdot T_{\Sigma}$
Быстрая	ПИ	$1/K_S$	$0,7 T_{\Sigma}$	—
	ПИД	$2/K_S$	$0,8 \cdot T_{\Sigma}$	$0,119 \cdot 4 T_{\Sigma}$

Преимуществами метода являются быстрая настройка и хорошие результаты (вызванные «осторожной настройкой»), из недостатков следует выделить необходимость ступенчатого воздействия, что является вмешательством в технологический процесс и эмпирические формулы получения коэффициентов.

### 1.5.8. Метод с использованием релейной самонастройки [63]

Тестовое воздействие представляет собой прямоугольный сигнал, который меняет свою полярность каждый раз, когда управляемый параметр процесса пересекает значение уставки (Рисунок 1.8). Он генерируется автоматически при использовании схемы, показанной на Рисунке.1.9. Амплитуду тестовых импульсов необходимо брать не большую (5–20%) от максимально возможной мощности.

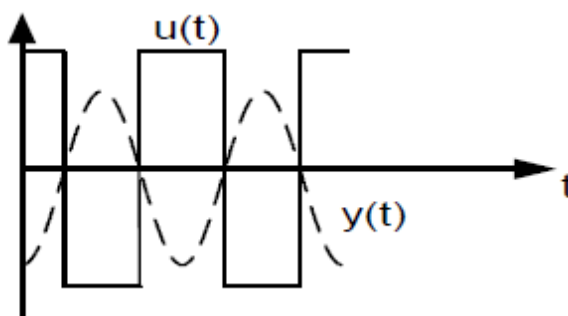


Рисунок 1.8 – Тестовое воздействие

Этот метод позволяет получить оценку коэффициентов непосредственно в области рабочей точки системы. Поведение регулятора схоже с методом Циглера-Никольса, который дает плохой результат для систем с большой транспортной задержкой.

В случае если 20% мощности импульсов не достаточно для выхода системы в область рабочей точки, то определение параметров можно разделить на 2 этапа. Суть метода заключается в том, что на первом этапе используются импульсы 0–75% мощности. При этом уставка берется равной половине предполагаемой рабочей точки. На основе метода Циглера-Никольса выполняется расчет ПИ-

регулятора. После этого задается первоначальная уставка, выход к рабочей точке осуществляется ПИ–регулятором. После того, как система достигла уставки, система переходит на релейный режим регулирования, после чего можно использовать импульсы малой мощности, что дает более точное определение параметров.

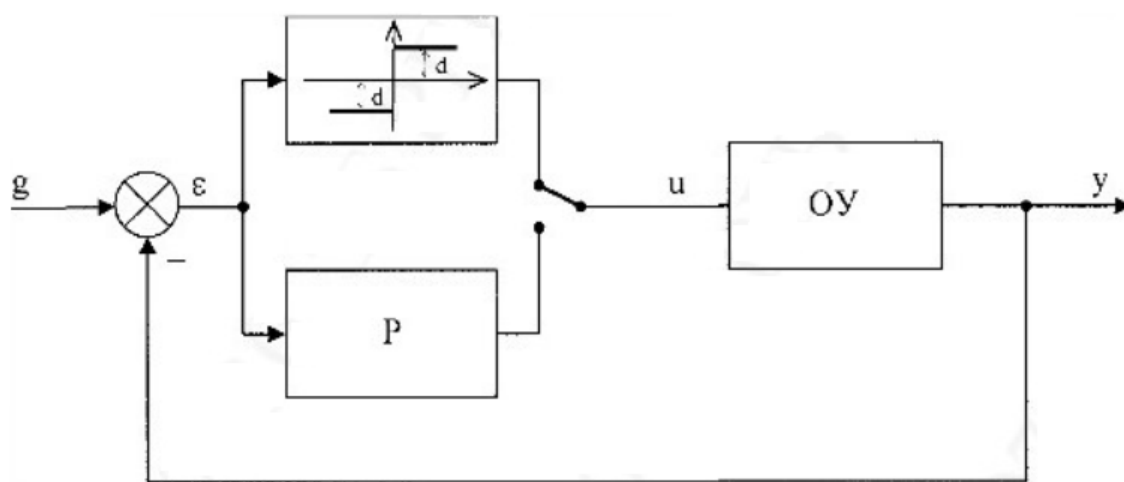


Рисунок 1.9 – Структурная схема с самонастройкой

Данный метод на данный момент реализован в большинстве выпускаемых микропроцессорных ПИД-регуляторах – контроллерах «Autonic», «Овен», «Метакон» и других. Причиной широкого распространения является простота алгоритма и реализации.

Однако, несмотря на широкое практическое применение, данный способ имеет следующие недостатки: нарушение технологического процесса в процессе адаптации, колебательный режим настройки, длительность процедуры, высокая чувствительность к шумам, необходимость контроля со стороны оператора, низкая точность.

Также для систем, в которых обратный процесс (например, охлаждение) не является принудительным, возникают сложности с определением параметров регулятора.

### **1.5.9. Адаптивный метод настройки параметров ПИД-регулятора для тепловых объектов фирмы SIEMENS[154]**

В реализованном фирмой SIEMENS пакете STEP-7 в блок ПИД-регулятора FB58 встроена функция адаптации его параметров. Адаптация производится по следующему алгоритму:

А) Перевод системы оператором в режим адаптации.

Б) Внесение ступенчатого тестового сигнала в канал управления. Текущее управляющее воздействие увеличивается на величину, заданную оператором, и остается постоянной.

В) Нахождение системой точки перегиба переходной характеристики и расчет по ней параметров модели объекта управления, а затем, на этой основе, – новых коэффициентов ПИД-регулятора. Далее сигнал управления перестает быть постоянной величиной и управление передается регулятору с новыми значениями коэффициентов.

Г) Сравнение полученных и старых коэффициентов.

К достоинствам метода можно отнести сравнение коэффициентов до и после оптимизации, что исключает ухудшение переходных процессов вследствие неудачной оптимизации.

Недостатки системы: 1) стохастичность результатов – при одинаковых начальных условиях возможно получение различных параметров регулятора. Необходима значительная смена уставки для получения переходной характеристики и идентификации объекта управления; 2) участие оператора, выбирающего момент начала адаптации и часть параметров, таких как амплитуда тестового сигнала.

Подобный метод адаптации используют многие производители контроллеров, такие как OVEN , OMRON [99] и другие.

### **1.5.10. Автоматически настраивающийся адаптивный промышленный регулятор Шубладзе А.М. [104; 105]**

Одним из примеров online-метода настройки регулятора, является автоматически настраивающийся адаптивный промышленный регулятор. В данной разработке оценка параметров модели управления проводится по степени устойчивости её регулирующей части. Идентификацию параметров модели объекта проводят с помощью подачи специально формируемого ступенчатого управляющего воздействия. Амплитуда воздействия составляет не более 5 % величины линейной зоны объекта управления. Оптимальные настройки регулятора вычисляются с использованием критерия максимальной степени устойчивости, что в результате обеспечивает сочетание свойств робастности с высоким качеством работы при использовании данного регулятора.

Недостатки данной разработки аналогичны недостаткам регулятора фирмы SIEMENS – стохастичность результатов идентификации модели, необходимость тестового воздействия на систему.

### **1.5.11. Частотный метод настройки параметров ПИД-регулятора А.Г. Александрова [110]**

В данном методе также используется тестовый сигнал, подаваемый в канал управления. Он представляет собой сумму двух простых синусоидальных сигналов:

$$v = r_1 \sin \omega_1 t + r_2 \sin \omega_2 t \quad (1.1)$$

При этом  $\omega_2 = 2 * \omega_1$ . Амплитуды и частоты тестового сигнала пропорциональны параметрам объекта управления, что предполагает изначальное наличие хотя бы примерной модели ОУ.

После подачи такого сигнала выход объекта управления сохраняют в течение некоторого времени, а затем применяют к полученному временному ряду



фильтр Фурье. В частности, вычисляются амплитуды  $au_{11}$  (синусоидальная составляющая) и  $au_{12}$  (косинусоидальная составляющая) для частоты  $\omega_1$ , и такие же амплитуды  $au_{21}$  и  $au_{22}$  для частоты  $\omega_2$ . Для сигнала управления за тот же период времени также применяют фильтр Фурье и вычисляют амплитуды  $au_{11}$ ,  $au_{12}$ ,  $au_{21}$ ,  $au_{22}$ .

Затем производится идентификация ОУ с помощью аperiodического звена первого порядка с запаздыванием ( $K$  – коэффициент усиления,  $T$  – постоянная времени,  $\tau$  – время запаздывания):

$$\begin{aligned}
 W &= \frac{K}{Ts+1} e^{-\tau s} \\
 \alpha_i &= \frac{ay_{i1} * au_{i1} + ay_{i2} * au_{i2}}{au_{i1} * au_{i1} + au_{i2} * au_{i2}}, i=1,2 \\
 \beta_i &= \frac{-ay_{i1} * au_{i2} + ay_{i2} * au_{i1}}{au_{i1} * au_{i1} + au_{i2} * au_{i2}}, i=1,2 \\
 T^2 &= \frac{(\alpha_2^2 + \beta_2^2) - (\alpha_1^2 + \beta_1^2)}{\omega_1^2 (\alpha_1^2 + \beta_1^2) - \omega_2^2 (\alpha_2^2 + \beta_2^2)} \\
 K^2 &= (\alpha_2^2 + \beta_2^2)(T^2 \omega_2^2 + 1) \\
 \tau &= \frac{1}{\omega_1} \arctan \frac{T\omega_1 \alpha_1 + \beta_1}{T\omega_1 \beta_1 - \alpha_1}
 \end{aligned} \tag{1.2}$$

На основе полученных параметров ОУ вычисляются параметры ПИД-регулятора.

В качестве недостатков данного метода можно выделить следующие:

1) Частота испытательного сигнала используемого в методе, обратно пропорциональна постоянной времени объекта управления. При этом, для инерционных объектов управления, какими являются нагревательные печи, данная частота будет близка к 0.

2) Для функционирования метода в оперативном режиме необходима постоянная идентификация модели ОУ, а с учетом действия постоянной составляющей спектра, результат использования фильтра Фурье может быть необъективным.

Проведенный анализ приводит к выводу о сложности или органичности применения рассмотренных методов для оптимизации параметров ПИД-регулятора в оперативном режиме работы технологического объекта типа печи отжига. Это объясняется следующими обстоятельствами:

А) для большинства методов необходимо наличие математической модели объекта управления;

Б) как правило, участие человека в процессе оптимизации (выбор параметров, вывод системы на границу устойчивости);

В) часть методов применимы лишь для первоначальной настройки регулятора, без возможности проведения online-адаптации.

Таким образом, проведенный обзор методов настройки регуляторов показал, что ни один из них в полной мере не обеспечивает всего комплекса требований необходимых для реализации автоматической настройки ПИД-регулятора и предъявляемых к управлению процессом термообработки [81; 98].

В тоже время известно[30], что специалист, проводящий настройку коэффициентов регулятора при пуско-наладочных работах, руководствуясь собственными знаниями о специфике объекта управления, личным опытом настройки регуляторов, интуицией, достаточно успешно справляется с этой задачей. При этом получаемый им результат является приемлемым и используется в дальнейшем при работе объекта управления. В связи с этим, все больший интерес представляют интеллектуальные методы настройки регуляторов, ставившие своей целью использование знаний человека, его способности к обучению и принятию решений. Ниже приведен анализ интеллектуальных методов с точки зрения возможности их применения для решения задачи адаптивного управления печью отжига путем настройки параметров ПИД-регуляторов.

## **1.6. Анализ интеллектуальных методов настройки ПИ-регулятора**

Среди интеллектуальных методов настройки регуляторов, наибольшую популярность имеют такие как использование нечеткой логики, экспертных систем (ЭС), нейронных сетей (НС), генетических алгоритмов. Данное направление является достаточно перспективным и популярным, о чем свидетельствует большое количество публикаций [38; 42; 47; 48; 52; 67; 69; 79; 77; 93; 111; 114; 119; 120; 121; 122; 126; 127; 129; 130; 132; 135; 146; 149; 151; 153; 155; 157; 162; 165; 166; 167].

Экспертные системы предлагают рекомендации [111], указывающие какой из настраиваемых параметров регулятора необходимо изменить для получения оптимального процесса. Одним из недостатков данных методов является отсутствие возможности оперативного обучения, что не позволяет учитывать изменение ОУ, ввиду высокой сложности начальной формализации знаний эксперта о нелинейности и особенностях управляемого объекта. Информацию о любых изменениях ОУ необходимо вносить в ЭС вручную в процессе работы, в результате чего ЭС актуальна лишь для одного конкретного состояния ОУ,

Среди работ применяющих аппарат нечеткой логики [38; 48; 69; 93; 141] для настройки параметров регулятора, можно отдельно выделить работы E Yesil [126; 165; 127; 132]. Основной недостаток предложенного решения – реализация метода под конкретный объект управления, ввиду отсутствия метода подстройки нечеткой системы под классический контур управления. При смене объекта управления или значительного изменения состояния действующего, необходимо заново адаптировать нечеткую надстройку.

Одним из перспективных способов решения задач управления интеллектуальными методами, исследователи выделяют аппарат нейронных сетей (НС), ввиду обладания НС свойствами нелинейности и способности к оперативному обучению. Использование НС придает свойство адаптивности системам управления, построенных на их функционале. Одной из таких систем, является предложенная Сигеру Омату в [151] схема нейросетевой настройки

ПИД-регулятора. Преимуществом данного решения является надстроечный характер системы адаптации, что существенно облегчает интеграцию в действующие контуры управления, с учетом нелинейности ОУ.

Использование схемы С. Омату нашло отражение в трудах многих ученых и разработчиков [41; 79; 122; 142; 149; 151; 157], однако, полученное решение не было универсальным, для успешного её применения требовалась значительная настройка на конкретную задачу и управляемый объект. Во многом, это объясняется тем фактом, что НС не обладает сведениями о особенностях управляемого объекта.

Фирма Siemens и в частности ее сотрудники в области автоматизации Б.-М. Пфайфер (B.-M.Pfeiffer), К. Вейнцирл (K.Weinzierl) ведут активную работу по использованию нейронных сетей для настройки ПИД-регуляторов. Кроме описанного выше алгоритма самонастройки, они предлагают применять нейронные сеть для определения реакции системы на тестовое воздействие. Данное решение описано в патенте US6353766 [123]. Существенной сложностью применения данного метода, является задача автономного обучения нейронной сети на реальные состояния и ситуации ОУ, для которых имеются свои подобранные оптимальные коэффициенты. Однако, в реальности, оптимальные коэффициенты неизвестны, что существенно затрудняет промышленное применение данной технологии.

Другой схемой использования аппарата нейронных сетей для настройки параметров ПИД-регулятора, является схема нейрорегулятора с нейроэмулятором [121; 122]. Основная идея этого метода состоит в настройке регулятора по полученной нейросетевой модели ОУ. Определяющей сложностью при использовании данного метода, является использование нейроэмулятора с автономным обучением. Авторами не предполагается применение оперативного обучения, в то время как для автономного обучения может не быть данных.

Другим направлением интеллектуальных методов настройки ПИД-регулятора, является применение генетического, муравьиного алгоритма и метода роя частиц [149; 162]. Однако, их функционирование зависит от первоначальной

идентификации объекта управления с помощью нейронных сетей. Для успешной идентификации требуется большой объем данных обучающей выборки для автономного обучения сети. Так же необходимо большое количество состояний идентифицируемого объекта, что в условиях реального производства достаточно проблематично. При этом данные методы полностью игнорируют первоначальную настройку регулятора, что при ошибочной или неточной идентификации может привести к нестабильной работе системы, ведущей к браку.

Еще одним направлением применения нейронных сетей для настройки регулятора, является методика предиктивного управления [129;146;157]. Основой такого метода, является наличие нейронной сети, выполняющей роль объекта управления. Проблема метода выражена в горизонте прогнозирования нейронных сетей, которого для объектов с низкой динамикой (таких как нагревательные печи) может быть недостаточно, что может привести к нестабильной работе управляемого объекта.

В результате данного анализа можно сделать вывод, о том что, применение интеллектуальных методов для настройки ПИД-регуляторов в определенной мере является перспективным, однако использование отдельных методов искусственного интеллекта не решает или же решает не в полной мере задачу адаптивной настройки ПИД-регулятора для печи отжига:

- 1) экспертные системы жестко привязываются к динамике конкретного объекта управления, и не учитывает его возможные изменения в процессе функционирования.

- 2) использование нечетких систем имеет схожие недостатки – настроенные первоначально правила и коэффициенты масштабирования значений входных и выходных переменных учитывают достаточно конкретное состояние объекта управления и при его изменении необходима перенастройка правил и данных коэффициентов. Если же применить к настройке, например, коэффициентов масштабирования какие-либо методы обучения, то возникнут

сложности, присущие нейронным сетям – выбор скорости обучения, проблема локальных минимумов и пр.

3) нейронные сети при использовании их в чистом виде не обладают сведениями о специфике объекта управления, требуют сложной адаптации под конкретную задачу.

В связи с этим, перспективным представляется подход, комбинирующий и интегрирующий данные методы в одну систему. Так использование одновременно экспертных систем и нейронных сетей позволило бы учесть преимущества обоих методов: знания о специфике объекта управления с помощью экспертных систем и оперативное обучение с помощью нейронных сетей.

### **1.7. Постановка задачи на разработку адаптивного метода настройки параметров линейных регуляторов печей отжига**

Эффективность решения задачи точной и оптимальной по энерговременным затратам термообработки, зависит, в первую очередь, от изменения свойств объекта управления в процессе его функционирования. Для печи отжига эти изменения весьма существенны, так как в процессе ее работы значительно разнятся массы садки металла, теплотехнологические режимы печи, состояние исполнительных механизмов и горелок. Многократное изменение в процессе функционирования свойств печи создает сложности при реализации высокоточного управления температурным режимом с помощью ПИД-регулятора, не имеющего возможностей по адаптации своих параметров.

На практике, настройка коэффициентов регулятора производится, как правило, однократно, при пусконаладочных работах, так как регулярная перенастройка требует либо пустой печи (так как при подборе новых коэффициентов возможно ухудшение качества регулирования и высока вероятность получения брака), что приводит к простоем оборудования, либо ведет к нарушению режима нагрева, что ведет к браку дорогостоящей продукции. В

связи с этим, качество управление загруженной печью будет зависеть от её текущих характеристик и отличаться от оптимальных, полученных на пустой печи. Это еще раз говорит о необходимости проведения адаптации параметров существующего линейного регулятора в автоматическом режиме.

Проведенный выше анализ позволил выявить ряд проблем, препятствующих применению для решения данной задачи как методов оптимального и адаптивного управления, так и интеллектуальных методов в существующих решениях.

Предлагается разработать метод, который сочетал бы способность нейронной сети к обучению с базой правил, содержащей знания об условиях переходного процесса и действующих возмущений на управляемый объект. Обязательной особенностью знаний должна являться привязка к динамике управляемого объекта. Нейронная сеть должна обучаться, вбирая при этом функциональные особенности конкретного объекта и формировать на своих выходах коэффициенты ПИД-регулятора, реализуя квазинелинейное управление.

### **1.8. Выводы по главе**

1) Процесс термообработки (отжига) металла характеризуется многократным изменением свойств объекта управления в широком диапазоне уставок и режимов нагрева и, одновременно, высокими требованиями к качеству процесса термообработки, что говорит о необходимости проведения адаптации параметров существующих линейных регуляторов.

2) Анализ существующих адаптивных и оптимальных методов управления выявил недостатки, приводящие к серьезным проблемам использования их на печи отжига. Ключевые недостатки этих методов заключаются в том, что для их успешного функционирования необходима адекватная математическая модель. Кроме того, часть методов не имеет ясного для понимания технологическим персоналом и структурно обоснованного

алгоритма работы. В связи с этим применение адаптивных регуляторов на печи отжига на сегодняшний момент не представляется возможным и целесообразным.

3) В результате проведенного анализа классических методов настройки ПИД-регуляторов, приходим к выводу о значительной сложности или невозможности применения рассмотренных методов для адаптации параметров ПИД-регулятора в оперативном режиме работы технологического объекта типа печи отжига.

4) В процессе анализа интеллектуальных методов настройки ПИД-регулятора были определены перспективность таких методов как: использование нейронных сетей, нечеткой логики и экспертных систем. Однако использование одного из методов не решает поставленную задачу, так как каждый из них имеет существенные недостатки. Поэтому для решения поставленной задачи перспективным является использование комбинации из интеллектуальных методов, что позволит одновременно использовать преимущества каждого из них.

5) Комбинация данных методов позволит в максимальной мере учесть особенности функционирования печи отжига (с помощью экспертных систем) и актуальное состояние и изменение характеристик печи в оперативном режиме управления (с помощью нейронных сетей).



## ГЛАВА 2. РАЗРАБОТКА АДАПТИВНОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ПЕЧАМИ ОТЖИГА НА ОСНОВЕ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВОГО НАСТРОЙЩИКА ПАРАМЕТРОВ ПИ-РЕГУЛЯТОРА ВО ВРЕМЯ ОТРАБОТКИ ПЕРЕХОДНЫХ ПРОЦЕССОВ

Проведенный в первой главе аналитический обзор методов настройки регуляторов показал, что в условиях реального производства и учитывая теплотехнологические особенности печей отжига, задачу адаптивного управления предлагается решить путем интеграции в единую систему двух методов искусственного интеллекта – аппарата экспертных систем и нейронных сетей.

В данной главе предлагается подход к построению и применению такого настройщика для печей отжига металла. Также проведено моделирование его работы и показана эффективность его применения.

### 2.1. Постановка задачи

В работе рассматривается следующая схема управления – Рисунок 2.1.

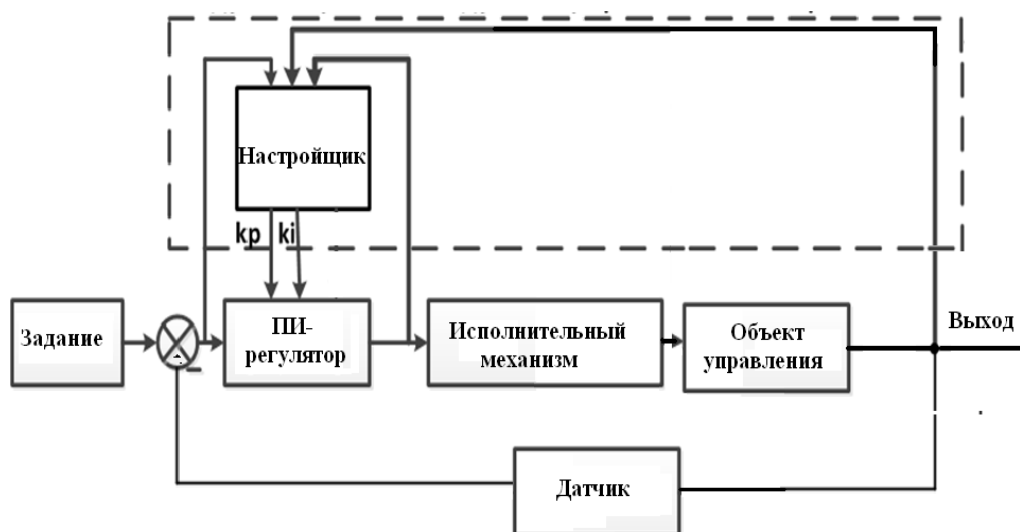


Рисунок 2.1– Система управления с настройкой параметров регулятора

Задачей контура управления, изображенного на Рисунке.2.1, является отслеживание графика заданий, представляющего собой набор ступенчатых изменений задания, таким образом, чтобы переходный процесс удовлетворял критериям качества по перерегулированию, колебательности, скорости нагрева и статической ошибке в установившемся режиме.

Предложенную схему предлагается применять на нагревательных печах типа печей отжига, относящихся к классу тепловых объектов управления. Особенностью печей данного класса является общий вид математической модели, получаемый в процессе идентификации: два апериодических звена первого порядка и звено запаздывания (Рисунок 2.2) [6; 7]. Одной из особенностей управления данным классом объектов является ступенчатый характер смены заданий.

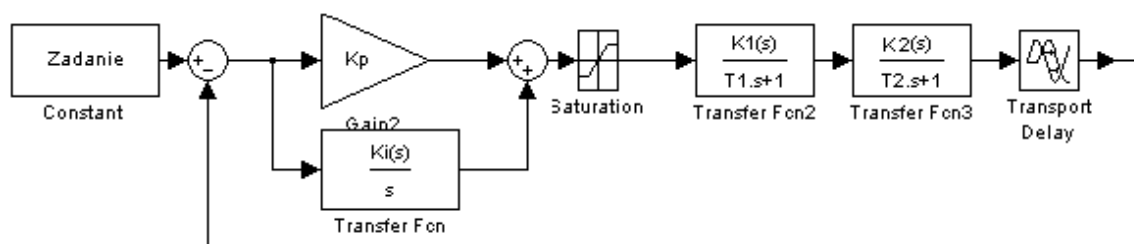


Рисунок 2.2 – Общий вид модели системы управления тепловыми объектами

В данном случае предполагается, что ОУ уже функционирует под управлением ПИ-регулятора и качество переходных процессов на этих коэффициентах для различных режимов является удовлетворительным, но не оптимально возможным. Задачей является подстройка коэффициентов ПИ-регулятора в оперативном режиме в соответствии с изменениями режима работы ОУ и ступенчатого графика уставок для обеспечения качественного управления. Под качеством управления во время переходных процессов понимаются следующие критерии (Рисунок 2.3):

1) минимальное перерегулирование при смене уставок с учетом технологического допуска;

- 2) минимизация статической ошибки по температуре с учетом технологического допуска;
- 3) поддержание необходимой по технологии скорости нагрева и остывания;
- 4) отсутствие автоколебаний в установившемся режиме;

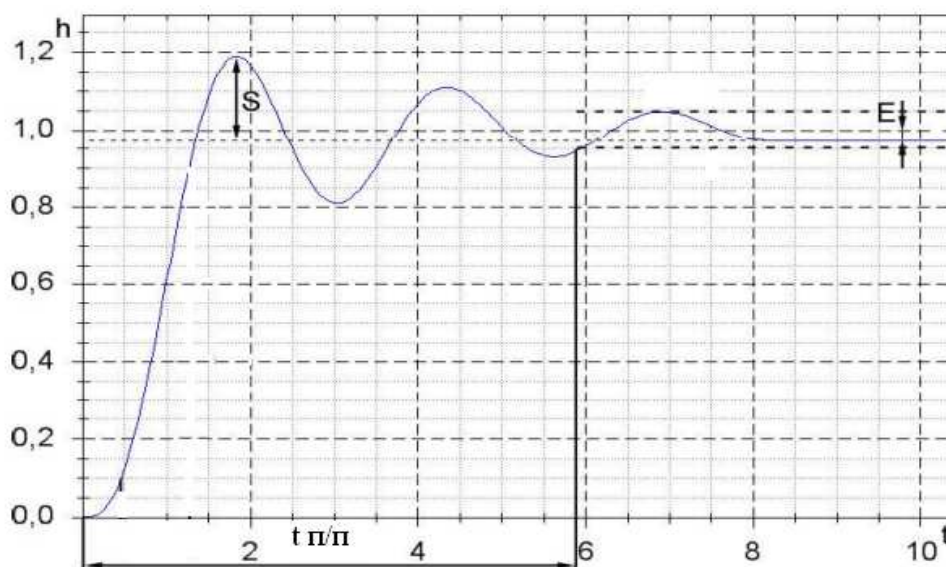


Рисунок 2.3 – Оценки качества переходных процессов ( $S$  – перерегулирование,  $t_{п/п}$  – время переходного процесса,  $E$  – статическая ошибка в установившемся режиме)

Проведенный в первой главе анализ существующих адаптивных регуляторов и методов настройки ПИ/ПИД регуляторов демонстрирует сложность или невозможность использования их на данном классе объектов по следующим причинам:

- 1) необходимость в актуальной и адекватной математической модели объекта, идентификация которой в режиме непрерывного производства представляет крайне сложную задачу;
- 2) отсутствие ясного для понимания технологическим персоналом и структурно обоснованного алгоритма работы регулятора;

3) часть методов используют тестовый сигнал для настройки регулятора, что так же невозможно в условиях непрерывного производства.

4) анализ интеллектуальных методов настройки выявил достоинства и недостатки таких методов как нейронные сети и экспертные системы, такие как незнание специфики управляемого объекта с возможностью обучения для нейронных сетей и учет особенностей объекта управления с невозможностью оперативного обучения для экспертных систем.

## 2.2. Описание нейросетевого настройщика

Нейросетевой настройщик состоит из двух частей – базы правил, учитывающей особенности функционирования печи отжига, и нейронной сети, позволяющей учитывать нелинейность процессов, происходящих в печи. Предлагаемая функциональная схема изображена на Рисунке 2.4.

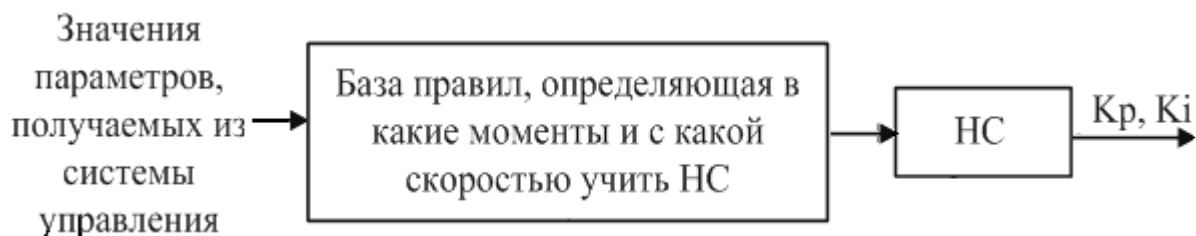


Рисунок 2.4 – Функциональная схема нейросетевого настройщика

### 2.2.1. Структура нейронной сети

В качестве нейронной сети для нейросетевого настройщика выбрана нейронная сеть прямого распространения сигнала. При выборе структуры нейронной сети за основу были взяты рекомендации [26], суть которого описана ниже.

Для нахождения количество нейронов во входном слое рассмотрим общую формулу ПИ-регулятора: зависимость выхода регулятора от входа может быть

описана в операторной форме (2.1) ( $U(s)$  и  $Y(s)$  – преобразования Лапласа для  $u(t)$  и  $y(t)$  соответственно):

$$U(s) = (K_p + \frac{K_i}{s}) * Y(s) \quad (2.1)$$

При переводе закона управления в разностный вид и проведя замену  $a_1 = K_p + K_i * \delta T$  получим,

$$u(t_k) = a_1 e(t_k) + a_1 e(t_k - \Delta t) + u(t_k - \Delta t) \quad (2.2)$$

Из данного уравнения следует, что регулятор в процессе работы, имеет информацию об ошибке управления в данный момент, такт назад. Авторами [59, 117] делается вывод, что нейронная сеть, заменяющая ПИ-регулятор, должна иметь не меньшее количество информации, чем непосредственно сам ПИ-регулятор.

Схожая ситуация наблюдается и в проектируемой системе: нейросетевой настройщик должен обладать той же информацией, что и ПИ-регулятор. При этом, нейросетевой настройщик также должен знать текущую температурную уставку, так как при одинаковой ошибке на разных уставках, ввиду нелинейности теплового объекта управления, необходимы разные параметры ПИ-регулятора. Учитывая перечисленные требования и ограничения, а именно ступенчатый характер смены уставок, уравнение (2.2) примет вид:

$$u(t_k) = (a_1 + a_2) * r - a_1 y(t_k) - a_2 y(t_k - \Delta t) + u(t_k - \Delta t) \quad (2.3)$$

Таким образом, нейронная сеть, реализованная в нейросетевом настройщике, должна содержать четыре входа – температурную уставку, выход ОУ в текущий момент, такт назад, и управляющее воздействие шаг назад.

Количество нейронов на выходном слое определяется количеством настраиваемых параметров. Так как в данной работе рассматривается настройка ПИ-регулятора, то на выходе сети должно быть два нейрона, ответственных за  $K_p$  и  $K_i$  коэффициента регулятора. Функция активации выходного слоя, в соответствии с работами [124; 131; 136], – линейная.

Функцией активации скрытого слоя, в соответствии с теоремами [124; 131; 136], должна быть нелинейная функция сигмоидального вида. Семейство этих функций представлены широко применяемые гиперболический тангенс и сигмоидальная функция, общий вид которых показан на Рисунке 2.5.

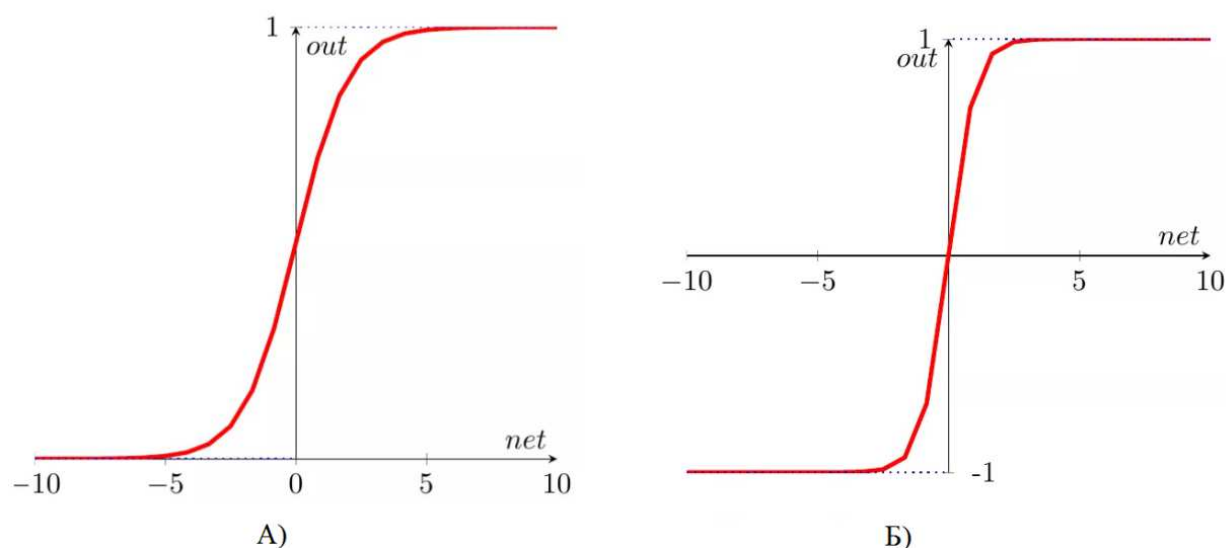


Рисунок 2.5 – Сигмоидальная функция (а) и гиперболический тангенс (б)

При этом сигмоидальная функция активации, в отличие от гиперболического тангенса, позволяет учитывать знак ошибки при обучении сети, за счет отсутствия отрицательной области. Такая реализация позволяет, меняя знак скорости обучения выходного нейрона, соответственно уменьшать или увеличивать его выходной сигнал. При использовании гиперболического тангенса ввиду наличия у него отрицательной области, изменение знака скорости обучения не гарантирует соответственное изменение выходного сигнала нейрона.

При выборе количества нейронов в скрытом слое сети, за основу взята формула (2.4) из работы [26;32]:

$$N_{nid} = (2N + 1) + N_{av} + N_{delay} - 1 \quad (2.4)$$

где  $N_{nid}$  – количество нейронов в скрытом слое НС;  $N$  – число входов НС;  
 $N_{av}$  – число точек, по которым ведется усреднение данных, получаемых с ОУ;  
 $N_{delay}$  – число входов НС, являющихся задержанными сигналами по выходу ОУ.

После расчета получим количество нейронов для скрытого слоя

$$N_{nid} = (2 * 4 + 1) + 3 + 1 - 1 = 12.$$

В результате получим нейронную сеть для нейросетевого настройщика, структура которой показана на Рисунке 2.6.

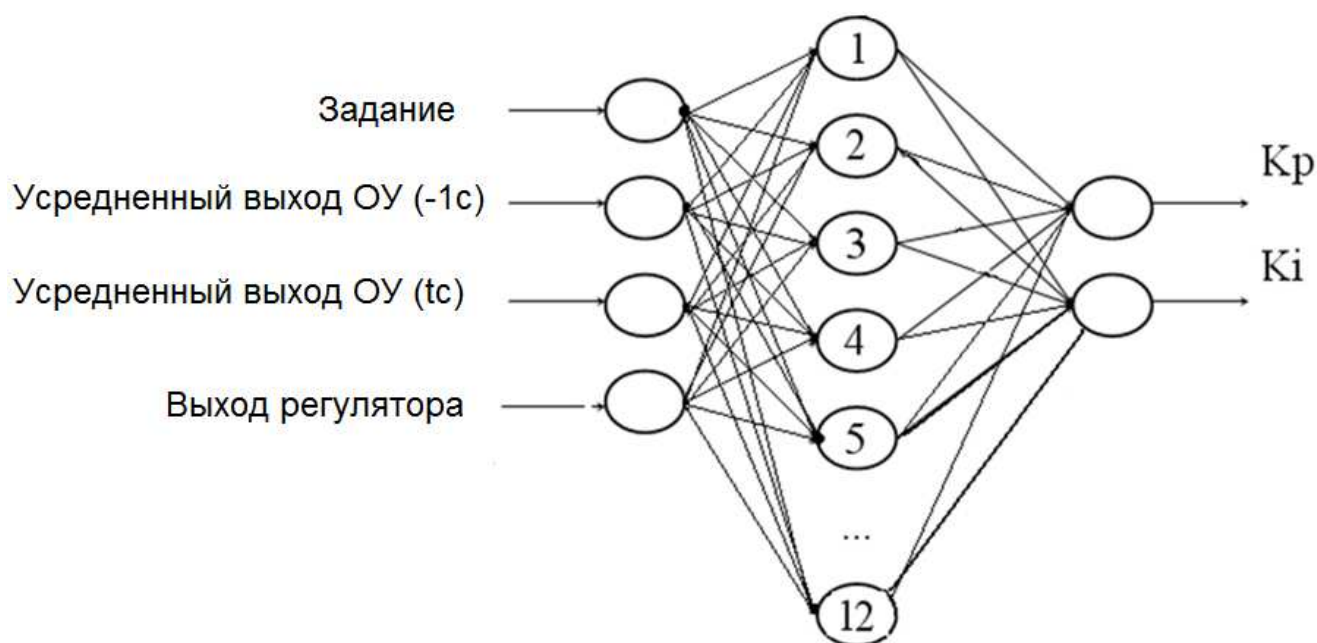


Рисунок 2.6 – Структура нейронной сети

На вход сети подаются задание, усредненный выход объекта управления, задержанный на 1с,  $\Delta t$  и выход управляющего воздействия с ПИ-регулятора. Коэффициент  $\Delta t$  напрямую связан с динамикой объекта управления. При его определении использовалась работа [26] и выводы, описанные выше. Количество нейронов в скрытом слое совпадает с количеством вызовов нейронной сети в течение переходного процесса. Принимая во внимание, что нейросетевой настройщик интегрируется в уже действующие контуры управления, где известны текущие значения коэффициентов регулятора (дающие удовлетворительный, но

не оптимальный по качеству результат) и длительность конкретных переходных процессов. Зная эти данные,  $\Delta t$  можно определить, выбрав самый короткий по длительности переходный процесс из всей картины заданий и разделив его на число нейронов скрытого слоя. Полученное значение позволит вызывать нейросетевой настройщик достаточное количество раз за переходный процесс.

### **2.3. Обучение настройщика**

Обучение нейронной сети предлагается вести в два этапа: первый этап – это этап первоначальной инициализации нейронной сети. Его целью является обучение нейронной сети на текущие коэффициенты ПИ-регулятора, с которыми функционирует объект управления в момент установки настройщика. Второй этап – обучение нейронной сети в оперативном режиме.

#### **2.3.1. Первоначальная инициализация НС**

Для функционирования метода обратного распространения ошибки необходимо произвести первоначальную инициализацию нейронной сети, представляющую собой установку первоначальных значений весовых коэффициентов и смещений. Так как нейронная сеть имеет два выхода, отвечающие за  $K_p$  и  $K_i$  соответственно, то после первоначальной инициализации, при подаче на входы сети текущих значений, на выходе сети должны появиться значения коэффициентов регулятора, используемых в данный момент системой управления. Невыполнение этого условия приведет к резкому ухудшению качества управления на этапе инициализации нейросетевого настройщика. Для решения этой задачи необходимо произвести инициализацию нейронной сети с помощью экстремального метода обучения [137; 140]. Для использования данного метода обучения, в соответствии с выбранной структурой нейронной сети (в особенности количества нейронов в скрытом слое), необходимо получить 13



наборов входных значений. Накопив данный массив информации, произвести обучение экстремальным методом.

Метод экстремального обучения (ELM) позволяет без итерационной процедуры обучить нейронную сеть. Обучение происходит за счет подачи 13 заранее подготовленных наборов входных значений, для каждого из которых задана пара векторов  $(P_j, Y_j)$ ,  $j = 1, \dots, N$ , где  $P_j$  – j-й входной вектор, а  $Y_j$  – j-й выходной вектор, N – количество наборов входных значений.

Входные векторы образуют матрицу входных векторов  $P$  нейронной сети за 13 тактов ее работы, имеющую размерность  $N \times m$  ( $13 \times 4$ ), где  $m$  – количество входных нейронов:

$$P = \begin{bmatrix} P_1 \\ \dots \\ P_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{11} & \dots & P_{1m} \\ \dots & \dots & \dots \\ P_{N1} & \dots & P_{Nm} \end{bmatrix}_{N \times m}$$

Выходные вектора образуют матрицу выходных значений  $Y$  нейронной сети, имеющую размерность  $N \times k$  ( $13 \times 2$ ),  $k$  – количество выходных нейронов. Эта матрица состоит из 13 одинаковых векторов по два элемента: текущее значение  $K_p$  и  $K_i$ .

$$Y = \begin{bmatrix} Y_1 \\ \dots \\ Y_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{11} & \dots & Y_{1k} \\ \dots & \dots & \dots \\ Y_{L1} & \dots & Y_{Lk} \end{bmatrix}_{L \times k}$$

Матрица входных весов нейронов скрытого слоя  $w$  представлена следующим образом:

$$W = \begin{bmatrix} W_1 \\ \dots \\ W_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_{11} & \dots & W_{1m} \\ \dots & \dots & \dots \\ W_{L1} & \dots & W_{Lm} \end{bmatrix}_{L \times m}$$

где  $W_i$  – вектор входных весов  $i$ -го нейрона скрытого слоя,  $i = 1, \dots, L$ ,  $L$  – количество нейронов скрытого слоя.

В случае применения метода экстремального обучения входные веса  $W_{ij}$  и смещение  $b_i$  для каждого  $i$ -го нейрона скрытого слоя задаются с помощью генератора случайных величин:

$$W_{ij} = \text{random}(-1 \dots 1),$$

$$b_i = \text{random}(0 \dots 1).$$

Матрица выходных весов нейронов скрытого слоя, имеющая размерность  $L \times k$  (13\*2):

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \dots \\ \beta_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta_{11} & \dots & \beta_{1m} \\ \dots & \dots & \dots \\ \beta_{L1} & \dots & \beta_{Lm} \end{bmatrix}_{L \times k}$$

где  $\beta_i$  – вектор выходных весов  $i$ -го нейрона скрытого слоя,  $i = 1, \dots, L$ .

Выходной вектор сети  $Y_j$  вычисляется как

$$Y_j = \sum_{i=1}^L \beta_i F(W_i P_j^T + b_i), j = 1, 2, \dots, N, \quad (2.5)$$

В матричном виде расчет будет иметь вид:

$$Y = H\beta, \quad (2.6)$$

где  $H$  – матрица выходных значений нейронов скрытого слоя, имеющая размерность  $N \times L$ ,  $N$  – количество наборов входных значений,  $L$  – количество нейронов скрытого слоя:

$$H = \begin{bmatrix} F(w_1 P_1 + b_1) & \dots & F(w_L P_1 + b_L) \\ \dots & \dots & \dots \\ F(w_1 P_N + b_1) & \dots & F(w_L P_N + b_L) \end{bmatrix}_{N \times L},$$

где функция  $F$  является сигмоидальной:

$$F(w_1 P_1 + b_1) = \frac{1}{1 + \exp(W_i P_j + b_i)}.$$

Обучение сети заключается в вычислении матрицы весов между нейронами скрытого и выходного слоев  $\beta$  по формуле:

$$\beta = H^+ Y, \quad (2.7)$$

где  $H^+ = (H^T H)^{-1} H^T$  – псевдообратная матрица для случая невырожденной матрицы  $H$ .

По теории матриц [20] известно, что выражение (2.7) является наилучшим приближенным решением уравнения (2.6) по методу наименьших квадратов, что позволяет избегать локальных экстремумов при обучении сети.

Когда произведено обучение нейронной сети, то есть по формуле (2.7) получена матрица весовых коэффициентов выходного слоя  $J$ , при подаче на вход сети вектора входных значений  $P$ , на выходе вычисляется первоначальное значение настроек регулятора. После первоначальной инициализации нейросетевой настройщик переходит в оперативный режим работы, и метод экстремального обучения в дальнейшем не используется.

### 2.3.2. Оперативное обучение

Для обучения нейронной сети в оперативном режиме реализован метод обратного распространения ошибки [151]. При выборе метода обучения, основным требованием являлось требование к времени одного такта обучения: такт обучения должен быть меньше времени такта вызова нейросетевого настройщика[26]. Но, ввиду высокой инерционности печи отжига как теплового объекта управления, такт вызова настройщика имеет порядок секунд, что много больше такта обучения. В связи с этим, выбор метода обучения был не критичен и принято решение применить классический, рекомендованный С.Омату к применению в подобных системах метод обратного распространения ошибки[151] Главной целью данного обучения является минимизация рассогласования между выходом объекта управления и уставкой по температуре:

$$\begin{aligned}
E(t) &= \frac{1}{2} (r(t) - y(t))^2 \rightarrow \min. \\
e_2 &= r(t) - y(t), e_1 = e_2(t) - e_2(t-1), \\
\delta_k^{(2)} &= e_k \frac{dO_k^{(2)}}{ds_k^{(2)}}, k = \overline{1, 2}, \\
\partial_j^{(1)} &= \sum_{k=1}^2 \delta_k^{(2)} w_{kj}^{(2)} \frac{dO_k^{(2)}}{ds_k^{(2)}}, j = \overline{1, 15}, \\
\Delta w_{kj}^{(2)}(t) &= \eta_k^{(2)} \delta_k^{(2)} O_j^{(1)} + \alpha \Delta w_{kj}^{(2)}(t-1) + \beta \Delta w_{kj}^{(2)}(t-2), \\
\Delta b_k^{(2)}(t) &= \eta_k^{(2)} \delta_k^{(2)} + \alpha \Delta b_k^{(2)}(t-1) + \beta \Delta b_k^{(2)}(t-2), \\
\Delta w_{ji}^{(1)}(t) &= \eta_j^{(1)} \delta_j^{(1)} O_i^{(0)} + \alpha \Delta w_{ji}^{(1)}(t-1) + \beta \Delta w_{ji}^{(1)}(t-2), \\
\Delta b_j^{(1)}(t) &= \eta_j^{(1)} \delta_j^{(1)} + \alpha \Delta b_j^{(1)}(t-1) + \beta \Delta b_j^{(1)}(t-2), \\
w_{kj}^{(2)}(t+1) &= w_{kj}^{(2)}(t) + \Delta w_{kj}^{(2)}, \\
b_k^{(2)}(t+1) &= b_k^{(2)}(t) + \Delta b_k^{(2)}, \\
w_{ij}^{(1)}(t+1) &= w_{ij}^{(1)}(t) + \Delta w_{ij}^{(1)}, \\
b_j^{(1)}(t+1) &= b_j^{(1)}(t) + \Delta b_j^{(1)},
\end{aligned} \tag{2.8}$$

где  $E(t)$  – целевая функция процесса оперативного обучения;  $r(t)$  – уставка по температуре;  $y(t)$  – выход объекта управления;  $\eta_k^{(2)}$  – скорость обучения  $k$ -го нейрона выходного слоя;  $\eta_j^{(1)}$  – скорость обучения нейронов скрытого слоя,  $\alpha$  и  $\beta$  – коэффициенты инерции, применяемые для ускорения сходимости;  $\delta_j^{(1)}$  – совокупная ошибка  $j$ -го нейрона скрытого слоя,  $\delta_k^{(2)}$  – совокупная ошибка  $k$ -го нейрона выходного слоя;  $e_k$  – ошибка  $k$ -го нейрона выходного слоя;  $\frac{dO_k^{(2)}}{ds_k^{(2)}}$  – производная функции активации слоя  $q$ . Значения  $\alpha$  и  $\beta$ , а так же скорости обучения скрытого слоя  $\eta^{(1)}$  были приняты с учетом работы [151].

В отличие от классического метода обратного распространения ошибки, описанного выше, предлагается ввести различные скорости обучения выходных нейронов, то есть вместо единой скорости  $\eta_k^{(2)}$  для всех нейронов выходного слоя,

вводятся две скорости  $\eta_{kp}^{(2)}$  и  $\eta_{ki}^{(2)}$  ответственные соответственно за скорость обучения первого нейрона (коэффициент  $K_i$  регулятора) и скорость обучения второго нейрона (коэффициент  $K_i$  регулятора). Данная реализация позволит проводить настройку одного коэффициента регулятора, не затрагивая другой. Необходимость такой реализации вызвана несколькими факторами:

- 1) порядок значений коэффициентов регулятора различен, что требует учета в виде различного порядка скоростей обучения,
- 2) оперативный режим работы не предполагает постоянное изменение параметров регулятора, а в некоторые моменты коррекции необходима лишь для одного из коэффициентов.

Ситуации, в которых необходимо изменять состояние регулятора, регламентирует база эмпирических правил (описание базы правил приведено ниже). При выполнении одного из условий базы правил происходит обучение нейронной сети.

#### **2.4. Описание базы правил, реализованной в нейросетевом настройщике**

Для учета особенностей функционирования объекта управления и определение моментов, когда необходимо производить подстройку параметров регулятора в нейросетевом настройщике была реализована база эмпирических правил. Основой для создания правил являлись эмпирические рекомендации по настройке ПИ-регулятора по качеству переходного процесса[156]. На Рисунке 2.7. показаны типичные рекомендации по настройке ПИ-регулятора

Рекомендации показывают, какой из каналов регулятора необходимо изменить в сторону увеличения или уменьшения для получения более качественного переходного процесса. При этом количественное изменение параметров регулятора остается за специалистом, производящим настройку регулятора. В проектируемой системе ответственной за количественное

изменение параметров регулятора, является нейронная сеть, а база правил – логическим описанием эмпирических рекомендаций.

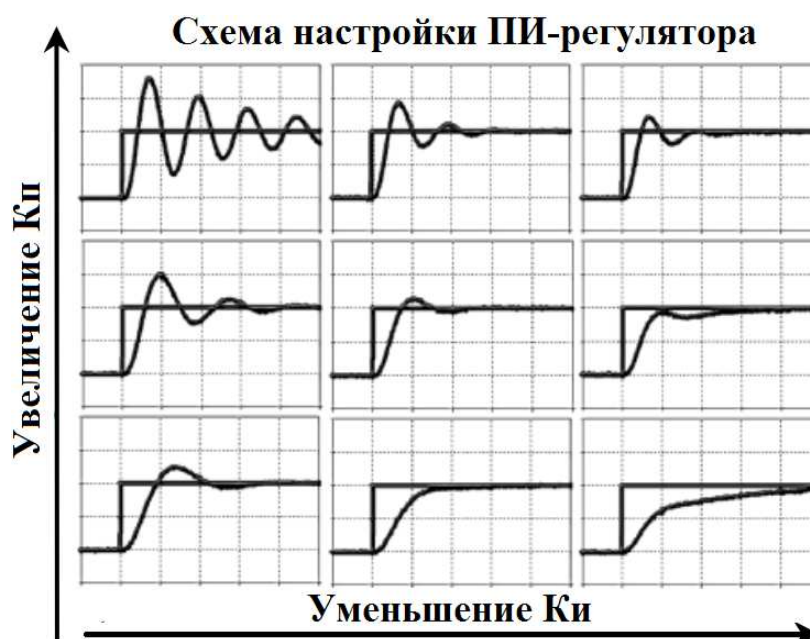


Рисунок 2.7 – Рекомендации по настройке регуляторов

Опишем общие правила, используемые нейросетевым настройщиком для настройки обоих каналов регулятора. Условия правил описывают ситуации, когда необходимо использовать и обучать НС, а следствия – необходимые значения скоростей обучения  $\eta_{kr}$ ,  $\eta_{ki}$  выходных нейронов, ответственных за коэффициенты П и И канала регулятора. Если какое-либо из правил срабатывает, то происходит обучение НС.

При описании базы правил использовались критерии качества, показанные на Рисунке 2.3 и переменные переходного процесса:

- 1)  $S$  – перерегулирование во время переходного процесса;
- 2)  $T_{п/п}$  – время переходного процесса;
- 3)  $E$  – статическая ошибка в установившемся режиме;
- 4)  $V$  – скорость изменения температуры;
- 5)  $A$  – количество колебаний в установившемся режиме;
- 6)  $Zadanie$  – уставка по температуре;

- 7)  $Zadanie\_old$  – предыдущая уставка по температуре;
- 8)  $T$  – текущее значение температуры;
- 9)  $U$  – текущее управляющее воздействие ПИ-регулятора.

Правило 1) Настройка регулятора производится с помощью скоростей обучения нейронов сети, ответственных за соответствующий коэффициент. При нулевых скоростях обучения параметры регулятора не изменяются. При этом скорости обучения пропорциональны первоначальным параметрам регулятора. Учитывая тот факт, что первоначальная настройка являлась удовлетворительной, но не оптимальной для данного объекта с точки зрения как качества управления, так и устойчивости, то учет зависимости скоростей обучения от первоначальных коэффициентов позволит не допустить подбора параметров, переводящих систему в неустойчивое состояние.

Правило 2) Если во время переходного процесса был изменен один из коэффициентов, то до окончания данного переходного процесса другой коэффициент не будет настраиваться. Данное условие позволит избежать ситуаций, когда одновременная настройка обоих коэффициентов приведет к ухудшению качества переходного процесса.

Правило 3) Ограничение на изменение коэффициентов регулятора – во время одного переходного процесса коэффициент регулятора не может быть изменен более чем в половину от начального значения. Данное правило также обезопасит систему от выхода за границу устойчивости.

Правила, регламентирующие настройку коэффициента П-канала регулятора.

Правило 4) Если  $T < 0,1 * Zadanie$  и  $T > 0,8 * Zadanie$ , то  $\eta_{kp} = 0$  : настройка П-канала не ведется на начальном (до 10%) и финальном (свыше 80%) диапазоне переходного процесса (Рисунок 2.8). Причина в том, что на начальном этапе переходного процесса из-за влияния звена запаздывания нарастание температуры будет близко к нулю и система отреагирует на это увеличением П-

составляющей. Подобная ситуация так же возникает на завершающей стадии переходного процесса.

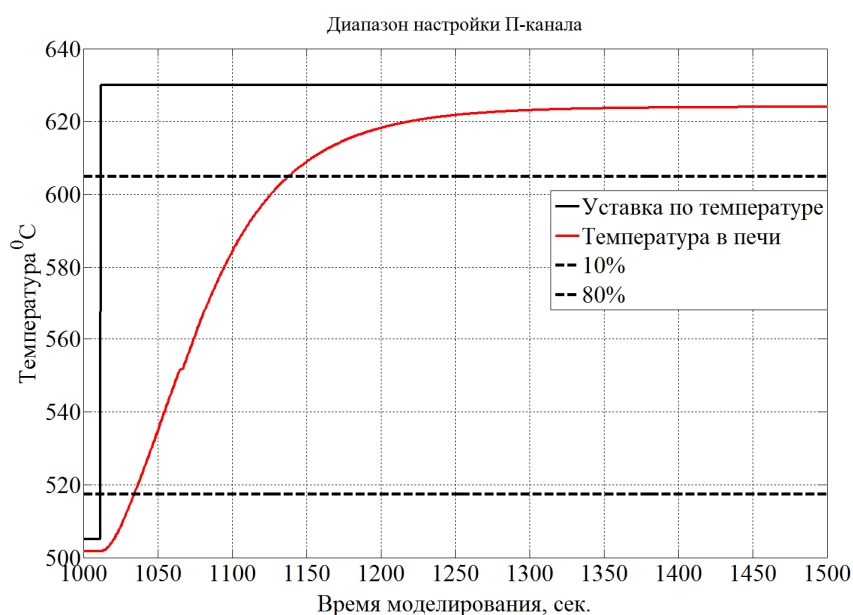


Рисунок 2.8 – Диапазон настройки коэффициента П-канала

Правило 5) Если  $V > V_{\text{tehn}} \rightarrow \eta_{kp} = -5 * K_p * 10^{-6}$  и  $V < V_{\text{tehn}} \rightarrow \eta_{kp} = -5 * K_p * 10^{-6}$ : если скорость нарастания температуры не соответствует необходимой по технологии, то необходимо обучить нейрон ответственный за П-канал регулятора (Рисунок 2.9).

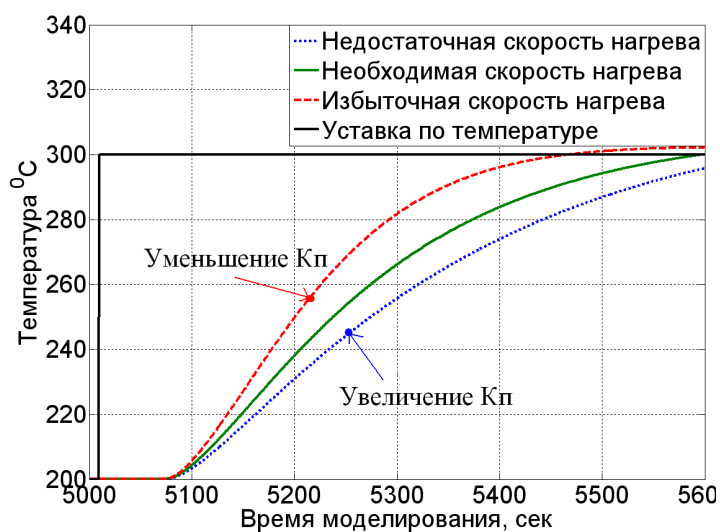


Рисунок 2.9 – Учет скорости нагревания



Знак скорости обучения зависит от того, в какую сторону необходимо изменить скорость нарастания температуры – при превышении заданной скорости технологии – отрицательная, при недостатке – положительная скорость обучения.

Правило 6) В момент смены температурой уставки производится запись выхода И-канала регулятора и соответствующей ей уставки в специальный массив. Запись в момент смены уставки позволяет получить выход И-канала регулятора в установившемся режиме, когда влияние П-канала минимально. Во время следующего переходного процесса на эту же уставку при её пересечении производится сравнение актуального и эталонного (сохраненного) выхода И-канала (Рисунок 2.10). Результатом сравнения является определение состояния «условия\_1», которое необходимо для функционирования других правил. Если актуальное значение превышает эталонное, то Условие\_1 = Верно, то необходимо уменьшить  $K_i$ , в обратном случае Условие\_1= неверно.

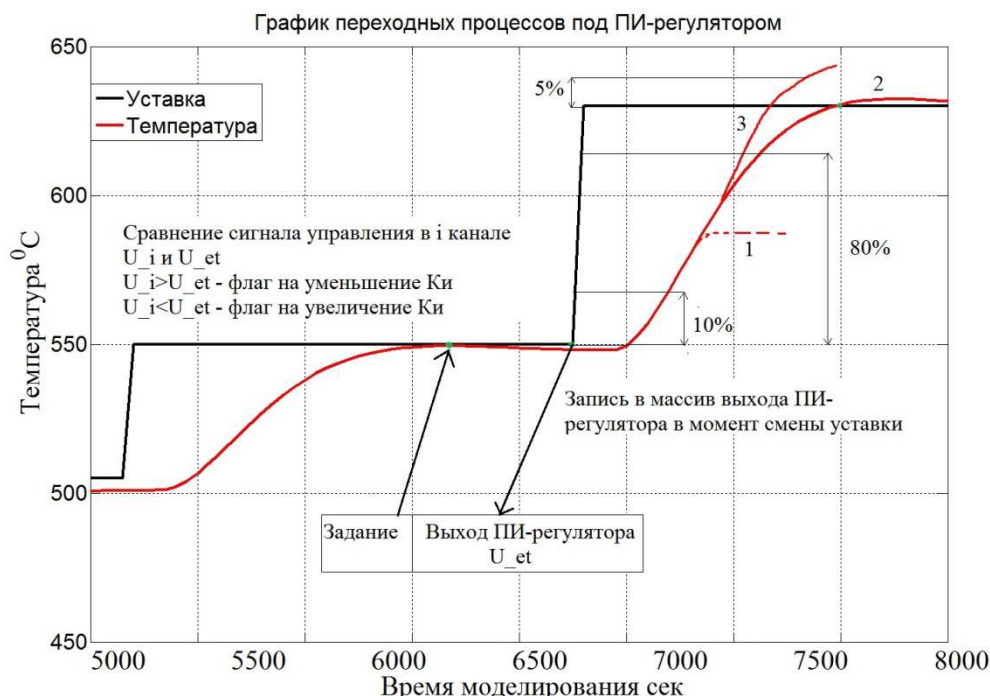


Рисунок 2.10 – Моменты записи и сравнений управляющих воздействий

Правило 7) Если  $S > 0.05 * \text{abs}(\text{Zadanie} - \text{zadanie\_old})$  и Условие\_1 = Верно  $\rightarrow \eta_{ki} = K_i * 10^{-9}$ . Если  $S > 0.05 * \text{abs}(\text{Zadanie} - \text{zadanie\_old})$  и Условие\_1 = Неверно  $\rightarrow \eta_{kp} = K_p * 10^{-6}$ . Данное правило с учетом правила №6 позволяет определить, какой из каналов регулятора приводит к перерегулированию и произвести его настройку (Рисунок 2.11).

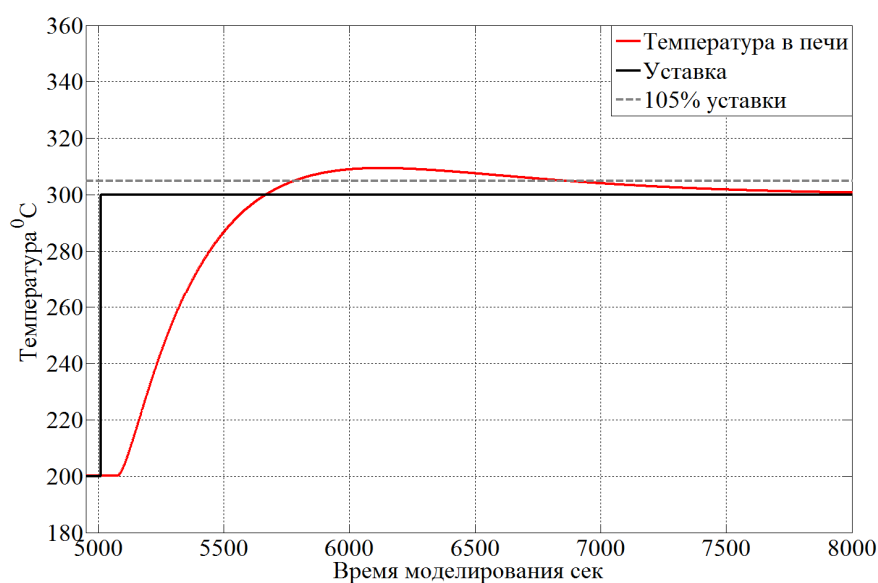


Рисунок 2.11 – Ситуация требующая настройки регулятора – перерегулирование

Правило 8) Если  $E > 0.05 * (\text{Zadanie} - \text{zadanie\_old})$  и Условие\_1 = неверно  $\rightarrow \eta_{ki} = K_i * 10^{-9}$ : при наличии статической ошибки и с учетом условия\_1 будет произведено увеличение  $K_i$  для более быстрой её минимизации (Рисунок 2.12).

Правило 9) Если  $A > 1$  и Условие\_1 = Неверно  $\rightarrow \eta_{ki} = K_i * 10^{-9}$ . Если  $A \neq 0$  и Условие\_1 = Верно  $\rightarrow \eta_{kp} = K_p * 10^{-6}$ . Ситуация аналогична правилу №7 – с учетом правила 6 определяется какой из каналов регулятора приводит систему в колебательное состояние и проводится его настройка (Рисунок 2.13)

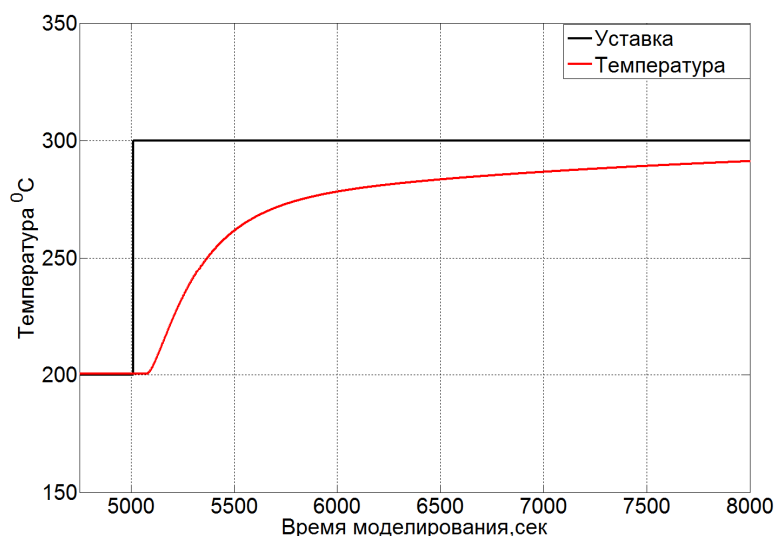


Рисунок 2.12 – Ситуация требующая настройки регулятора – статическая ошибка

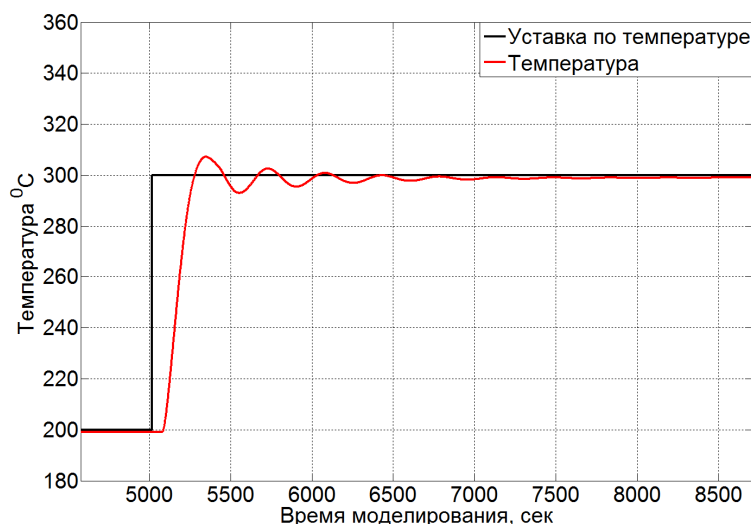


Рисунок 2.13 – Ситуация требующая настройки регулятора – автоколебательность

Дальнейшей задачей стала проверка разработанных теоретических предложений и работоспособности разработанной системы адаптивного управления в целом с помощью проведения её математического моделирования.

## 2.5. Проведение сравнительного моделирования

Целью моделирования являлось проведение сравнения функционирования системы управления с классическим ПИ-регулятором с системой, использующей

нейросетевую настройку ПИ-регулятора.

Для проведения моделирования первоочередной задачей стала идентификация математической модели печи отжига. В виду непрерывности производства идентификация с использованием тестового сигнала невозможна, так как она может нарушить действующий технологический режим. Учитывая данный факт, идентификация была проведена с использованием статистических данных работы печи отжига СПЦ-1 АО «ОЭМК». Для получения математической модели использовался метод наименьших квадратов [58], для реализации которого были использованы блоки системы Matlab:

- 1) Управляющее воздействие  $\text{const}=100\%$ ;
- 2) Структурная модель объекта управления, в виде двух апериодических звеньев I порядка;
- 3) Звена запаздывания;
- 4) Математические функции возведения в квадрат и интегратор;
- 5) Блок data, содержащий статистические значения с реальной печи отжига.

В результате получена следующая структурная схема идентификации, показанная на Рисунке 2.14.

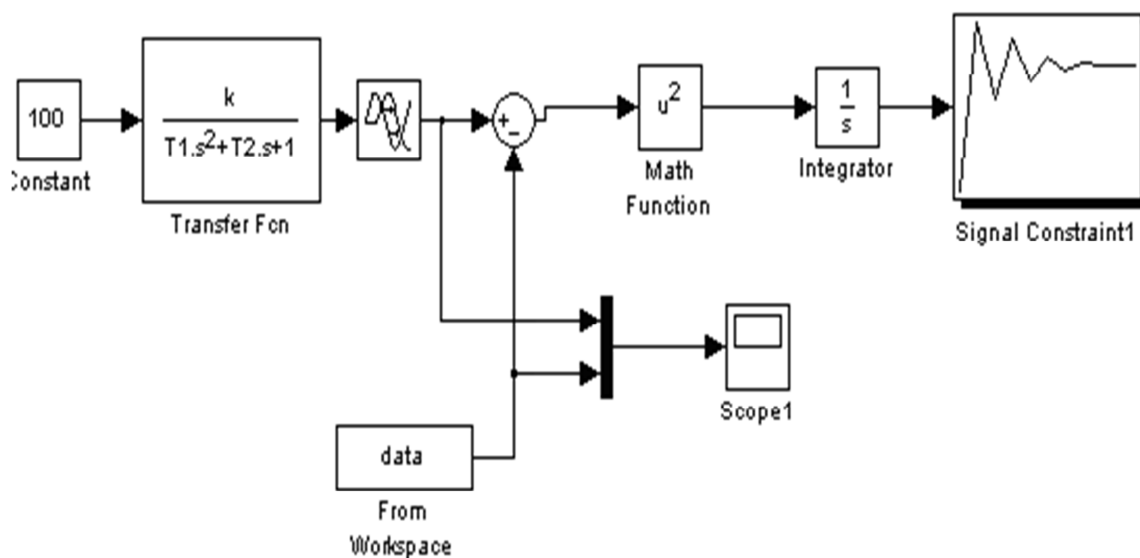


Рисунок 2.14 – Структурная схема идентификации модели зоны печи отжига

В результате идентификации получена модель, представляющая собой два апериодического звена I порядка и звено запаздывания, показанные на Рисунке 2.15.

$$W(s) = \frac{20.72}{1636s + 1} * \frac{1}{69.4s + 1} * e^{-63.8s}$$

Рисунок 2.15 Полученная модель зоны печи отжига

В процессе идентификации получены следующие графики (Рисунок 2.16), позволяющие считать качество идентификации удовлетворительным и достаточным. Идентифицировать более точную модель на нелинейном, динамическом, подверженному постоянному действию различных возмущений объекте, достаточно сложно. При этом, целью идентификации является получение модели для проверки работоспособности и эффекта от внедрения нейросетевого настройщика, благодаря чему качество идентификации для данной задачи можно считать достаточным для моделирования.

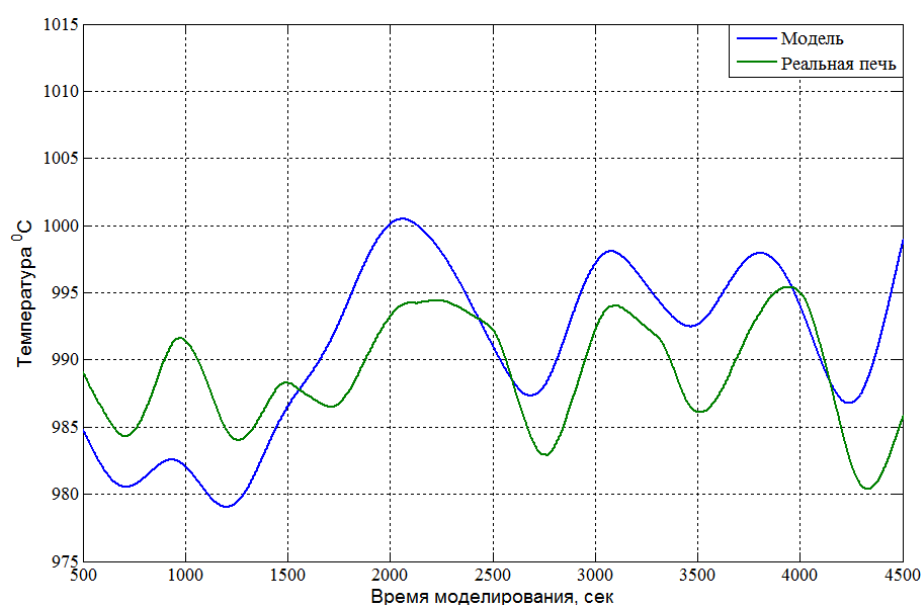


Рисунок 2.16 – Графики переходного процесса, построенные по измеренным и по модельным значениям

Эксперимент проводился на модели печи отжига СПЦ-1 АО «ОЭМК» со следующими особенностями и ограничениями:

1) переходной процесс в печи было принято считать завершенным при нахождении температуры в 5% области от разницы уставок в течение 300 с без наличия автоколебаний;

2) при завершении переходного процесса производилась смена температурной уставки;

3) для начального состояния печи экспериментально были подобраны приемлемые параметры ПИ-регулятора:  $K_n=0.4$ ,  $T_i=4000$ . Данные коэффициенты обеспечивают удовлетворительное качество регулирования для пустой печи;

4) После двукратной отработки графика уставок  $505^{\circ}\text{C} - 550^{\circ}\text{C} - 630^{\circ}\text{C} - 505^{\circ}\text{C}$  на частично загруженной печи, производилось изменение параметров модели объекта управления в виде уменьшения коэффициента усиления  $K$  на 5% и увеличение постоянной времени  $T$  на 50%, что имитирует полную загрузку печи стальными заготовками и изменение массы садки металла. После изменения параметров проводилась повторная отработка графика уставок.

5) После двукратной отработки графика уставок с измененными параметрами модель возвращалась к первоначальному состоянию и производилась повторная отработка графика уставок.

При выборе графика уставок учитывалась возможность в дальнейшем провести натурный эксперимент на лабораторном стенде для практической апробации системы. Лабораторный стенд представляет собой муфельную печь электрического нагрева с максимальной температурой нагрева в  $700^{\circ}\text{C}$ . Ввиду того, что реальные режимы термообработки требуют более высоких температур (выше  $700^{\circ}\text{C}$ ), в рамках данного исследования температурные уставки были уменьшены на 15%. Для примера был выбран график уставок  $600^{\circ}\text{C} - 650^{\circ}\text{C} - 745^{\circ}\text{C}$ , соответствующий отжигу хромистых сталей (20X13, 30X13 и др.) [40]. После уменьшения на 15% получим следующий график уставок для моделирования  $505^{\circ}\text{C} - 550^{\circ}\text{C} - 630^{\circ}\text{C}$ .

Эксперимент проводился в два этапа.

1) На первом этапе управление моделью печи отжига осуществлялось с помощью ПИ-регулятора, коэффициенты которого были подобраны при первоначальных параметрах печи. Данная настройка обеспечивает удовлетворительное качество управления: перерегулирование не превышает 5% для выбранного графика заданий и статическая ошибка в установившемся режиме меньше 5%.

2) На втором этапе эксперимента, управление моделью печи отжига осуществлялось с помощью ПИ-регулятора с нейросетевым настройщиком.

Для проведения эксперимента был задействован программный комплекс Matlab, в котором были реализованы математическая модель печи, классический контур регулирования и нейросетевой настройщик. На Рисунк 2.17 показана полученная структурная схема:

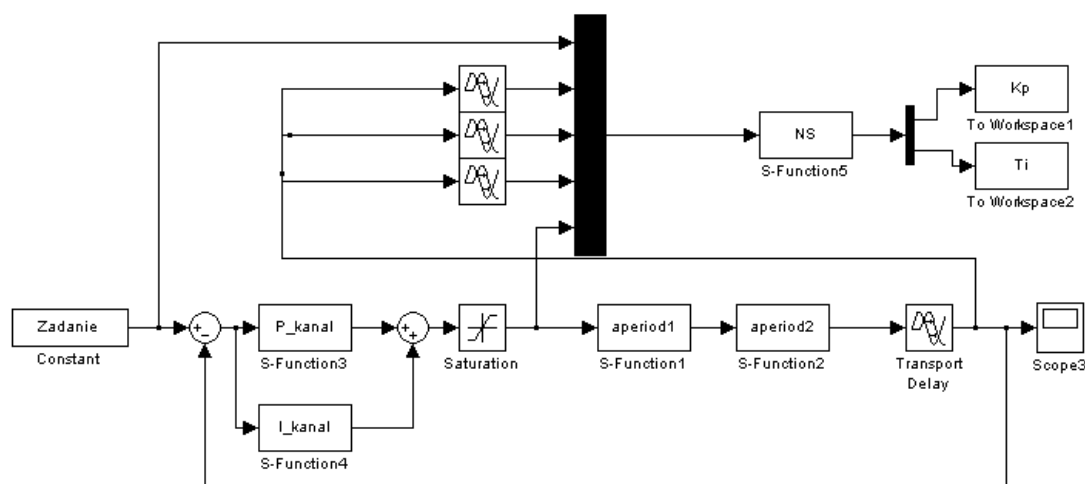


Рисунок 2.17 – Структурная схема моделирования системы управления с нейросетевым настройщиком

Объект управления представлен двумя аperiodическими звеньями I порядка (aperiod и aperiod1), реализованными в виде S-функций пакета Matlab, эквивалентных передаточным функциям  $20.72/(1694s+1)$  и  $1/(69.4s+1)$ , и звеном задержки (Transport Delay, значение задержки – 63,8 с). Реализация ОУ в виде S-функции позволяет осуществлять в процессе моделирования изменение

динамических характеристик объекта управления. Пропорциональный и интегральный канал ПИ-регулятора также реализованы в виде S-функции для их изменения в online-режиме. Блок Saturation играет роль ограничителя выхода ПИ-регулятора, не позволяя подавать на ОУ управляющее воздействие больше 100% и меньше 0%.

Нейросетевой настройщик представлен в виде S-функции «NS». В соответствии со структурой нейронной сети входами в него являются: уставка, 3 задержанных с помощью звеньев запаздывания Transport Delay выхода объекта управления и выход ПИ-регулятора. С помощью блока mux входа суммируются в единый вектор (необходимый для функционирования S-функции) и подаются на нейросетевой настройщик. Выходом нейросетевого настройщика является вектор, который, с помощью блока demux, раскладывается на коэффициенты  $K_p$  и  $K_i$ , запись значений которых в S-function ПИ-регулятора происходит с использованием рабочего пространства пакета Matlab (workspace).

В результате проведения эксперимента получены следующие графики (Рисунок 2.18–2.19):

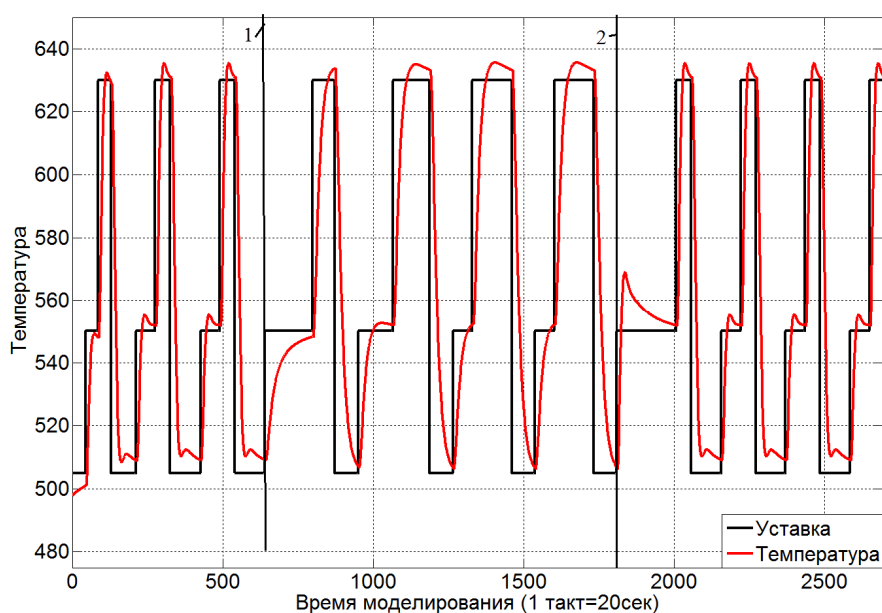


Рисунок 2.18 – Результаты для системы с ПИ-регулятором 1 – момент загрузки печи; 2 – момент разгрузки печи



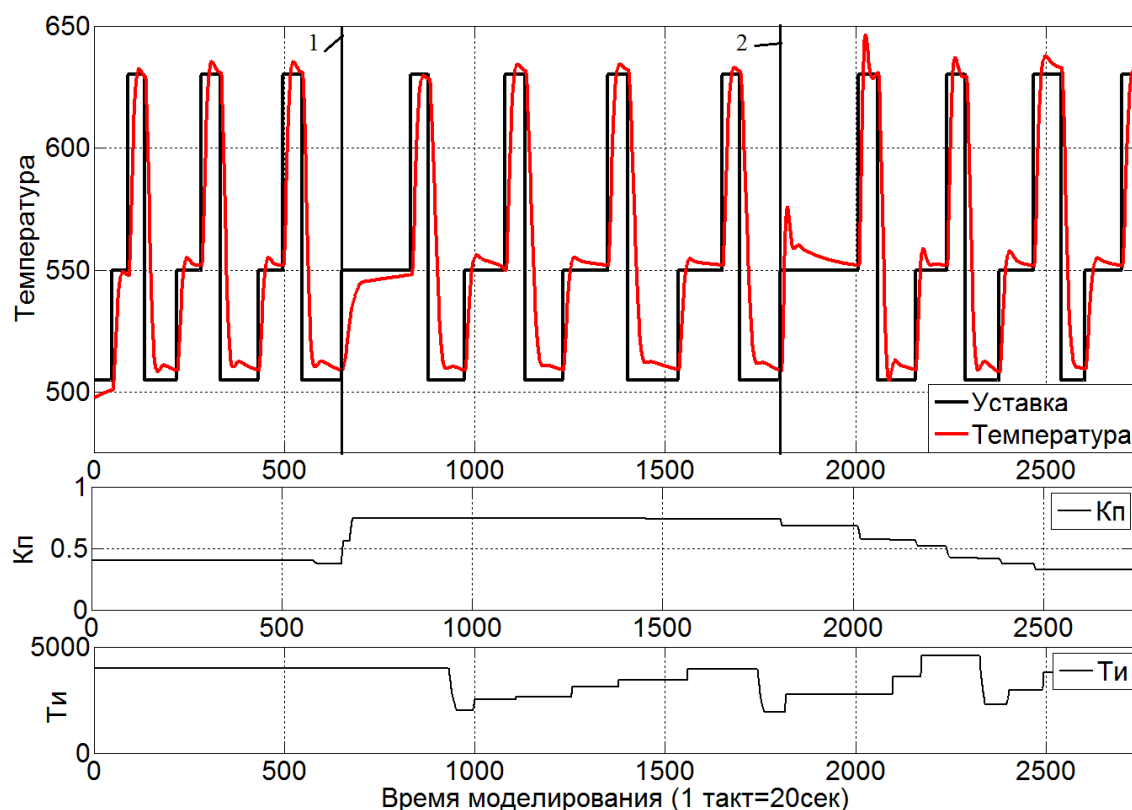


Рисунок 2.19 – Результаты для системы с ПИ-регулятором и нейросетевым настройщиком. 1 – момент загрузки печи; 2 – момент разгрузки печи.

Как видно из графиков, коэффициенты ПИ-регулятора, подобранные для частично загруженной печи, не обеспечивают качества переходного процесса для полностью загруженной печи. Использование ПИ+НС позволило через один переходный процесс минимизировать перерегулирование, повысив тем самым качество переходного процесса. В таблице 2.1 показаны сравнительные характеристики двух экспериментов.

Однако, при разгрузке печи, во время первого переходного процесса, ПИ+НС проигрывает уже настроенному регулятору, так как объект вновь изменился и необходимо подобрать новые параметры регулятора. При этом, если разгрузка будет частичной, качество управления ПИ-регулятора останется низким, в отличие от нейросетевого настройщика.

При этом, как видно из графиков, ПИ-регулятор с нейросетевым настройщиком проводит настройку при остывании печи, результаты которой негативно сказываются на качестве переходных процессов нагрева. Причиной

является несимметричность печи как объекта управления, вызванная невозможностью её принудительного охлаждения. В этой ситуации система управления стремится увеличить скорость остывания за счет увеличения коэффициента П-канала регулятора, что в результате приведет к резкому ухудшению качества регулирования при приближении к уставке.

Таблица 2.1 – Сравнительные характеристики использования НС и ПИ-регулятора

<b>Критерий оценки</b>	<b>ПИ+НС</b>	<b>ПИ</b>
Время опыта, час	14.63	14.83
Экономия времени, %	1.34	0
Суммарное управляющее воздействие (*100), ед.	8253	8297
Экономия по суммарному управляющему воздействию, %	0.35	0

Для эффективного управления печью, с учетом её несимметричности, было принято решение добавить в систему дополнительные правила, регламентирующие процесс охлаждения, а также дополнительный набор весовых коэффициентов и смещений, что в результате позволит отдельно получить набор коэффициентов регулятора для режима охлаждения[28].

## **2.6. Описание правил, реализованных в нейросетевом настройщике для управления печью во время процесса остывания**

После добавления в систему второго набора весовых коэффициентов и смещений, функциональная схема нейросетевого настройщика примет вид, показанный на Рисунке 2.20.

Переключение между наборами весовых коэффициентов будет происходить в зависимости от текущего процесса– нагревания или остывания печи. При смене процесса в нейронную сеть будут подставлены весовые коэффициенты и

смещения соответствующего режима. Это позволит не затрагивать коэффициенты регулятора, полученные для процесса нагрева, при настройке процесса остывания и наоборот. Данная реализация позволит получить два набора коэффициентов регулятора, позволяющих эффективно управлять как процессом нагрева, так и процессом остывания



Рисунок 2.20 – Усовершенствованная функциональная схема нейросетевого настройщика

При этом необходимо дополнить также и базу правил условиями, регламентирующими настройку параметров регулятора при остывании.

База правил была дополнена следующими условиями:

Правило 10) Если  $Zadanie < Zadanie\_old$  и  $U \neq 0$  и  $E > 0.05 * Abs(Zadanie - zadanie\_old) \rightarrow \eta_{kp} = 0$  и  $\eta_{ki} = K_i * 10^{-6}$ : если в процессе остывания управляющее воздействие не равно нулю и имеет место статическая ошибка, то скорость обучения нейрона, ответственного за И-канал регулятора ( $n_{ki}$ ), должна быть на 6 порядков меньше текущего значения  $K_i$  (Рисунок 2.21).

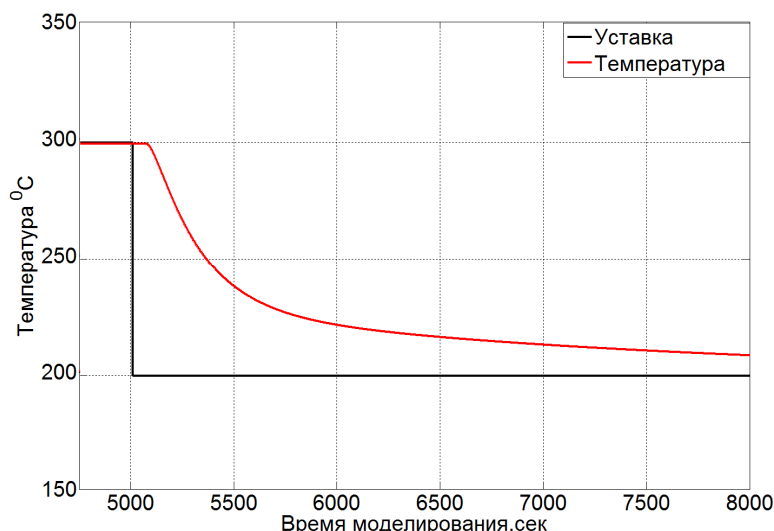


Рисунок 2.21 – Ситуация требующая настройки регулятора – статическая ошибка при охлаждении

Правило 11) Если  $Zadanie < Zадание\_old$  и  $U = 0 \rightarrow \eta_{kp} = 0$  и  $\eta_{ki} = 0$  – если идет процесс остывания и управляющее воздействие равно нулю – скорость обучения нейронов, ответственных за Кп и Ки равна нулю.

Правило 12) Если  $V < 2 * Z$  и  $E > 0.1 * Abs(Zadanie - zadanie\_old)$  и  $A = 0 \rightarrow \eta_{ki} = K_i * 10^{-6}$ . Данное правило позволит ускорить процесс остывания.

Правило 13) Если  $A \geq 1$  и  $T > zadanie$  and  $E > 0.05 * Abs(Zadanie - zadanie\_old) \rightarrow \eta_{kp} = K_p * 10^{-4}$

После дополнения базы правил условиями, регламентирующих настройку ПИ-регулятора в процессе остывания, был повторно проведен сравнительный эксперимент. Условия и требования остались без изменений в сравнении с прошлым экспериментом. В результате получены следующие графики переходных процессов, показанные на Рисунке 2.22.

Как видно из графиков, использование нейросетевого настройщика параметров ПИ-регулятора позволяет учитывать изменение параметров объекта управления в процессе эксплуатации, производя настройку ПИ-регулятора в оперативном режиме; уменьшить перерегулирование во время переходных

процессов нагрева и остывания; обеспечить необходимую по технологии скорость нагрева. Численные сравнительные характеристики показаны в таблице 2.2.

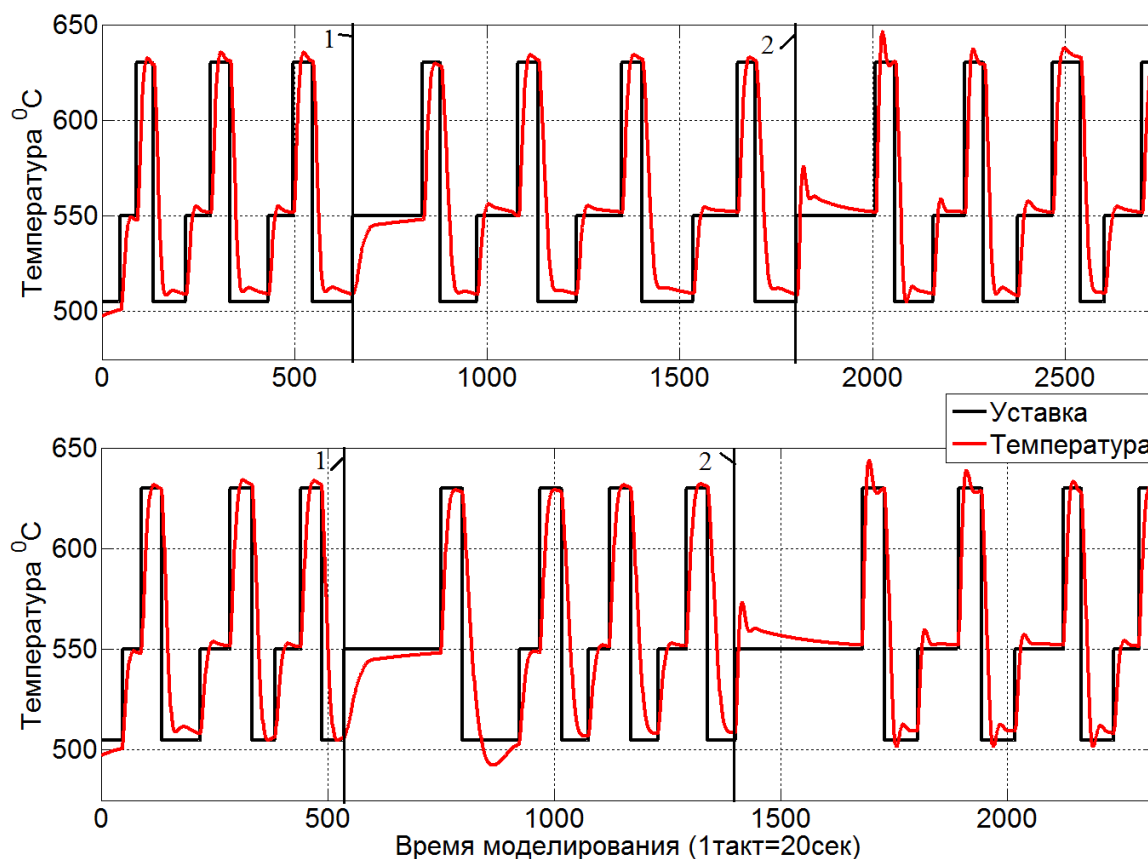


Рисунок 2.22 – Сравнительные результаты моделирования для системы с нейросетевым настройщиком с 1 НС (верхний Рисунок) и 2 НС (нижний Рисунок). 1 – момент изменения параметров модели; 2 – момент возвращения к первоначальным параметрам

Таблица 2.2 – Сравнительные характеристики использования нейросетевого настройщика двумя нейронными сетями с ПИ-регулятором

Критерий оценки	ПИ	ПИ+1НС	ПИ+2НС
Время опыта, час	14.83	14.63	12.77
Экономия времени, %	0	1.34	12.75
Суммарное управляющее воздействие (*100)	8297	8267	6939
Экономия по управляющему воздействию %	0	0.35	16.06

## 2.7. Выводы по главе

1) Предложена подход к построению адаптивной системы для печи отжига на основе нейросетевого настройщика, состоящего из нейронной сети прямого распространения сигнала и эмпирической базы правил.

2) Предложена структура нейронной сети, приведено обоснование выбранных функций активаций и количества нейронов в слоях нейронной сети, в качестве метода обучения нейронной сети на этапе инициализации сети реализован экстремальный метод обучения, при работе в оперативном режиме предложен и реализован видоизмененный метод обратного распространения ошибки.

3) Разработана база правил, представляющая собой формализованное описание эмпирических рекомендаций по настройке ПИ-регулятора.

4) Проведено сравнительное моделирование, призванное сравнить работу классического ПИ-регулятора и ПИ-регулятора с нейросетевой надстройкой.

5) Выявлено недостаточное качество переходных процессов при работе нейросетевого настройщика в процессе остывания. Для улучшения качества управления в нейросетевой настройщик внесен второй набор весовых коэффициентов и смещений, функционирующий при остывании печи

6) База правил дополнена условиями настройки ПИ-регулятора во время процессов остывания. Произведено повторное моделирование с учетом дополнения базы правил новыми условиями и введения второго набора весовых коэффициентов и смещений, результат которого можно считать достаточно успешным.

### **ГЛАВА 3. РАЗРАБОТКА СПОСОБА КОМПЕНСАЦИИ ВЛИЯНИЯ ВОЗМУЩАЮЩИХ ВОЗДЕЙСТВИЙ, ДЕЙСТВУЮЩИХ НА ПЕЧЬ ОТЖИГА, НА БАЗЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО НАСТРОЙЩИКА ПАРАМЕТРОВ ПИ-РЕГУЛЯТОРА**

Использование нейросетевого настройщика параметров ПИ-регулятора в качестве адаптивной системы управления для печей отжига, позволяет эффективно управлять работой печи во время переходных процессов. Однако, совместно с поддержанием оптимальных переходных процессов для системы управления печью стоит задача поддержания необходимого температурного диапазона в зонах печи в течение времени термообработки. Данная задача относится к отдельному классу задач по компенсации действующих на систему возмущающих воздействий [3].

Исследования показывают[114], что регулятор, оптимально настроенный на переходные процессы, в большинстве случаев неэффективно отрабатывает возникающие в установившемся режиме возмущения. Для поддержания стабильного режима работы необходимы иные коэффициенты, существенно отличающиеся от оптимальных для переходных процессов [2; 102;164]. Для решения этой задачи применяются различные методы: применение адаптивных и оптимальных систем [18; 19; 57], различные методы настройки классического ПИ-регулятора [3; 24; 50], применение интеллектуальных методов [56], регуляторов с измененной структурой [68; 97]. При этом данным классам методов отработки возмущающих воздействий свойственны те же недостатки, что и при их применении в режиме переходных процессов: необходимость в наличии точной актуальной модели объекта управления для оптимальных и адаптивных систем, настороженное отношение реального производства к нестандартным регуляторам.

Поэтому, для решения задачи компенсации влияния действующих возмущений предлагается дополнить адаптивную систему на основе нейросетевого настройщика параметров ПИ-регулятора режимом настройки регулятора на компенсацию влияния возмущающих воздействий.

### 3.1. Усовершенствованная функциональная схема нейросетевого настройщика

На данный момент в нейросетевом настройщике реализована нейронная сеть с двумя наборами весовых коэффициентов и смещений. Необходимость такой реализации вызвана различным характером нелинейности объекта управления при нагреве и остывании.. Функционирование на одном наборе весов приводит к подбору неоптимальных параметров и ухудшению переходного процесса [28; 114]. Переключения между различными наборами весовых коэффициентов происходят при смене температурной уставки, и по знаку разности между новой и предыдущей уставкой определяется тип процесса – охлаждение или остывание.

Для борьбы с влиянием возмущений для указанной нейронной сети был добавлен и подвержен настройке третий набор весовых коэффициентов и смещений. Функциональная схема полученной системы показана на Рисунке 3.1.

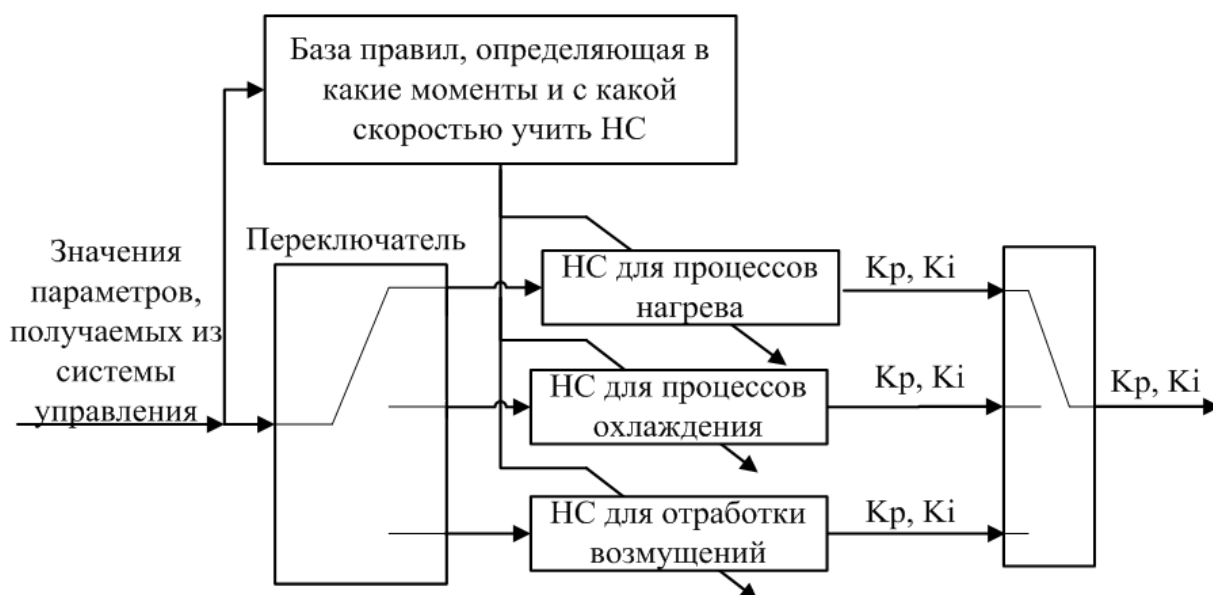


Рисунок 3.1 – Обновленная схема нейросетевого настройщика

Данный набор подставляется в нейронную сеть, и она начинает обучаться после идентификации системой возмущающего воздействия. До момента



идентификации возмущения весовые коэффициенты для компенсации влияния возмущений приравниваются к актуальным значениям весовых коэффициентов управляющей нейронной сети (в зависимости от типа процесса: нагревание или остывание). При этом наборы весовых коэффициентов и смещений для отработки переходных процессов сохраняются и будут использованы вновь после окончания компенсации влияния поступившего возмущения.

### **3.2. Создание базы правил для компенсации влияния возмущающих воздействий**

Для борьбы с влиянием возмущающих воздействий рекомендацией является увеличение значения  $K_p$  [114]. Руководствуясь данной рекомендацией, база правил нейросетевого настройщика была дополнена условиями для отработки возмущений:

1) Если при завершении переходного процесса при неизменном значении задания ошибка по температуре больше допуска по технологической инструкции, то имеет место действие возмущения.

2) Если действует возмущение, то скорость обучения нейрона, ответственного за П-канал регулятора, то  $n_{kp} = K_p * 0.001$ .

Было проведено моделирование с целью проверки внесенных изменений. Эксперимент проводился на модели печи отжига, идентификация которой произведена во 2 главе диссертации (Рисунок 3.2).

Особенности проведения эксперимента:

1) переходный процесс в печи было принято считать завершенным при нахождении температуры в 5% области от разницы уставок в течение 300с без наличия автоколебаний;

2) при завершении переходного процесса на объект управления производилась подача ступенчатого возмущающего воздействия (место

приложения показано на Рисунке 3.2) и переключение управления на нейронную сеть, ответственную за обработку возмущений.

3) возмущающее воздействие подавалось ступенчато с амплитудой 100 единиц.

4) влияние возмущающего воздействия считается компенсированным при возвращении температуры в 5% диапазон от уставки и нахождении там в течение 300с без наличия автоколебаний.

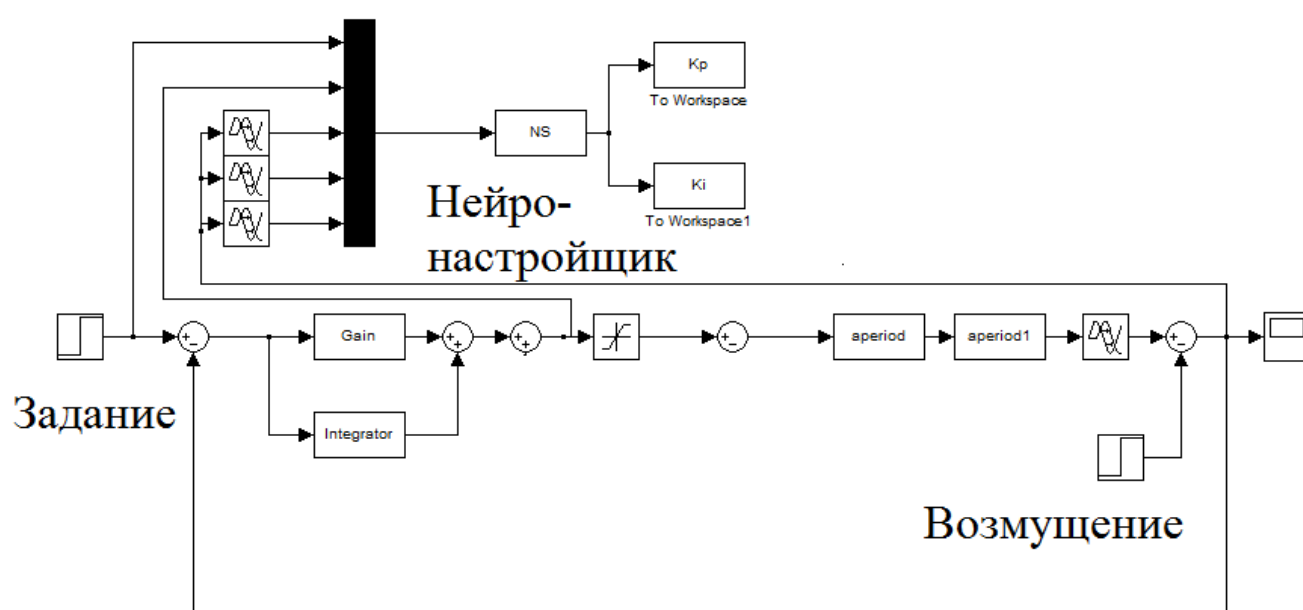


Рисунок 3.2 – Структурная схема моделирования

Моделирование проводилось в два этапа.

1) На первом этапе моделирования управление моделью зоны печи отжига осуществлялось с помощью оптимально настроенного на переходные процессы ПИ-регулятора.

2) На втором этапе моделирования, управление моделью зоны печи отжига осуществлялось с помощью ПИ-регулятора с нейросетевым настройщиком.

В результате получены следующие графики – Рисунок 3.3.

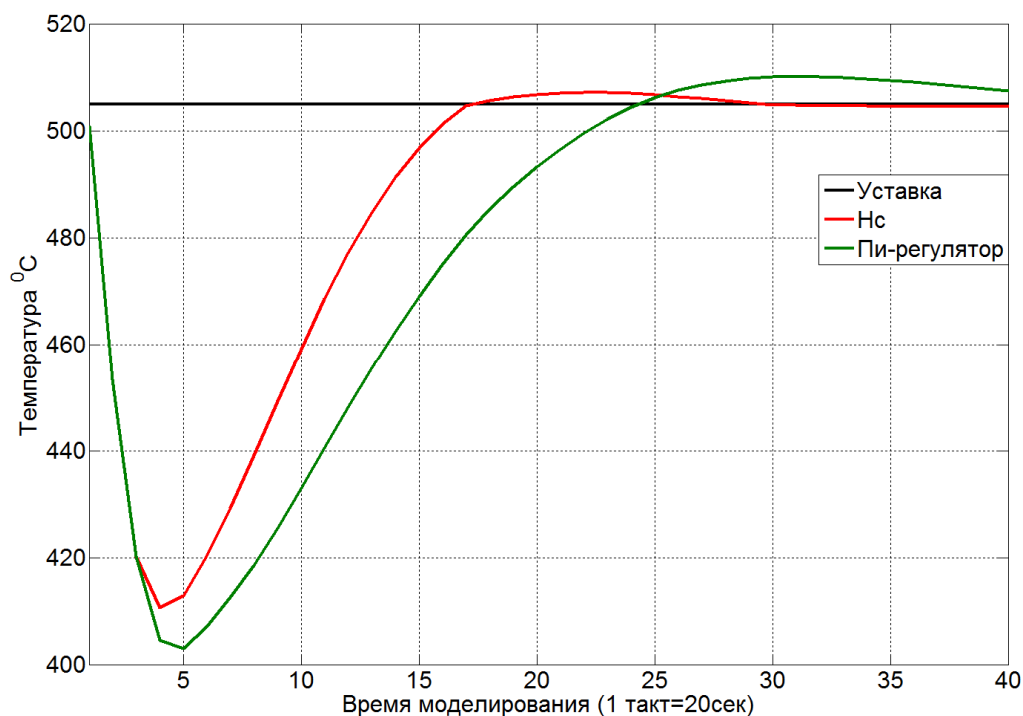


Рисунок 3.3 – Результаты эксперимента для возмущения, подаваемого на выход ОУ (тип Б)

Как видно из графиков, использование НС при отработке возмущения, подаваемого на выход объекта управления, позволяет уменьшить время выхода температуры в диапазон уставки.

Однако на печь отжига как технологический объект управления могут действовать различные возмущения: возможен выход из строя части газовых горелок печи, изменение теплотворных свойств газа сгорания. Также на температуры в зонах заметно влияет открытие штор на посадке и выдаче металла. При этом данные технологические возмущения нельзя рассматривать через классическое место приложения в схеме моделирования (после ОУ), так как, например, выход из строя горелки печи будет эквивалентен возмущению в канал управления (перед ОУ).

В результате сделан вывод о необходимости реализации возможности компенсации системой влияния возмущений вне зависимости от места их приложения на структурной схеме.

Далее была произведена попытка отработать влияние ступенчатого возмущения, подаваемого в канал управления, с помощью описанных выше правил. Возмущение представляет собой ступенчатое воздействие амплитудой в 10 единиц. Результат моделирования показан на Рисунке 3.4.

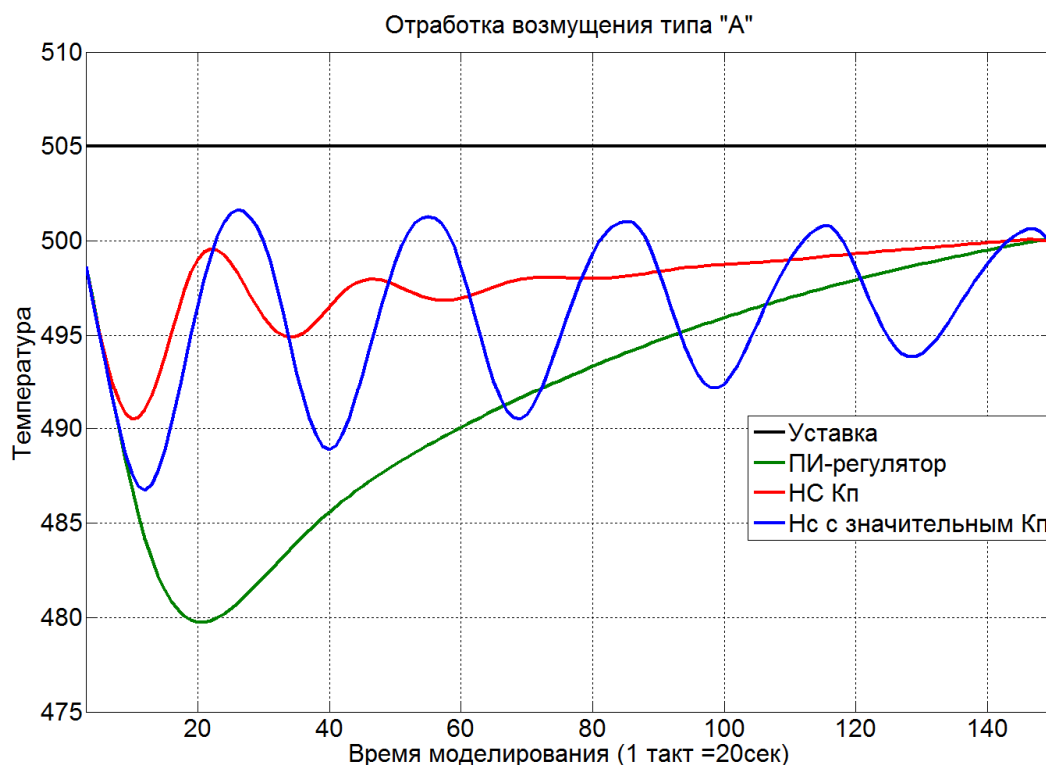


Рисунок 3.4 – Результаты эксперимента для возмущения, подаваемого в канал управления

Как видно из графиков, эффект от использования НС менее заметен, чем в прошлом эксперименте. Эксперимент с настройкой Кп был проведен дважды, с двумя различными скоростями обучения нейрона ( $n_{kp} = K_p * 0.001$  для красного графика и  $n_{kp} = K_p * 0.01$  для синего) ответственного за коэффициент П-канала регулятора, с целью демонстрации слабого влияния П-канала. В связи с этим высказано предположение, что в зависимости от места приложения на структурной схеме возмущения необходимо производить настройку различных каналов регулятора. Для проверки этого предположения был проведен сравнительный эксперимент при следующих условиях:

1) на первом этапе производилась компенсация влияния ступенчатого возмущающего воздействия, подаваемого в канал объекта управления амплитудой 100 единиц. Влияние возмущающего воздействия последовательно отрабатывалось настройкой П-составляющей регулятора, настройкой И-составляющей регулятора и совместной настройкой обоих коэффициентов.

2) второй этап эксперимента аналогичен предыдущему, с той лишь разницей, что отрабатывалось влияние ступенчатого возмущающего воздействия амплитудой 10 единиц, подаваемое в канал управления.

В связи с этим, для проведения эксперимента база правил нейросетевого настройщика была дополнена правилами, регламентирующими настройку обоих каналов регулятора[35]:

1) Если действует возмущение, то скорость обучения нейрона ответственного за П-канал регулятора  $n_{kp} = K_p * 0.001$ ;

2) Если действует возмущение, то скорость обучения нейрона ответственного за И-канал регулятора  $n_{ki} = K_i * 0.01$ .

В результате эксперимента получены следующие графики (рисунки 3.5-3.6):

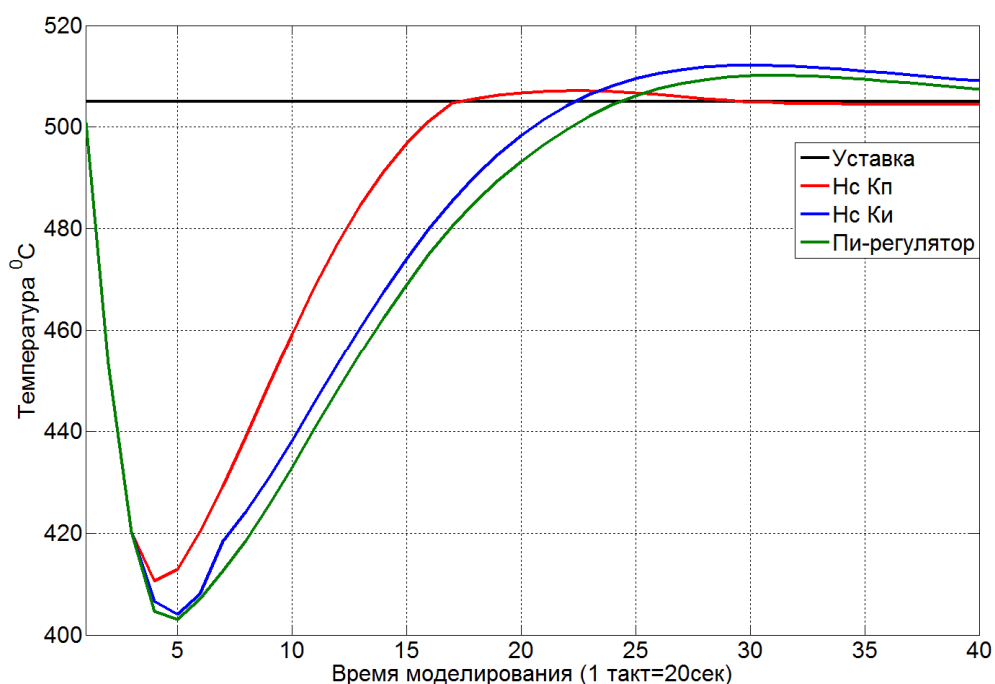


Рисунок 3.5 – Компенсация возмущения в канале объекта управления

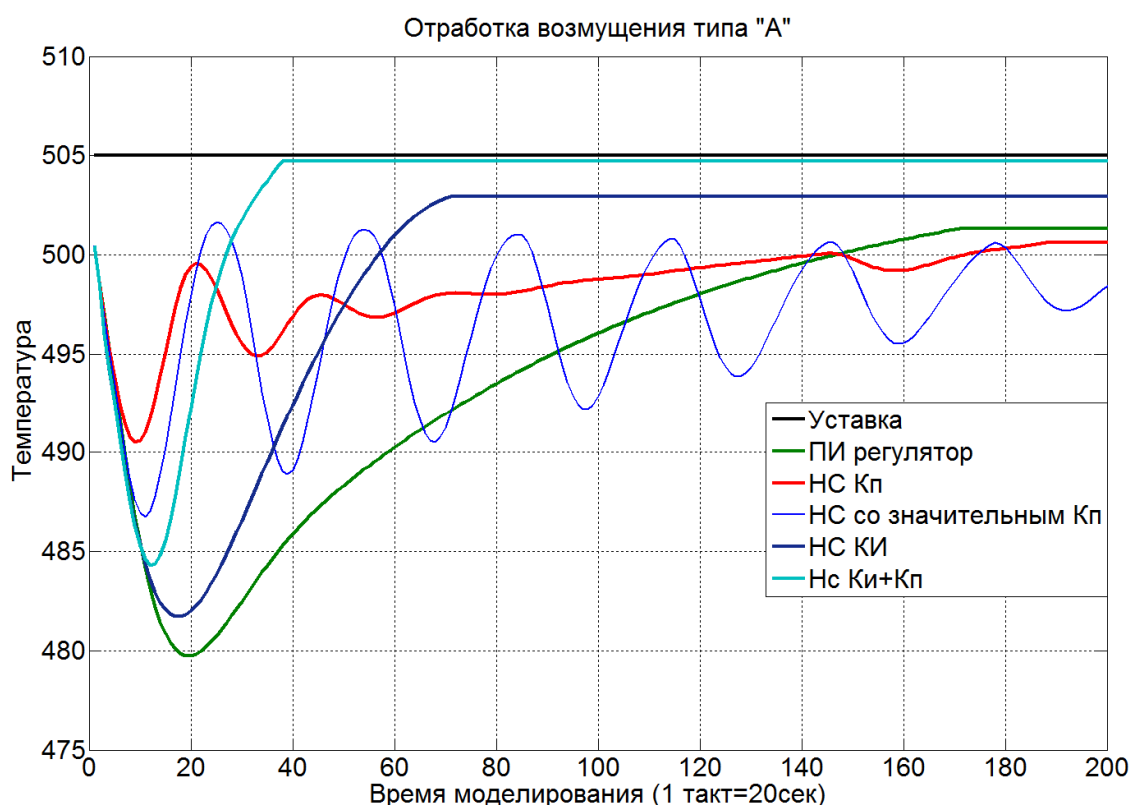


Рисунок 3.6 – Компенсация возмущения в канале управления

Проведем краткое описание полученных результатов. Положительного результата при компенсации влияния возмущения в канал управления удалось получить при настройке коэффициента И-канала регулятора (график НС–Ки) и при одновременной настройке двух каналов (график НС Ки+Кп). При этом, компенсация влияния возмущения настройкой лишь коэффициента П-канала (график Нс–Кп) не даёт значительного выигрыша даже при значительном изменении данного коэффициента (график НС со значительным Кп). Однако одновременная настройка позволяет добиться максимального эффекта.

Как видно из проведенного исследования, предположение о необходимости различного подхода к настройке параметров регулятора в зависимости от места приложения возмущающего воздействия, подтвердилось.

Эксперимент показал, что компенсация влияния возмущения, подаваемого в канал объекта управления, эффективна путем настройки П-составляющей

регулятора. Влияние И-канала регулятора минимально, так как возмущающее воздействие действует «быстро», в результате чего выход И-канал не накапливает управляющее воздействие необходимое для существенного влияния на скорость компенсации влияния возмущения, но накопленное управление достаточно для получения перерегулирования. Совместная настройка каналов так же не целесообразна из-за инерционного влияния И-канала.

Компенсация влияния возмущения, подаваемого в канал управления, эффективна при одновременной настройке обоих каналов регулятора. В данной ситуации, так как возмущение действует непосредственно на ОУ и находит отражение на его выходе с учетом его же динамики, резко возрастает влияние И-составляющей регулятора, что и приводит к необходимости его настройки. Настройка одной лишь П-составляющей не дает заметного эффекта, совместная настройка позволяет ускорить возвращение температуры в область уставки.

Однако эксперимент проводился в условиях когда системе было известно о моменте, виде и места приложения возмущающего воздействия, подаваемого на неё. При этом в условиях реального производства такую информацию получить невозможно. В связи с этим возникла необходимость соотнести модельные возмущающие воздействия с реальными и разработать алгоритм их идентификации в оперативном режиме.

Возмущающие воздействия предлагается разделить на два класса, схема приложения которых на схеме показана на Рисунке 3.7:

1) возмущение типа «А»: возмущающее воздействие подается в канал управления. Физической интерпретацией (физическим смыслом) данного модельного возмущения на печи отжига являются: посад холодного металла в печь для термообработки, снижение теплотворных свойств газа сгорания, выход из строя части горелок печи.

2) возмущение типа «Б»: возмущающее воздействие подается после объекта управления (ОУ). Физический смысл модельного возмущения: потеря тепла ОУ вследствие различных теплотехнологических причин, таких как открытие шторы проходной печи при загрузке/выгрузке (посаде/выдаче) металла.

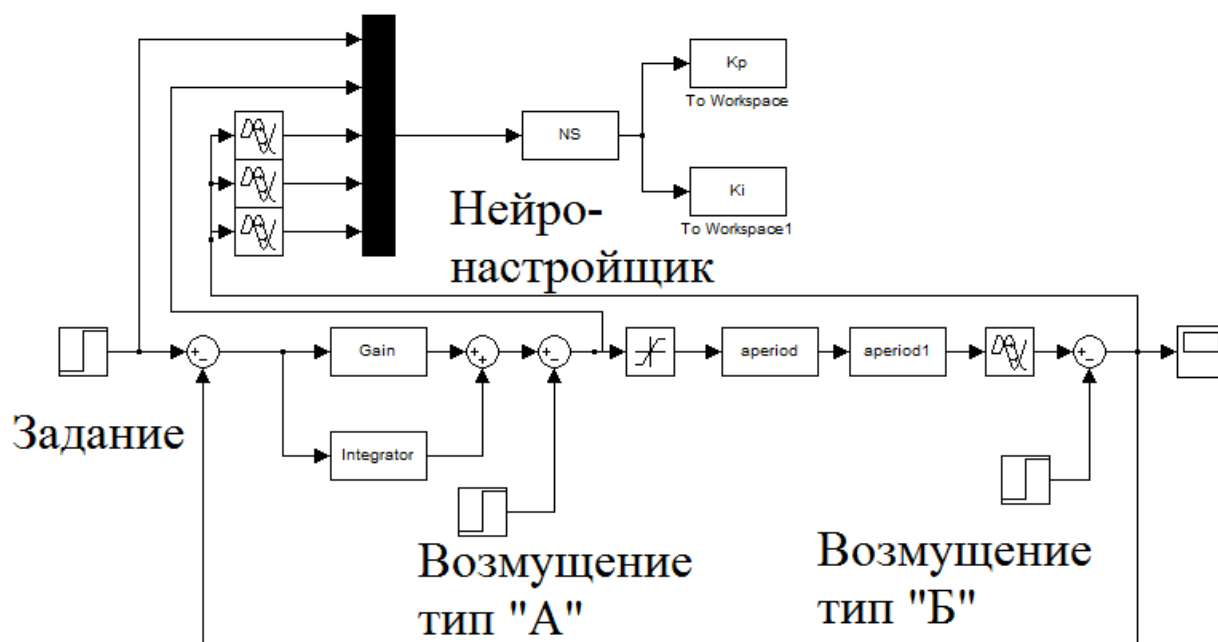


Рисунок 3.7 – Места приложения возмущений на структурной схеме моделирования

При разработке алгоритма (метода) идентификации выделенных типов возмущений за основу был взят следующий факт: нагревательная печь с открытой шторой (возмущение типа «Б») теряет тепло быстрее, чем закрытая нагревательная печь при возмущении типа снижения теплотворности топлива (возмущение типа «А»), поскольку печь даже при нулевом управляющем воздействии будет остывать медленнее, чем в открытом состоянии. Для функционирования данного алгоритма (метода) необходима средняя скорость остывания печи при нулевом управляющем воздействии. Определить скорость представляется несложным на любом процессе остывания печи, либо получить из архивных данных работы.

В результате предлагается следующий алгоритм, представленный на Рисунке 3.8.

Предложенное решение по определению типа возмущения, основанное на сравнении температурного градиента со средней скоростью естественного остывания печи, необходимо использовать в нейросетевом настройщике. Результаты моделирования позволяют дополнить базу правил нейросетевого



настройщика полученными условиями, что позволит, в конечном счете, различать тип возмущающих воздействий и получать оптимальный набор коэффициентов регулятора для отработки каждого из них.

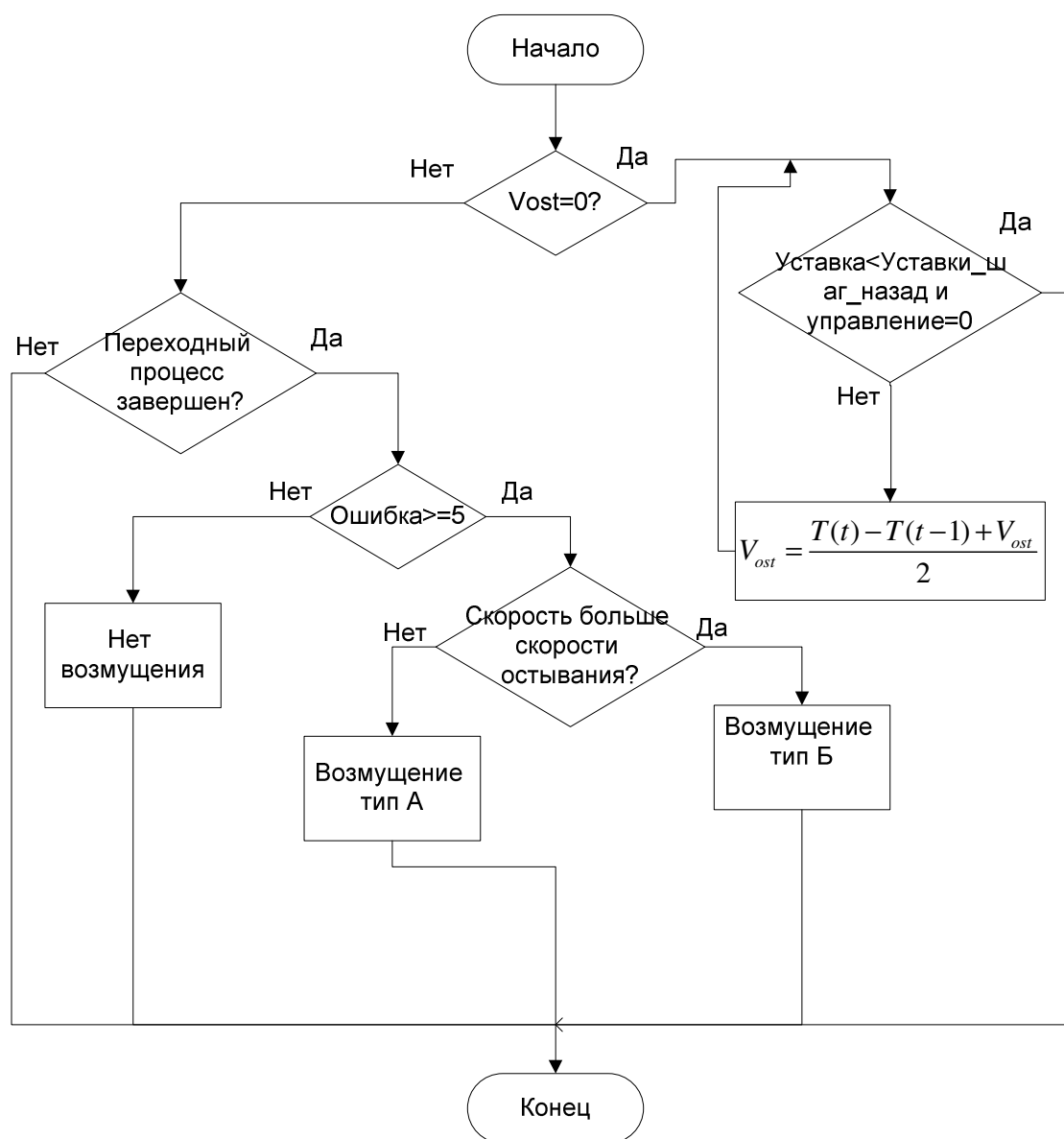


Рисунок 3.8 – Алгоритм идентификации типа возмущения

Таким образом, база правил нейросетевого настройщика дополнена следующими условиями.

1) Если текущая уставка меньше предыдущей и управляющее воздействие равно 0, то имеет место остывание печи и необходимо произвести расчет средней скорости остывания.

2) Если скорость изменения температуры при подаче возмущения больше, чем средняя скорость остывания, определенная ранее, то имеет место возмущающее воздействие типа «Б». Для его отработки, скорость обучения нейрона, ответственного за коэффициент П-канала регулятора  $n_{kp} = K_p * 0.01$ .

3) Если скорость изменения температуры при подаче возмущения меньше, чем скорость остывания, то имеет место возмущающее воздействие типа «А». Для его отработки скорость обучения коэффициента И-канала регулятора  $n_{ki} = K_i * 0.0001$ , скорость обучения коэффициента П-канала регулятора  $n_{kp} = K_p * 0.01$ . Столь значительная скорость для П-канала вызвана особенностью обучения нейронной сети: П-канал обучается по первой производной от ошибки (скорости изменения температуры) [151] и для возмущения типа «А» данная скорость незначительна.

4) Если при отработке возмущения типа «Б» рассогласование больше 5% от разности текущего и предыдущего значения уставки и скорость изменения температуры меньше уровня помех в установившемся режиме, то скорость обучения И-канала должна быть на четыре порядка меньше текущего значения  $K_i$ . Это позволит вернуть систему на уставку.

5) При возвращении в температуры в 5% диапазон от уставки и если скорость изменения температуры меньше уровня помех в установившемся режиме, то возмущение считается отработанным. В нейронную сеть подставляются веса и смещения для отработки переходных процессов и коэффициенты регулятора принимаются равными тем, что были подобраны для переходных процессов. Также в этот момент произойдет приравнивание весовых коэффициентов сети для возмущений к весовым коэффициентам для переходных процессов. Данное решение позволит рассматривать каждое возмущение как уникальное, так как отработка нового возмущения на старых коэффициентах может быть неэффективной.

6) Если при компенсации возмущения типа «Б» скорость изменения температуры меньше погрешности измерения, определенной в установившемся режиме, то скорость обучения нейрона, ответственного за  $K_p$  равна нулю. Данное правило позволяет не уменьшать  $K_p$  в момент прохождения нижнего экстремума и его окрестностей.

7) При 100% управляющем воздействии скорости обучения обоих нейронов равны нулю. Данное решение защитит от перенасыщения И-канала регулятора и потенциальной излишней скорости, вызванной значительным  $K_p$ , что позволит избежать возможного перерегулирования.

### **3.3. Проведение моделирования режима компенсации возмущений с применением нейросетевого настройщика**

После реализации правил в нейросетевом настройщике, было проведено моделирование [33], состоящее из двух этапов:

На первом этапе модель печи выводилась на температурную уставку, после завершения переходного процесса на систему подавалось возмущающее воздействие типа «А» с амплитудой в 10 единиц. Из прошлых экспериментов была получена естественная скорость остывания печи, благодаря чему появилась возможность идентифицировать тип возмущения. После обнаружения и идентификации возмущения нейросетевой настройщик производил настройку параметров ПИ-регулятора для отработки действующего возмущения. В таблице 3.1. приведены сравнительные характеристики экспериментов.

В результате получены следующие графики (рисунки 3.9–3.10):

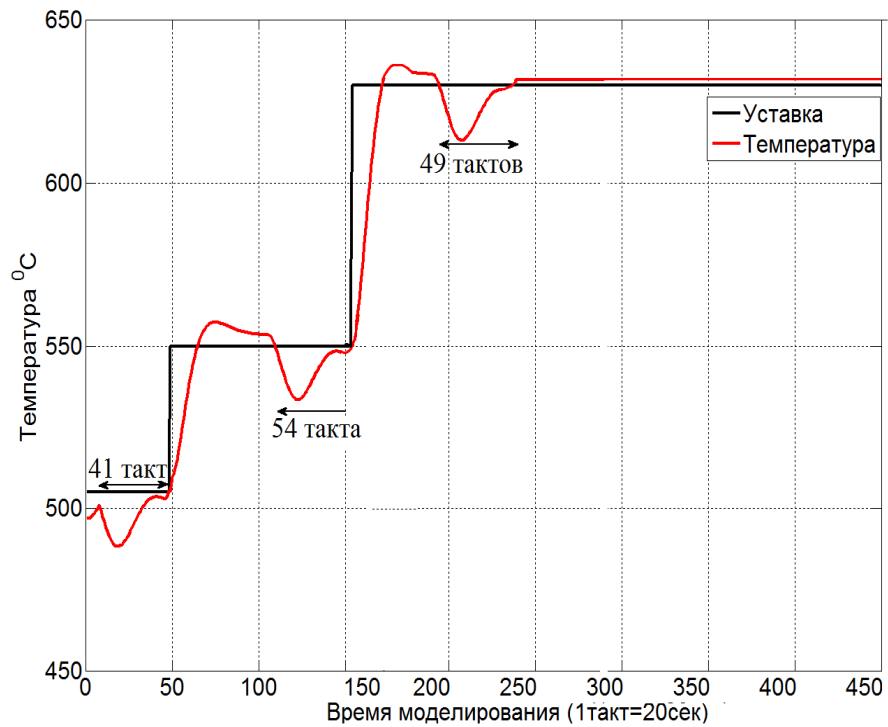


Рисунок 3.9 – Компенсация возмущающего воздействия типа «А» на различных уставках нейронастройщиком

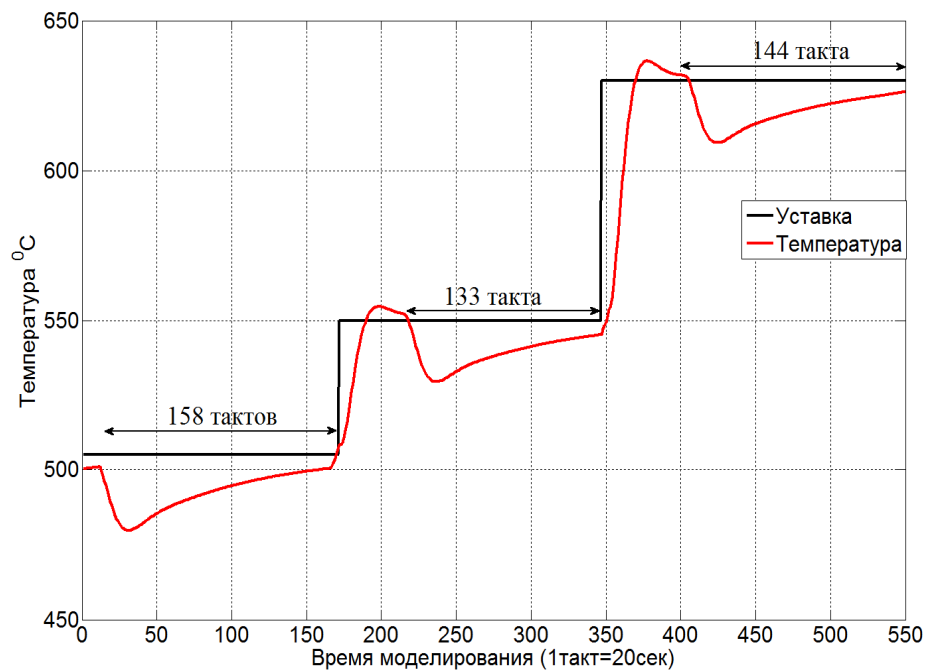


Рисунок 3.10 – Компенсация возмущающего воздействия типа «А» на различных уставках ПИ-регулятором

Таблица 3.1 –Характеристики компенсации возмущения тип «А»

<b>Критерий оценки</b>	<b>ПИ+НС</b>	<b>ПИ</b>
Время опыта, мин	120	180
Экономия времени, %	33,3	0
Суммарное управляющее воздействие	631	918
Экономия по суммарному управляющему воздействию %	31,2	0

Как видно из графиков на рисунках 3.9–3.10 применение настройщика позволяет значительно уменьшить время, требуемое на компенсацию влияния возмущения типа «А», в сравнении с ПИ-регулятором со статическими параметрами. Так же имеет место снижение максимального отклонения температуры от уставки, что положительно сказывается на качестве поддержания необходимого температурного диапазона.

Второй этап эксперимента аналогичен первому, с той лишь разницей, что на систему подавалось возмущение типа «Б» амплитудой 100 единиц. В таблице 3.2. приведены сравнительные характеристики. В результате получены следующие графики, показанные на рисунках 3.11–3.12

Таблица 3.2 – Характеристики компенсации возмущения тип «Б»

<b>Критерий оценки</b>	<b>ПИ+НС</b>	<b>ПИ</b>
Время опыта, час	1.22	1.38
Экономия времени, %	12	0
Суммарное управляющее воздействие	495	592
Экономия по суммарному управляющему воздействию %	16.35	0

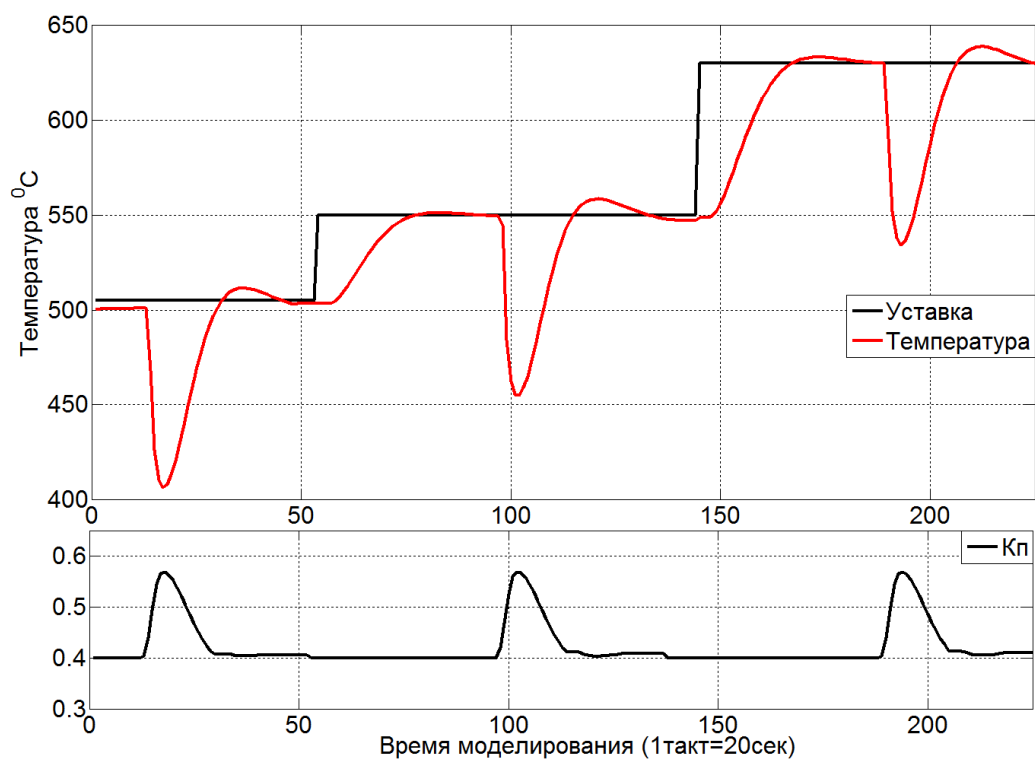


Рисунок 3.11 – Компенсация возмущающего воздействия типа «Б» на различных уставках нейронастройщиком

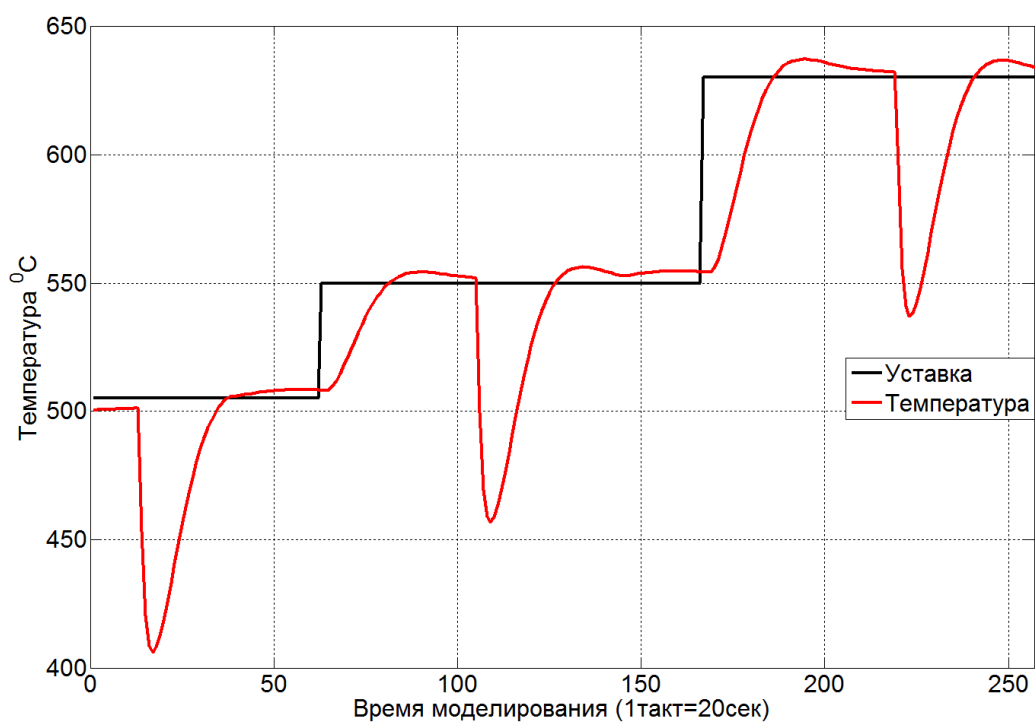


Рисунок 3.12 – Компенсация возмущающего воздействия типа «Б» на различных уставках ПИ-регулятором

### 3.4. Модернизация правил для переходных процессов

Реализованная система компенсации влияния возмущающих воздействий позволит минимизировать один из недостатков нейросетевого настройщика в режиме переходных процессов: адаптация, проводимая нейросетевым настройщиком, направлена на улучшение следующего переходного процесса. При этом текущий настраиваемый переходный процесс не будет являться оптимальным, более того – результатом работы части правил будет ухудшение текущего переходного процесса. Для примера на Рисунке 3.13 приведена одна из таких ситуаций: идет процесс остывания, при этом оба коэффициента еще не оптимальны (завышены). Неоптимальные коэффициенты приводят к перерегулированию. Нейросетевой настройщик реагирует на данную ситуацию уменьшением  $K_n$ . Однако, текущий переходный процесс (во время которого ведется настройка) будет не оптимален, так как уменьшение  $K_n$  увеличит время возвращения системы на уставку. Аналогичные ситуации могут иметь место так же при процессах нагрева.

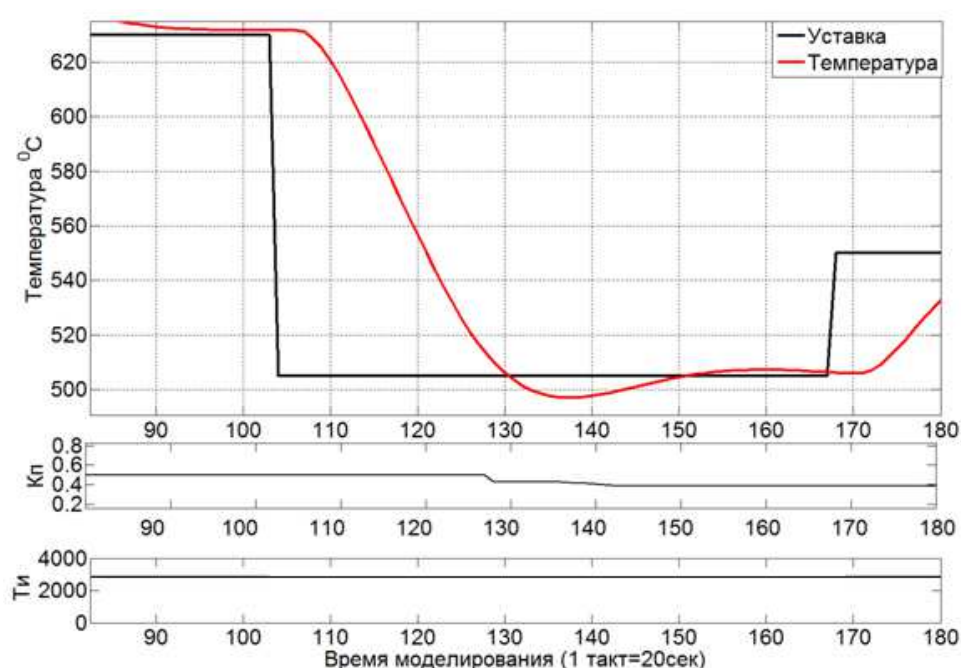


Рисунок 3.13 – Ситуация, ухудшающая текущий переходный процесс, но приводящая к оптимизации следующего

Для борьбы с данной ситуацией, предлагается воспользоваться разработанным в данной главе алгоритмом для компенсации влияния возмущающих воздействий. При идентификации системой действия возмущающего воздействия управление ведется нейронной сетью №3. При этом первоначальными коэффициентами для отработки возмущающих воздействий являются коэффициенты, подобранные для переходных процессов. После отработки системой возмущающего воздействия (возврат системы в 5% диапазон уставок), управление переключается на первоначальную нейронную сеть и подобранные ею коэффициенты.

Для улучшения качества текущего переходного процесса предлагается ввести следующее правило:

1) если ошибка  $> 5\%$   $dz$  и  $dt < 0.5$  и  $dt^2 < 0.5$  и скорости обучения нейронной сети для переходных процессов нулевые (ни одно из правил базы для переходных процессов не срабатывает), то произвести переключение управляющей нейронной сети на сеть №3 и производить настройку  $Ku$  с помощью выставления скорости обучения нейрона ответственного за  $n_{ki} = K_i \cdot 10^{-7}$ . Увеличение  $Ku$  позволит ускорить возврат системы в 5% зону уставки;

2) если произойдет срабатывание любого из правил для переходных процессов, управление с сети №3 переключится на сеть №1 или №2 (в зависимости от процесса нагрев или остывание).

Данное решение позволит сохранить оптимальные коэффициенты для следующих переходных процессов и при этом улучшит текущий переходный процесс.

Для проверки эффективности данного обновления базы правил было решено провести сравнительное моделирование, аналогичное моделированию проведенному во 2 главе.

На первом этапе системами адаптации выполнялся следующий график уставок  $505^{\circ}\text{C}$ – $550^{\circ}\text{C}$ – $630^{\circ}\text{C}$ . Переходный процесс считался завершенным при нахождении модуля ошибки по температуре в 5% диапазоне разницы уставок в



течение 300 с. По завершению переходного процесса происходила смена уставки соответственно графику. Каскад уставок обрабатывался 3 раза, после чего менялись параметры модели объекта управления ( $K = 0,95K$  ,  $T = 1,5T$ ), что моделирует загрузку заготовки в муфельную печь. После 4-ех кратной обработки каскада уставок параметры модели возвращались к первоначальным и уставки обрабатывались еще 4 раза.

Для сравнения энергоэффективности двух систем ведется учет управляющего воздействия – с первого переходного процесса первого каскада по последний каскад последнего переходного процесса вычисляется суммарное управляющее воздействие. По завершении каскада уставки интегрирование прекращается. Сравнительные характеристики приведены в таблице 3.3.

Требованиями к качеству переходного процесса выступают:

- 1) перерегулирование в пределе 5% от разницы уставок;
- 2) минимально возможное время переходного процесса.

В результате получены следующие графики (Рисунки 3.14–3.17):

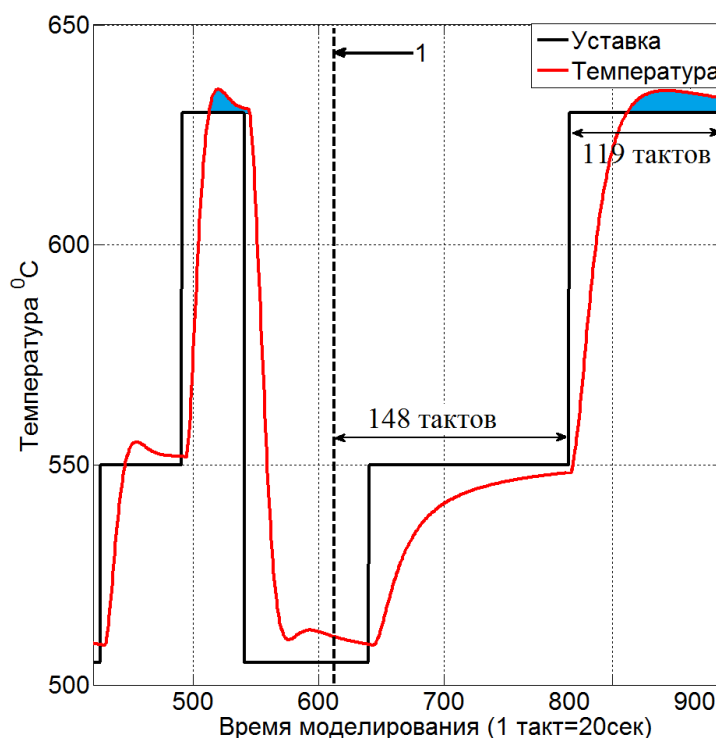


Рисунок 3.14 – Результаты для системы с ПИ-регулятором (выборочно, два каскада, 1 – изменение состояния ОУ)

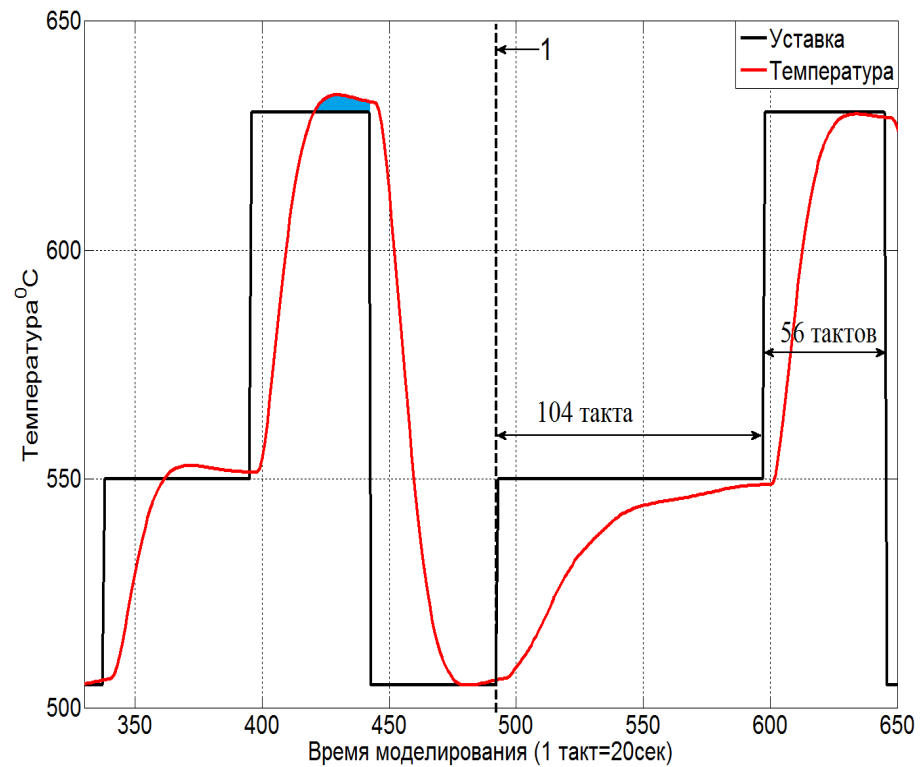


Рисунок 3.15 – Результаты для системы с обновленным нейросетевым настройщиком (выборочно, два каскада, 1 – изменение состояния ОУ)

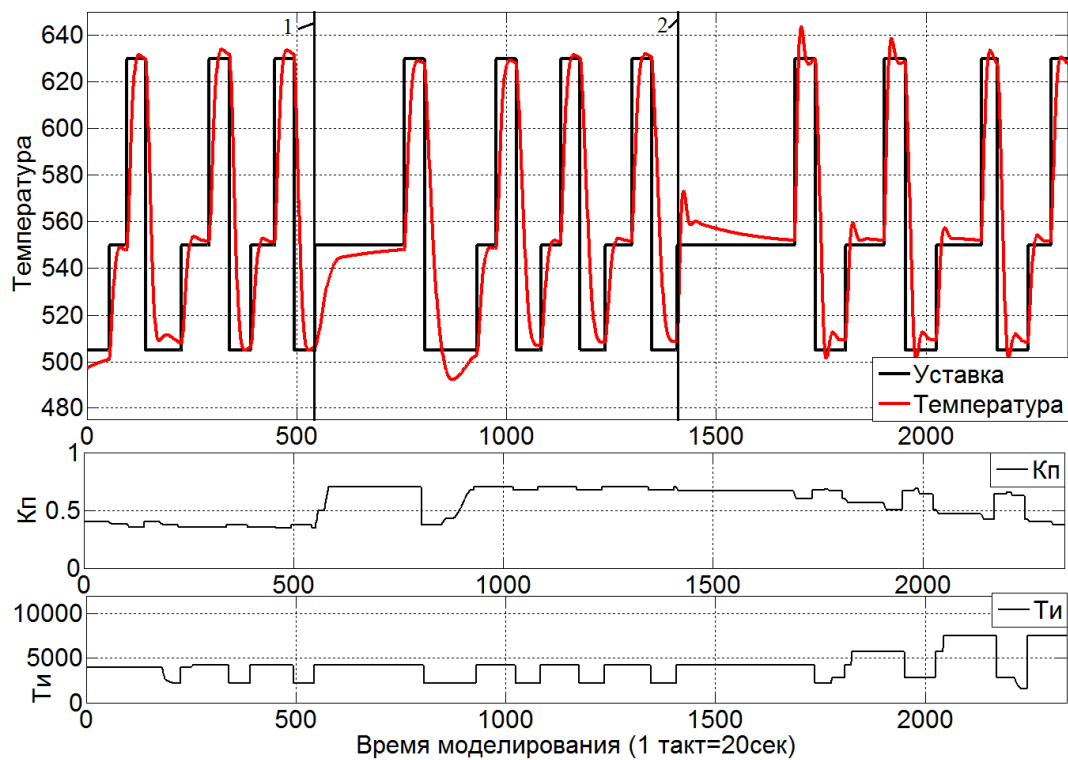


Рисунок 3.16 – Использование нейросетевого настройщика (1 – изменение состояния ОУ, 2 – возврат к первоначальным параметрам)

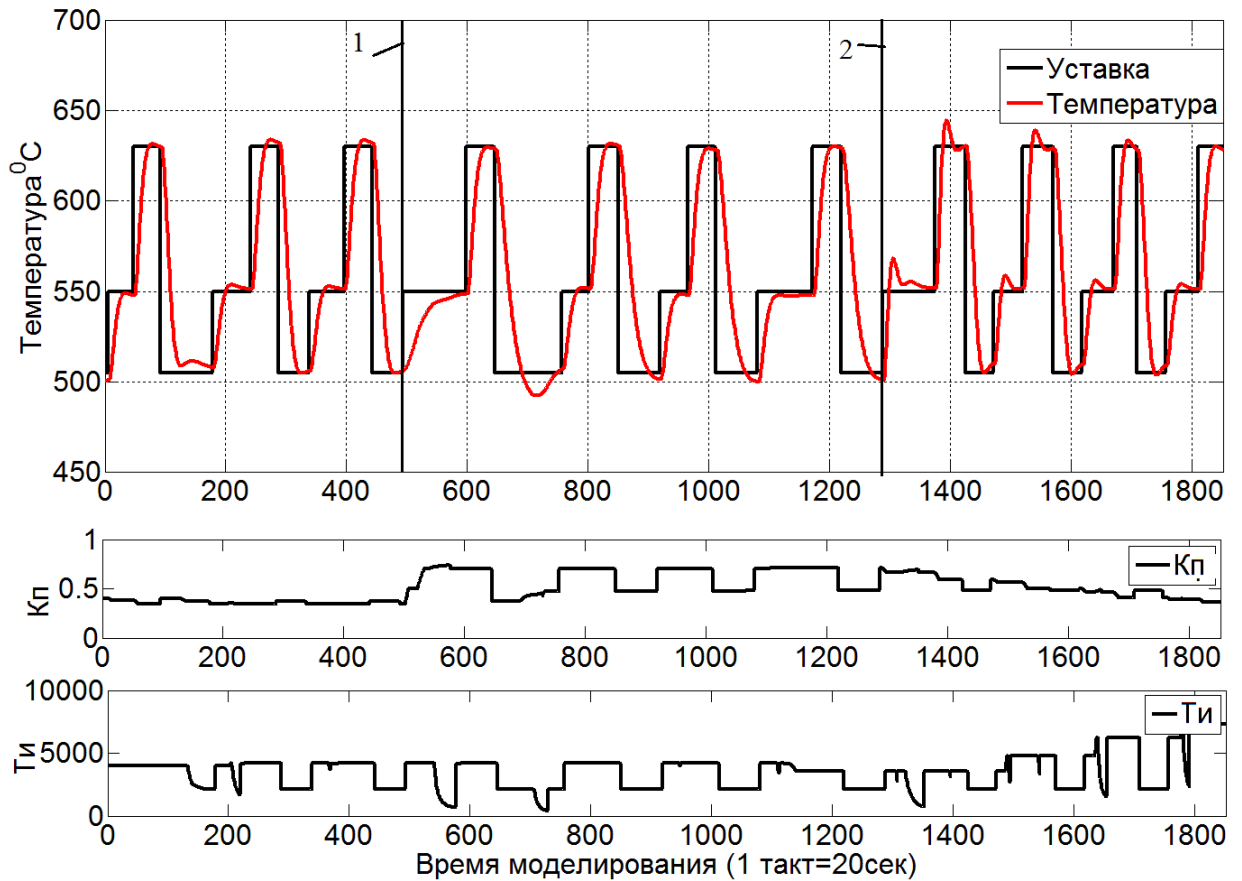


Рисунок 3.17 – Использование обновленного нейросетевого настройщика(1 – изменение состояния ОУ, 2 – возврат к первоначальным параметрам)

Таблица 3.3– Сравнительные характеристики

Критерий оценки	ПИ	Нейросетевой настройщик	Модернизированный настройщик
Время эксперимента, часов	14.83	12.77	10.67
Экономия времени, %	0	12.75	28.09
Суммарное управляющее воздействие, %/100	8297	6939	5723
Экономия по управляющему воздействию %	0	16.06	31.02

Как видно из графиков, нейросетевой настройщик с обновлениями более эффективно отрабатывает каскад уставок, чем нейросетевой настройщик прошлой версии: имеет место экономия по времени эксперимента и снижение суммарного управляющего воздействия.

Результатом проведенного сравнительного моделирования является подтверждение эффективности новой версии нейросетевого настройщика.

### **3.5. Выводы по главе**

- 1) Проведено исследование зависимости настройки различных каналов ПИ-регулятора в зависимости от места подачи возмущения на систему.
- 2) Разработана база правил для нейросетевого настройщика обеспечивающая компенсацию влияния возмущений, действующих на печь отжига.
- 3) В нейронастройщик внесена третья нейронная сеть, управление на которую переводится при компенсации влияния возмущающих воздействий.
- 4) Проведено сравнительное моделирование, призванное сравнить работу классического ПИ-регулятора и ПИ-регулятора с нейросетевой надстройкой в режиме компенсации влияния возмущающих воздействий двух видов. Применение нейросетевого настройщика позволяет снизить отклонение уставки от температуры и уменьшить время возвращения в технологический диапазон по температуре.
- 5) База правил дополнена условиями настройки ПИ-регулятора во время переходных процессов на основе компенсации влияния возмущений. Проведено дополнительное моделирование, подтверждающее эффективность новой версии настройщика.

## **ГЛАВА 4. РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНО-ТЕХНИЧЕСКОГО КОМПЛЕКСА РЕАЛИЗАЦИИ НЕЙРОСЕТЕВОГО НАСТРОЙЩИКА В РАМКАХ ПРОГРАММИРУЕМЫХ ЛОГИЧЕСКИХ КОНТРОЛЛЕРАХ**

Разработанный в предыдущих главах нейросетевой настройщик параметров ПИ-регулятора показал свою эффективность в режимах переходных процессов и отработки возмущений. Однако нейронастройщик был опробован лишь в рамках моделирования объекта управления. При этом моделирование проводилось в пакете математического моделирования Matlab, в нем же был реализован нейросетевой настройщик. Но программная реализация в Matlab не позволяет управлять реальными агрегатами в реалиях производства ввиду низкой надежности и высокой стоимости Matlab. В связи с этим появилась необходимость реализации нейросетевого настройщика на базе действующей системы управления без внесения в неё аппаратных изменений, модернизируя лишь программно-алгоритмическую часть. Проведем краткое описание действующей системы управления и её уровней автоматизации.

### **4.1. Описание САУ печей отжига**

АСУТП печи отжига включает в себя:

- 1) Систему управления и контроля, построенную на контроллере SIMATIC S7 400 фирмы Siemens;
- 2) Систему визуализации, архивирования данных и вывода отчетных документов, выполненную на базе SCADA WinCC под управлением операционной системы Windows XP/Vista/7.

Структурная схема комплекса технических средств АСУТП печи отжига приведена ниже на Рисунке 4.1.

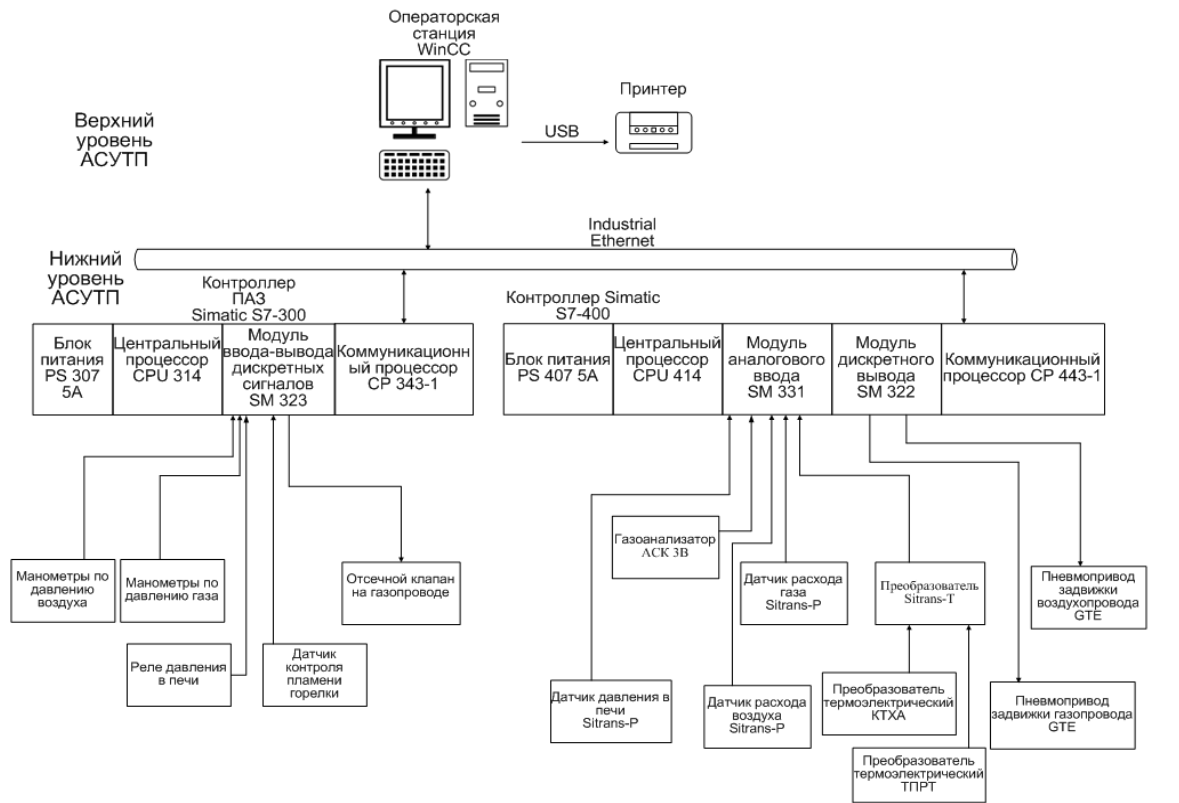


Рис 4.1 – Структурная схема комплекса технических средств

АСУТП представляет собой трехуровневую иерархическую структуру.

- 1) Первый или «полевой» уровень представлен датчиками и исполнительными механизмами.
- 2) Второй или «средний» уровень обеспечивает непосредственное управление объектами через контроллеры SIMATIC S7 300/400 фирмы Siemens.
- 3) Третий или «верхний» уровень (ПК оператора со SCADA системой) реализует задачи визуализации, хранения информации, передачи управляющих воздействий на «средний» уровень, который в свою очередь собирает информацию о состоянии объекта с «полевого» уровня.

Связь между «верхним» и «средним» уровнями осуществляется посредством промышленной компьютерной сети высокого быстродействия стандарта Industrial Ethernet.

При решении задачи автоматизации для каждого уровня АСУ ТП действуют следующие принципы и ограничения:

- Получение и обработка информации на каждом подуровне должна осуществляться независимо, насколько это возможно;
  - Время обмена информацией между подуровнями должно быть как можно меньшим и не критичным по времени;
  - Интерфейсы должны быть определены физически и по содержанию.
- В частности выделяются следующие признаки:
- Независимость подуровней насколько возможно;
  - Принятие решений на каждом подуровне насколько это возможно;
  - Сохранение данных по возможности на месте их возникновения;
  - Предварительная обработка данных на каждом подуровне насколько это возможно;

- Концепция построения системы автоматического управления термической печи включает в себя три режима работы:
- Ручное управление – автоматическое управление отсутствует;
- Регулирование – регулируемые параметры поддерживаются посредством автоматических регуляторов на заданном вручную уровне;

Для поддержания технологического процесса в оптимальном режиме, необходимо получать информацию о ходе процесса, эти функции выполняют источники информации (различного рода датчики). В каждой зоне печи контролируются параметры процесса:

- Фактические температуры греющей среды и теплового потока камеры сгорания;
- Расходы природного газа и воздуха горения.

Сигналы от датчиков поступают в контроллер, где производится обработка сигналов в алгоритме управления данным объектом. Надежность измеренных параметров обеспечивается посредством контроля достоверности, проверки диапазона и предельных значений, линеаризации и образования средних значений. Результаты вычислений в цифровой форме передаются, как в системы автоматического регулирования (задание на выполнение необходимых операций),

устройства логического управления, так и на терминальные устройства оператора-технолога в виде информационного потока о состоянии технологического процесса, состоянии оборудования и неисправностях.

Управление печью отжига осуществляется операторами через операторские станции, на которых технологический процесс отображается в виде мнемосхем, графиков, рапортов и сообщений. При этом контроллер опрашивает состояние приборов измерения, проводит все стадии предварительной обработки сигналов, выполняет необходимые расчеты, передает актуальную информацию в выходные блоки. Система визуализации запрашивает о необходимой для архивирования и визуализации информации, записывает данные для длительного хранения, выводит информацию о состоянии технологического объекта на экран, сообщает в особой форме о выходе технологического параметра за рамки допустимого. Кроме этого, система визуализации позволяет пользователю осуществлять оперативное управление технологическими механизмами непосредственно с операторской станции. При этом управляющие воздействия, команды, заданные значения и т. п. передаются в контроллер.

#### **4.2. Программная реализация модуля нейросетевого настройщика параметров ПИ-регулятора**

Нейросетевой настройщик предлагается реализовать на семействе контроллеров фирмы Siemens Simatic S7-300/400 по причине их широкого применения на металлургических предприятиях.

Для реализации нейросетевого настройщика в контроллере S7-300/400 использовалось программное обеспечение Step7+SCL[118], позволяющее проводить комплекс работ по созданию и обслуживанию систем автоматизации. Дополнительный пакет SCL содержит в себе структурированный язык управления SCL (Structured Control Language), являющийся языком программирования высокого уровня для SIMATIC S7. Язык SCL поддерживает характерную для STEP 7 блочную структуру, а также позволяет создавать S7-программы,



включающие в себя фрагменты на базовых языках STL, LAD и FBD. Одновременно, язык SCL относится к классу ST языков программирования, широко применяемых в микроконтроллерной технике. Использование данного языка на перспективу позволит тиражировать данное решение на контроллеры других производителей.

Одной из задач при программной реализации на базе S7 стала задача универсальности – программный продукт должен функционировать на всем семействе контроллеров Simatic Siemens 300/400 под управлением любого процессора. В связи с этим, учитывая особенности функционирования нейросетевого настройщика, выраженные в виде вызова раз в dT секунд, при реализации на Simatic необходимо добиться столь же строгого дискрета вызова. Так же для расчета средних температур и задержанных сигналов модуль нейросетевого настройщика должен вызываться 1 раз в секунду и выполняться единожды. Первоначальным вариантом реализации стала функциональная схема, приведенная на Рисунке 4.2.

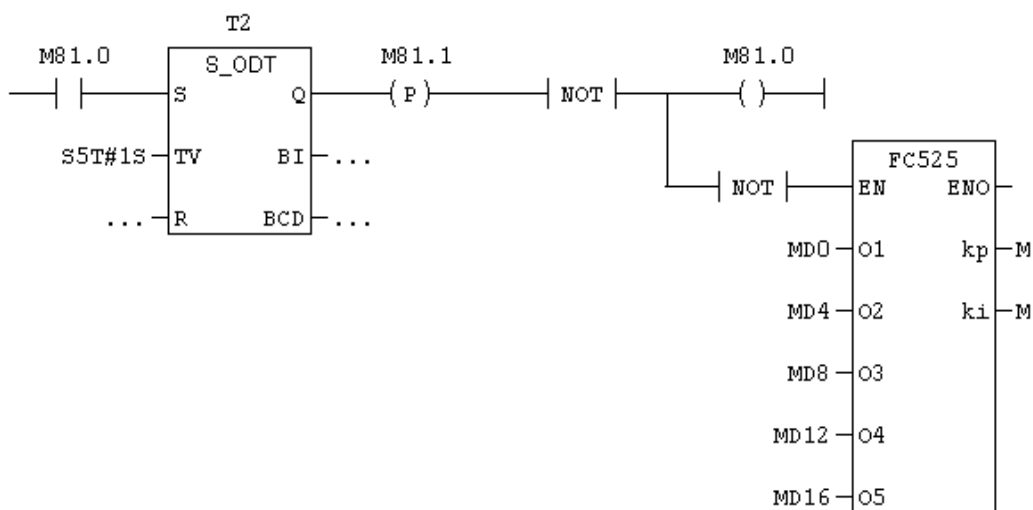


Рисунок 4.2 – Функциональная схема

Данная схема предполагает использование функции таймеров (S\_ODT – таймер задержки включения) и блока, фиксирующего положительный фронт (-P-).

При подаче на таймер в течение времени 1сек сигнала «1» происходит передача сигнала «1» далее на блок определения фронта сигнала. Выходом «Р» является сигнал «1» в течении 1 такта, после чего единожды вызывается функциональный блок FC525, где реализован нейросетевой настройщик. Бит 81.0 становится равным 1 и цикл повторяется.

Однако данная схема успешно функционировала лишь на эмуляторе контроллера (PLC-SIM) и при отладке программы на реальном контроллере возникли проблемы, суть которых заключалась в различных временах прерывания блока OB1 и частотой его вызова. Данная проблема приводила к различным временам вызова нейросетевого настройщика и ситуаций, при котором за 1 секунду настройщик вызывался более чем 1 раз. Данная проблема не позволяла добиться строгого дискрета вызова.

Рассматривалась возможность использования различного времени прерывания организационных блоков (OB30-39), однако не все процессоры семейства S7 300/400 поддерживают настройку времен прерывания, из-за чего не выполняется требование по универсальности программного продукта. Так же, в OB30-39 могут находиться программные блоки, время вызова и выполнения которых критично (такие блоки как ПИД-регулятор) и функционирование нейронастройщика может привести к сбоям в работе данных блоков.

Для обеспечения строго дискрета, было решено использовать системное время контроллера с использованием системной функции «SFC1». Данная функция позволяет получить системное время в формате DT: «год-месяц-неделя-день-час-минута-секунда-миллисекунда». Знание системного времени позволяет оперировать этими данными и реализовать таймер на их основе. Для этого на языке SCL был реализован функциональный блок FB11, раскладывающий переменную формата DT на переменные содержащие год, месяц, неделя, день, час, минута и секунды, но уже как отдельные переменные, а не единая переменная класса DATA. Дискрет вызова нейросетевого настройщика предполагает использование секунд, в связи с чем выход блока FB11 «SEC»

записывается в область памяти MW120 для дальнейшего использования. На Рисунке 4.3. показан внешний вид полученного блока.

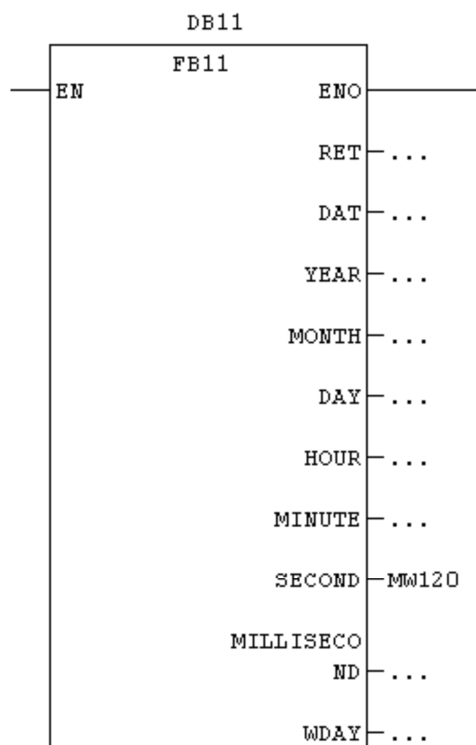


Рисунок 4.3 – Блок FB11

Непосредственно сам нейросетевой настройщик реализован в виде функций FC500 и FC501, написанных на языке SCL. Первоначально предполагалось реализовать нейросетевой настройщик в рамках одной функции, однако, ввиду ограничений на размер функции FC в 16 Кбайт (для всего семейства процессоров S7-300, за исключением CPU-317) и задачи универсальности, было решено разделить программу на две части. В результате в функции FC500 реализована база правил, а в FC501 – нейронная сеть и модуль её обучения.

Одной из особенностей реализации, учитывающей требования языка программирования, является хранение переменных функции не в её теле, а в отдельных массивах данных, представленных в таблице 4.1. Данное решение позволяет экономить пространство функций FC 500-501 и локального стека (L-стек) процессора.

Таблица 4.1 – Массивы данных переменных нейронастройщика

Название массива данных	Содержание массива
DB1	Весовые коэффициенты скрытого слоя нейронной сети для переходных процессов
DB2	Весовые коэффициенты выходного слоя нейронной сети для переходных процессов
DB3	Весовые коэффициенты скрытого слоя нейронной сети для отработки возмущающих воздействий
DB4	Весовые коэффициенты выходного слоя нейронной сети для отработки возмущающих воздействий
DB11	Массив для работы блока FB11
DB58	Переменные ПИД-регулятора FB58
DB77	Переменные нейросетевого настройщика

В результате, готовый участок программы приведен на Рисунке 4.4.

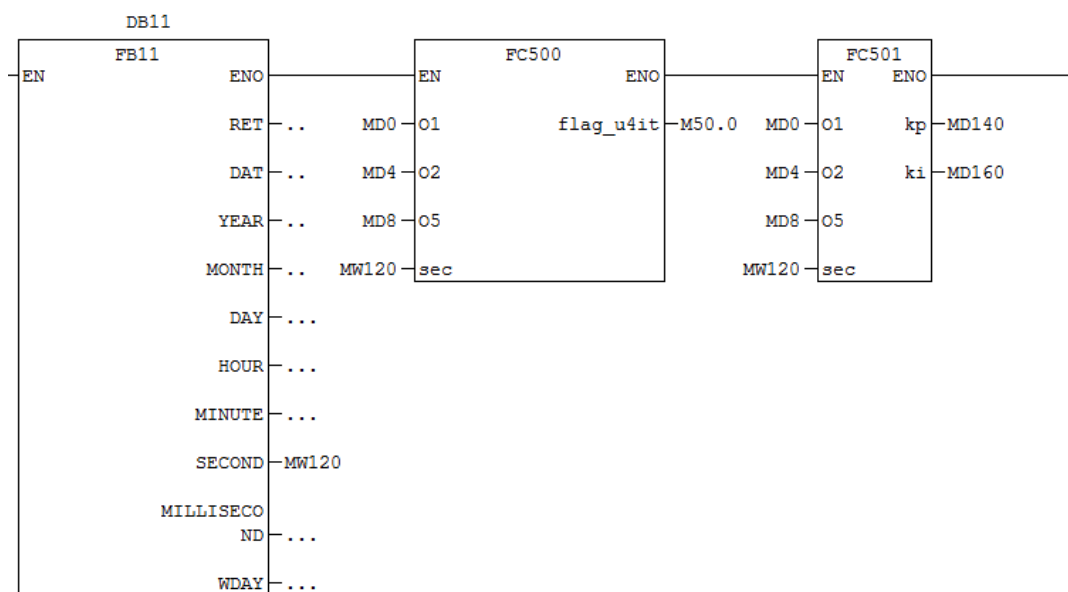


Рисунок 4.4 – Программная реализация нейросетевого настройщика в S7-300/400.

Здесь Fb11 – блок расчета системного времени, выходом является текущая секунда, записываемая в участок меркерной памяти MW120, FC500-501 – модуль нейросетевого настройщика, входами в который являются значение температуры (MD4), выход с ПИ-регулятора (MD8) и уставка по температуре из SCADA системы (MD0). Выходом нейросетевого настройщика являются коэффициенты  $K_n$  и  $K_i$  ПИ-регулятора.

Программный код можно условно разделить на 3 подраздела:

1) В первой части кода находятся функции расчета средних и задержанных температур, запись из памяти контроллера и SCADA-системы переменных, содержащих значения уставок и выхода ПИ-регулятора. Также на данном участке происходит определение типа теплового режима – переходные процессы или режим отработки возмущающих воздействий.

2) Во второй части программы реализована база правил в виде формализованных условий. Результатом работы данного участка кода являются скорости обучения весовых коэффициентов нейронной сети.

3) Третья часть программы (FC501) представляет собой реализацию обучения нейронной сети методом обратного распространения ошибки [151]. При этом учитывается тип температурного режима, в зависимости от которого обучается нейронная сеть на переходные процессы или отработку возмущающих воздействий. Здесь же происходит расчет выхода нейронной сети и запись рассчитанных коэффициентов регулятора в модуль ПИ-регулятора FB58.

В качестве ПИД-регулятора предлагается использовать регулятор, реализованный фирмой Siemens в виде стандартного готового блока FB58[36]. Данная реализация разработана специально для управления тепловыми объектами и включает в себя, кроме стандартного ПИД-алгоритма, такие решения как:

1) защита от перенасыщения И-канала регулятора, не позволяющая набирать И-каналу более 100% управления.

2) при управляющем воздействии выше 100% не происходит накопление И-канала регулятора.

3) встроенный модуль адаптации, описанный в 1 главе диссертации [31].

В результате получена программная реализация нейросетевого настройщика с достаточной универсальностью. Единственным требованием к системе управления, в которую будет внедрен нейросетевой настройщик, выступает объем памяти контроллера. На Рисунке 4.5 показана занимаемая нейросетевым настройщиком совместно с ПИД-регулятором FB58 память контроллера (FB58-10Кб рабочей памяти, HC-26Кб рабочей памяти).

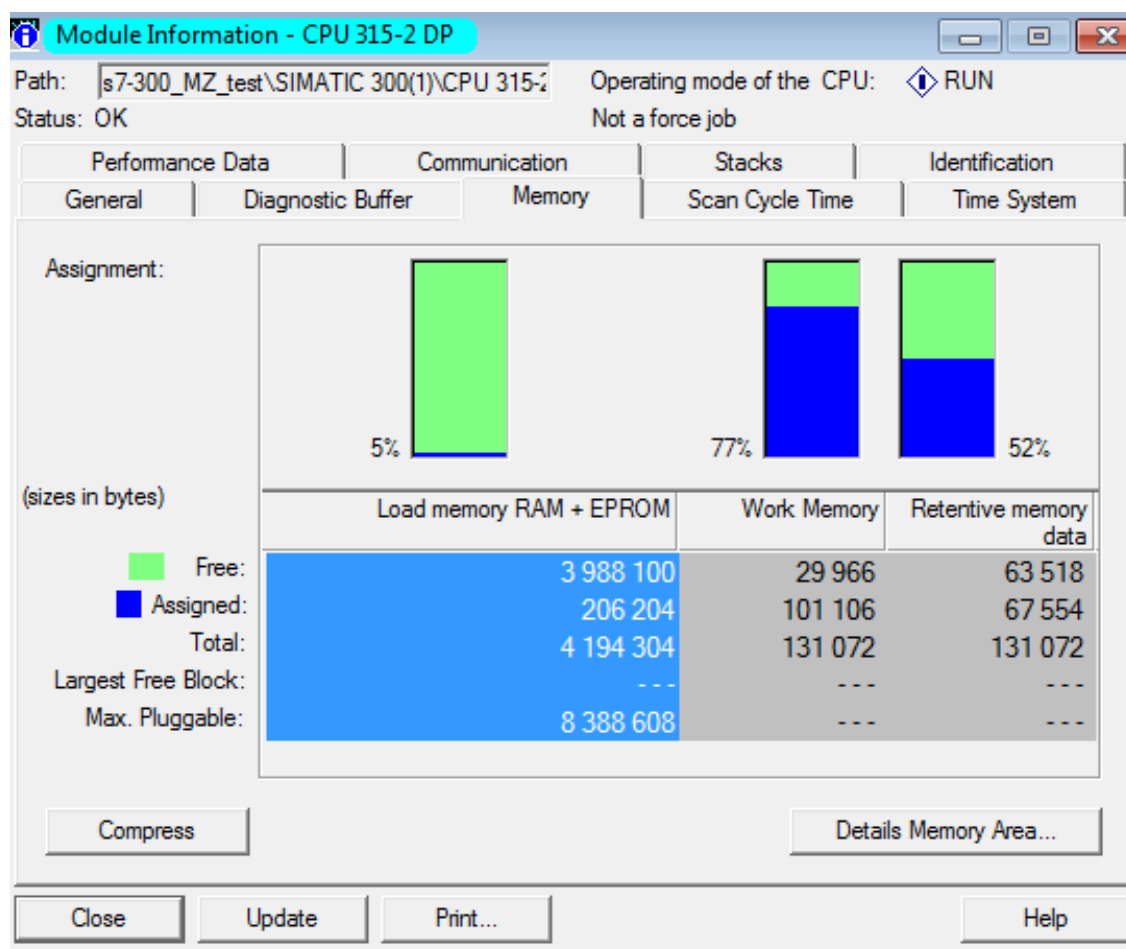


Рисунок 4.5 – Занимаемая нейросетевым настройщиком память контроллера

Как видно из рисунка 4.6 минимальные требования удовлетворяются процессом не младше CPU-314-2DP, а учитывая, что печь отжига функционирует под управлением S7-400, вычислительная мощность которого значительно выше, чем семейства S7-300, программных ограничений при интеграции не возникнет.

#### **4.3. Разработка системы визуализации управления**

Важным компонентом автоматизированных систем является SCADA-система. SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition) – это совокупность аппаратно-программных средств, обеспечивающих возможность мониторинга (непрерывного наблюдения, контроля), анализа и управления параметрами технологического процесса человеком. Она является составной частью автоматизированной системы.

Информационное обеспечение разрабатывается на базе SCADA систем Windows Control Center (WinCC). Система визуализации проектируется с целью решения следующих задач:

1) Проведение математического моделирования, в комплексе программных средств, представленный следующими системами – Matlab (моделирование непосредственно объекта управления), Step7, на базе которого с помощью симулятора контроллера S7-300 реализован нейронастройщик и ПИ-регулятор, и SCADA система WinCC, исполняющая, кроме функции визуализации, функцию связи между Matlab и Step7.

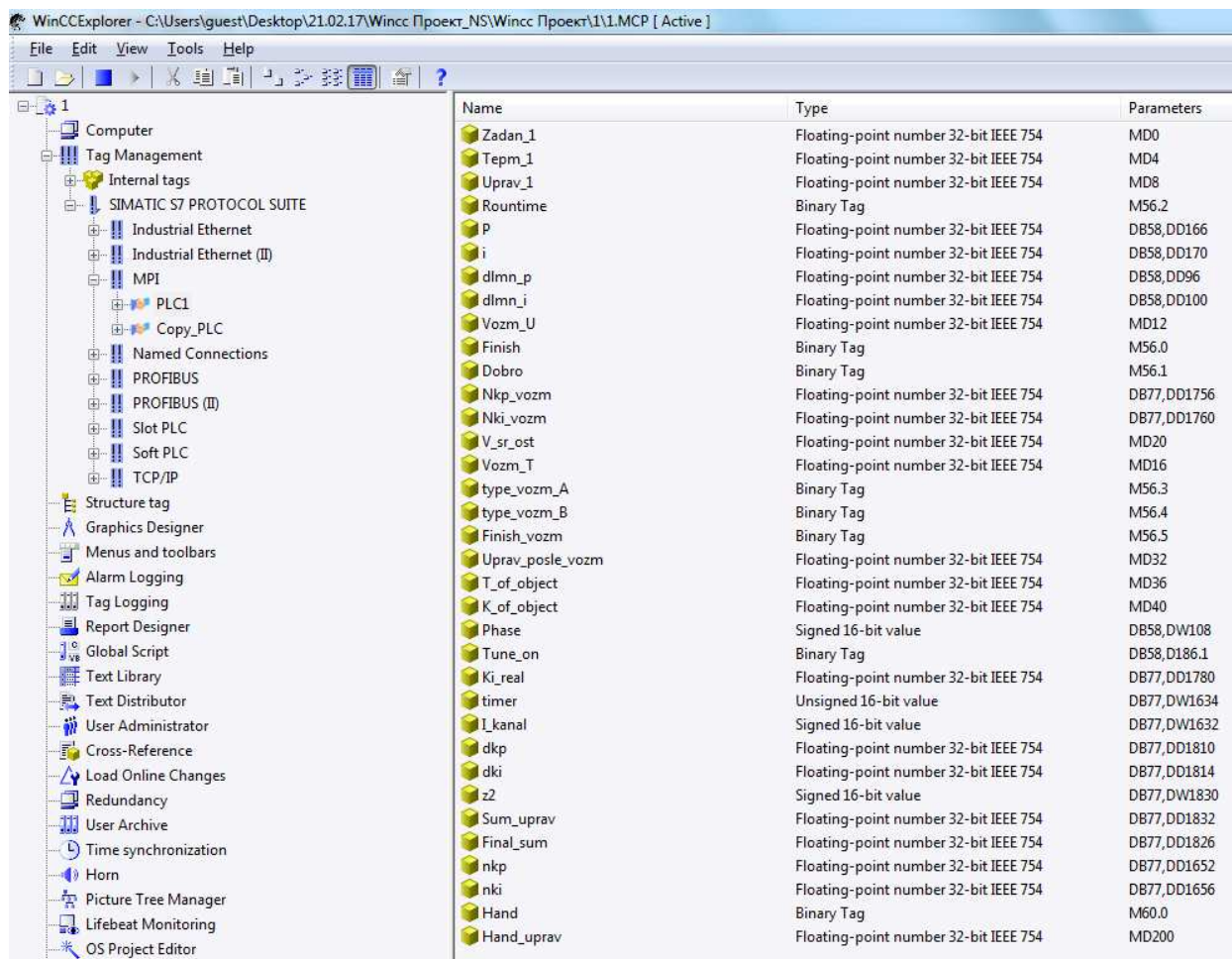
2) Проведение натурного эксперимента на лабораторном стенде муфельной печи с использованием реального контроллера S7-300, а не его эмулятора.

3) Возможность дальнейшей интеграция разработанной системы с системой визуализации печи отжига. Основным пользователем системы будет инженер АСУТП, производящий настройку ПИ-регуляторов печи.

Для решения данных задач была разработана экранная форма. Экранная форма состоит из статических и динамических компонентов. Статические компоненты, например, текст и рисунки, не обновляются контроллером. Динамические же компоненты связаны с PLC и визуализируют текущие значения в памяти PLC. Визуализация может быть реализована в виде буквенно–цифровых индикаторов, трендов и гистограмм. Динамическими компонентами также являются поля ввода, с помощью которых значения, вводимые оператором с

операторского терминала, попадают в память PLC. Связь с PLC осуществляется посредством тегов.

Для обмена данными и взаимодействия операторского терминала и PLC применен механизм тегов. Тег имеет символьное имя и определенный тип данных. Значение тега изменяется во время исполнения программы PLC. Теги, связанные с PLC, называются глобальными (занимает в PLC определенное адресное пространство, доступное для чтения и записи из операторского терминала и PLC). Теги, не связанные с PLC называются локальными (доступны только в пределах операторского терминала). На Рисунке 4.6 представлен набор тегов, применяемый в данной работе, на Рисунке 4.7 окно системы визуализации.



Name	Type	Parameters
Zadan_1	Floating-point number 32-bit IEEE 754	MD0
Tepm_1	Floating-point number 32-bit IEEE 754	MD4
Uprav_1	Floating-point number 32-bit IEEE 754	MD8
Rountime	Binary Tag	M56.2
P	Floating-point number 32-bit IEEE 754	DB58,DD166
i	Floating-point number 32-bit IEEE 754	DB58,DD170
dlnn_p	Floating-point number 32-bit IEEE 754	DB58,DD96
dlnn_i	Floating-point number 32-bit IEEE 754	DB58,DD100
Vozm_U	Floating-point number 32-bit IEEE 754	MD12
Finish	Binary Tag	M56.0
Dobro	Binary Tag	M56.1
Nkp_vozm	Floating-point number 32-bit IEEE 754	DB77,DD1756
Nki_vozm	Floating-point number 32-bit IEEE 754	DB77,DD1760
V_sr_ost	Floating-point number 32-bit IEEE 754	MD20
Vozm_T	Floating-point number 32-bit IEEE 754	MD16
type_vozm_A	Binary Tag	M56.3
type_vozm_B	Binary Tag	M56.4
Finish_vozm	Binary Tag	M56.5
Uprav_posle_vozm	Floating-point number 32-bit IEEE 754	MD32
T_of_object	Floating-point number 32-bit IEEE 754	MD36
K_of_object	Floating-point number 32-bit IEEE 754	MD40
Phase	Signed 16-bit value	DB58,DW108
Tune_on	Binary Tag	DB58,D186.1
Ki_real	Floating-point number 32-bit IEEE 754	DB77,DD1780
timer	Unsigned 16-bit value	DB77,DW1634
I_kanal	Signed 16-bit value	DB77,DW1632
dkp	Floating-point number 32-bit IEEE 754	DB77,DD1810
dkl	Floating-point number 32-bit IEEE 754	DB77,DD1814
z2	Signed 16-bit value	DB77,DW1830
Sum_uprav	Floating-point number 32-bit IEEE 754	DB77,DD1832
Final_sum	Floating-point number 32-bit IEEE 754	DB77,DD1826
nkp	Floating-point number 32-bit IEEE 754	DB77,DD1652
nki	Floating-point number 32-bit IEEE 754	DB77,DD1656
Hand	Binary Tag	M60.0
Hand_uprav	Floating-point number 32-bit IEEE 754	MD200

Рисунок 4.6 – Окно тэгов



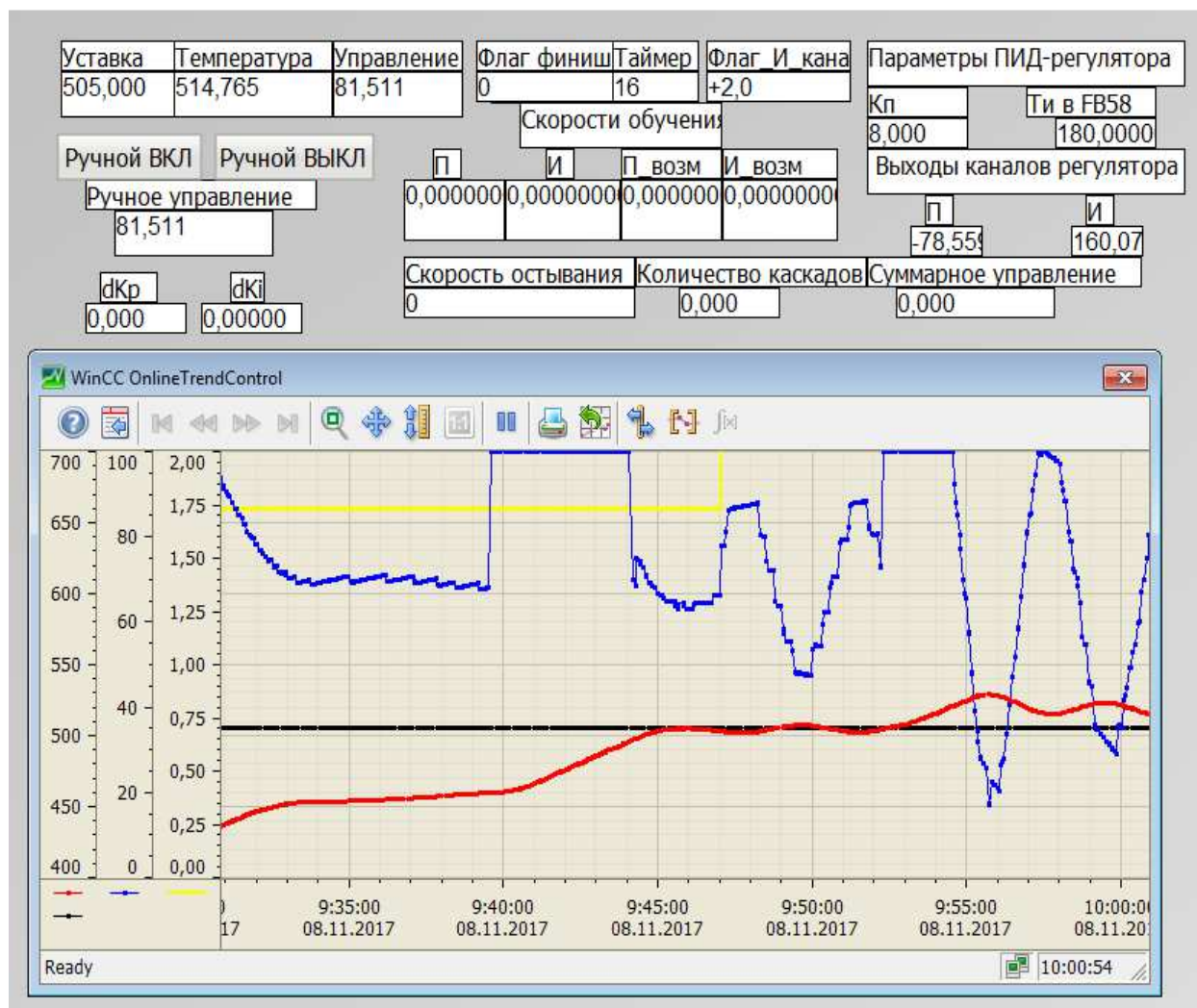


Рисунок 4.7 – Окно разработанной SCADA-системы

Реализованные возможности можно условно разделить на несколько подгрупп:

- 1) «Классический» контур управления – представлен такими тэгами как «Уставка», «Температура», «Управление». Дополнительно реализована возможность ручного управления: с помощью кнопок «Ручной вкл» и «ручной выкл» меняется режим регулятора, в окно «ручное управление» оператором вводится значение управляющего воздействия. Так же отдельно выведены текущие значения коэффициентов регулятора и значения выходов каналов регулятора
- 2) Группа параметров нейросетевого настройщика– представлена такими параметрами:

А) Скорости обучения нейронной сети в режиме переходных процессов («П» и «И») и возмущений («П-возм» и «И-возм»). Данные параметры позволяют определить сработавшее правило нейресетевого настройщика.

Б) «Флаг финиш» – фиксирующий окончание переходного процесса.

В) «Флаг И\_канал» – определяющий необходимость настройки  $K_i$  регулятора.

Г) «Таймер» – отсчитывающий время в установившемся режиме, после которого происходит смена уставки.

Д)  $dK_p$  и  $dK_i$  – значения изменения параметров  $K_p$  и  $K_i$  в процентах за время переходного процесса.

3) Группа статистических параметров – представлена такими параметрами как «суммарное управление» (содержит интегрированное значения управляющего воздействия), «количество каскадов» и «скорость остывания». Данные параметры необходимы для определения актуального состояния эксперимента.

#### **4.4. Проведение натурального лабораторного эксперимента**

Реализация нейросетевого настройщика на базе контроллера Simatic Siemens S7 300/400 [82-86] сделала возможным проведение натурального эксперимента. Эксперимент было решено провести на лабораторной муфельной печи. Выбор муфельной печи не случаен, так как модель муфельной печи имеет тот же структурный вид, что и модель печи отжига. [6; 7].

Лабораторная печь СНОЛ-1,6.2,5.1/11-И4 относится к типу среднетемпературных муфельных печей. Печи этого типа рассчитаны на температуры до 700°C. Печь является электрической и питается от электросети 220В. Нагрев в печи осуществляется в воздушной среде.

Электропечь состоит из несущего каркаса, в верхней части которого установлена кардиаритовая камера с волокнистой теплоизоляцией и нагревателем. К передней части каркаса крепится дверь из волокнистой

теплоизоляции. Рабочая камера электропечи образована нагревательным блоком и дверью.

Рабочая камера электропечи образована волокнистым муфелем, с вмонтированным в неё спиральным железо-хром-алюминиевыми проволоочным нагревателем. Нагрев производится с трех сторон – боковые стенки и свод. Нагреватели в печи, частично запрессованы в волокно и рассчитаны на температуру до 700°C.

Общий вид и габаритные размеры муфельной электропечи и фото стенда показаны на рисунках 4.8-4.9.



Рисунок 4.8 – Общий вид муфельной электропечи

Внутренняя камера муфельной печи закрыта со всех сторон, что позволяет поддерживать средние температуры. Камера муфельной печи изготовлена из волокна. Нагревательные элементы муфельной печи, которые являются закрытыми, нагревают образец материала, который помещён в муфельную печь.

Температура внутреннего пространства печи измеряется термопарой. Электрический сигнал от термопары преобразуется вторичным преобразователем в типовой аналоговый сигнал 4–20 мА. Преобразованный сигнал поступает на аналоговый вход контроллера. Питание вторичного преобразователя осуществляется от источника постоянного тока напряжением 24 В.

Включение нагревательного элемента выполняет реле, управляемое сигналом с дискретного выхода контроллера Simatic S7-314-2DP. В избежание искрения контактов подача напряжения на нагревательный элемент производится через симисторы.

K1.2



Рисунок 4.9 – Фото лабораторного стенда

Целью эксперимента было проверка работоспособности и сравнение качества работы нейросетевого настройщика с ПИ-регулятором со статичными параметрами в двух режимах работы: режима переходных процессов и режима

компенсации возмущающих воздействий[27]. В качестве объекта исследования выступает описанная выше лабораторная печь.

#### **4.4.1. Эксперимент на режиме переходных процессов**

Эксперимент для проверки режима переходных процессов ставил своей целью сравнение качества переходных процессов, получаемых под управлением ПИ-регулятора и нейросетевого настройщика, и проводился при следующих условиях и требованиях:

1) График уставок (каскад) для системы управления имел вид аналогичный выбранному во 2 главе диссертации:  $505^{\circ}\text{C}$ – $550^{\circ}\text{C}$ – $630^{\circ}\text{C}$ .

2) Переходный процесс считался завершенным при нахождении температуры в течение 300 секунд в 5% диапазоне от разницы текущей и предыдущей уставки. По завершению переходного процесса, уставка меняется соответственно графика. По завершению переходного процесса  $550^{\circ}\text{C}$ – $630^{\circ}\text{C}$  уставка становилась равной  $505^{\circ}\text{C}$  и каскад уставок повторялся.

3) Первый переходный процесс  $0^{\circ}\text{C}$ – $505^{\circ}\text{C}$  не использовался для настройки. По его завершению ведется ежесекундное интегрирование управляющего воздействия, что позволит провести сравнение энергоэффективности работы двух систем.

На первом этапе эксперимента муфельная печь была пустой, график уставок отрабатывался N раз. При этом параметры ПИ-регулятора подобраны вручную и обеспечивают удовлетворительное качество переходного процесса. Эксперимент состоит из двух частей – отработка каскада уставок ПИ-регулятором и нейросетевым настройщиком. В результате получены следующие графики (Рисунок 4.10–4.11):

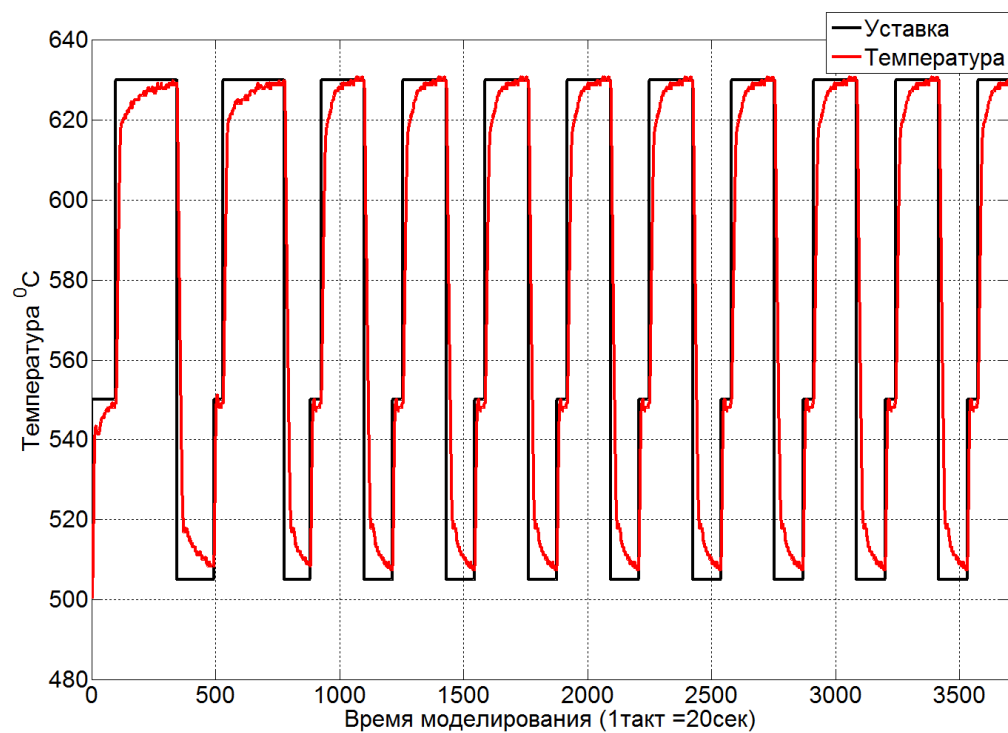


Рисунок 4.10 – Пустая печь–Пи

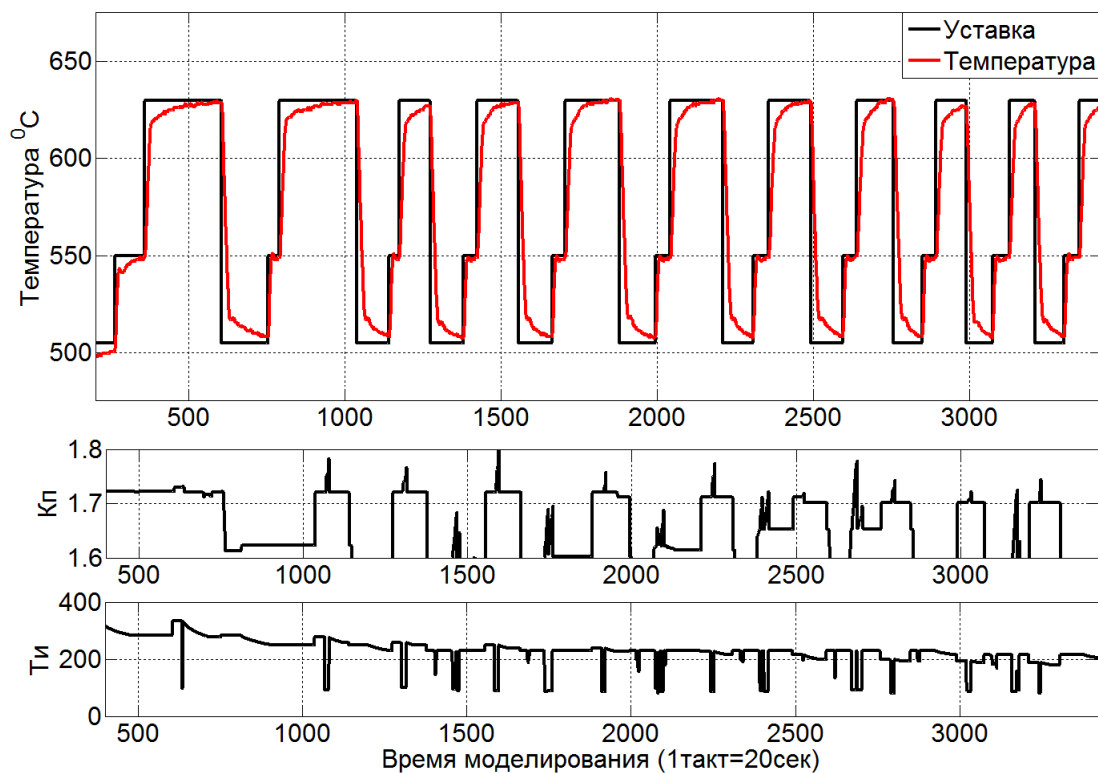


Рисунок 4.11 – Пустая печь–Нс

Согласно Рисункам 4.10–4.11 применение нейронастройщика позволяет получить эффект даже при стационарном состоянии объекта управления: экономия по времени эксперимента составила 7.8%, экономия по суммарному управляющему воздействию – 10.1% (таблица 4.2).

Причиной этого является наличие двух наборов весовых коэффициентов и смещений нейронной сети в нейросетевом настройщике, что позволяет получить оптимальные коэффициенты регулятора не только для процесса нагрева, но и для процесса остывания. Отличия первого переходного процесса от последующих объясняется прогревом футеровки печи, после завершения которого переходные процессы идут быстрее. Также, ввиду небольших размеров и малой тепловой мощности печи СНОЛ, на переходный процесс существенно влияют внешние условия, такие как температура в лаборатории, что объясняет временные различия некоторых переходных процессов

Таблица 4.2 – Сравнительные характеристики использования нейросетевого настройщика и ПИ-регулятора

<b>Критерий оценки</b>	<b>ПИ+НС</b>	<b>ПИ</b>
Время опыта, час	17.7	19.2
Экономия времени, %	7.8	0
Расход электроэнергии, кВт·ч	2,01	2,23
Экономия по расходу электроэнергии %	10.1	0

На втором этапе эксперимента, муфельная печь загружалась стальной заготовкой, при этом, начальные параметры ПИ-регулятора остаются неизменными, подобранными для пустой муфельной печи. Другие условия эксперимента и требования остаются без изменений. В результате получены графики, показанные на Рисунках 4.12–4.15.

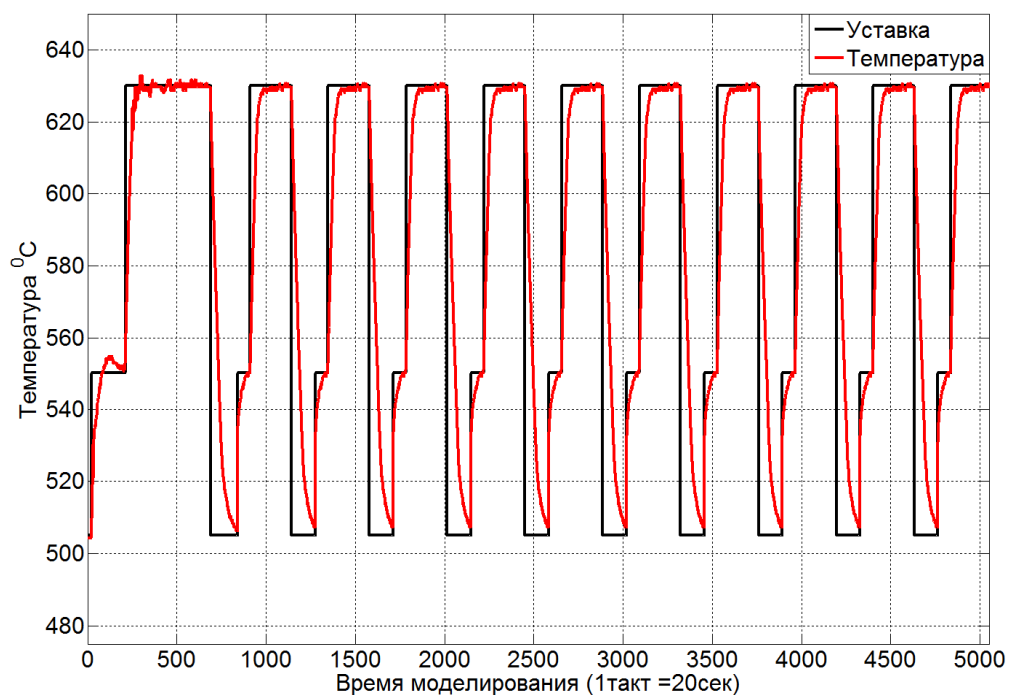


Рисунок 4.12 – Загруженная печь под управлением ПИ-регулятора

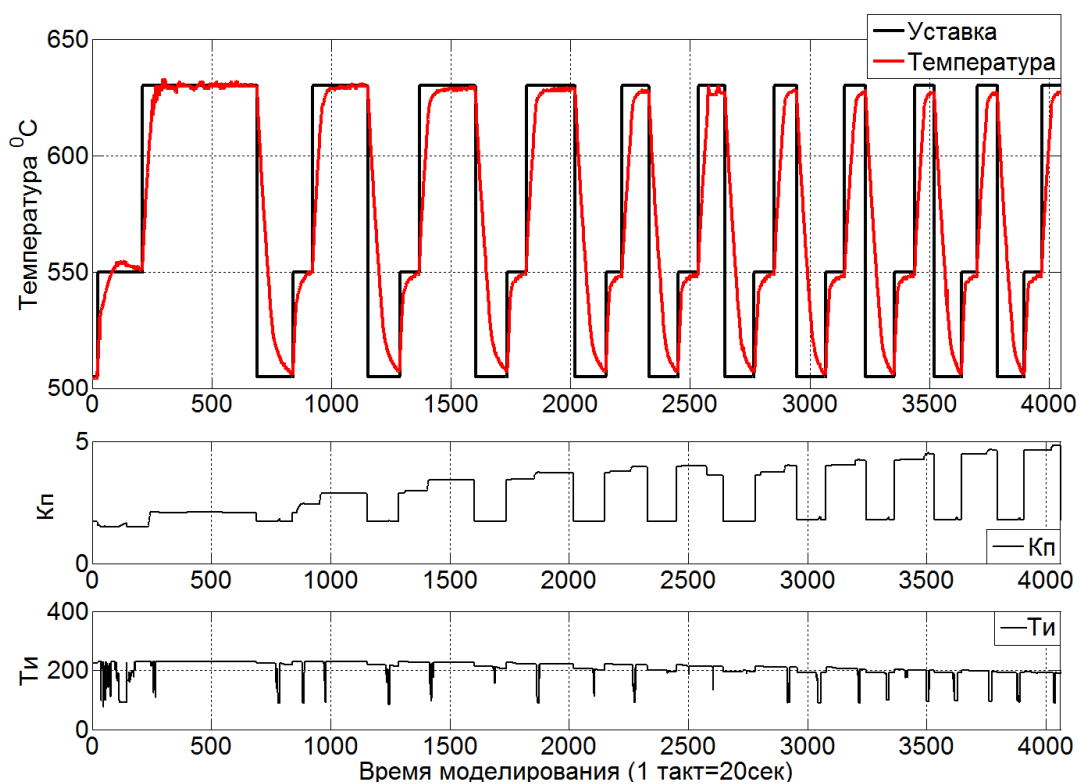


Рисунок 4.13 – Загруженная печь под управлением нейросетевого настройщика



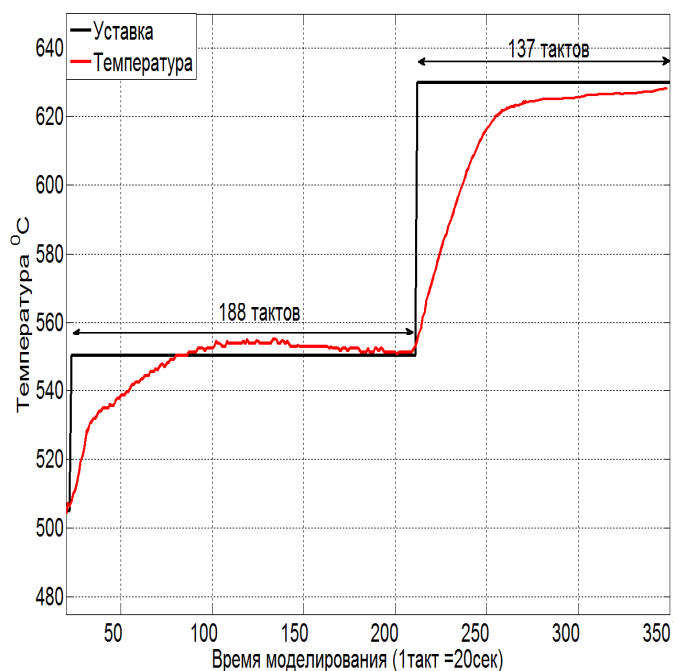


Рисунок 4.14– Загруженная печь под управлением ПИ-регулятора, (один каскад, выборочно)

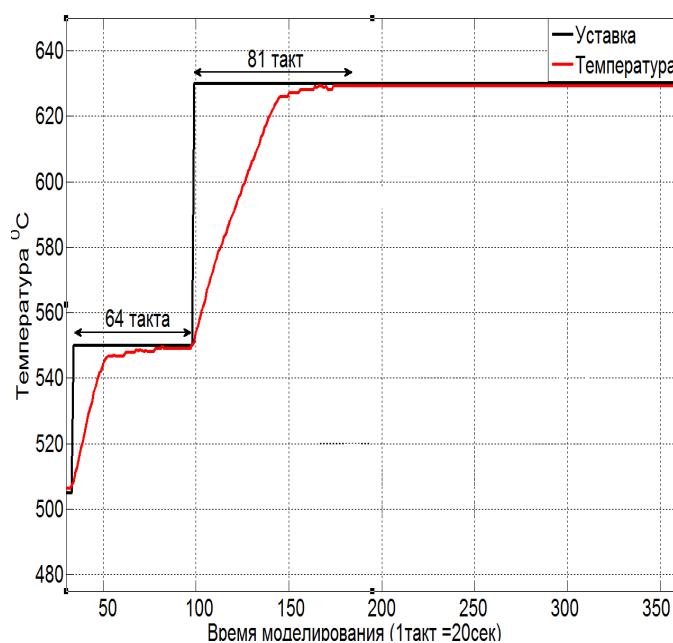


Рисунок 4.15 – Загруженная печь под управлением нейросетевого настройщика, (один каскад, выборочно)

Результаты эксперимента, отраженные на графиках, демонстрируют эффективность настройщика при смене состояния объекта управления. Нейросетевой настройщик позволяет получить качественные переходные

процессы для нового состояния ОУ через несколько каскадов, существенно снижая время эксперимента и перерегулирование. В таблице 4.3 показаны сравнительные характеристики двух экспериментов.

Таблица 4.3 – Сравнительные характеристики использования нейросетевого настройщика и ПИ-регулятора

<b>Критерий оценки</b>	<b>ПИ+НС</b>	<b>ПИ</b>
Время опыта, час	22.2	27.1
Экономия времени, %	18	0
Расход электроэнергии, кВт·ч	2.73	2.28
Экономия по расходу электроэнергии %	16.5	0

Результаты эксперимента показывают высокую эффективность работы нейросетевого настройщика при изменении объекта управления. Выигрыш по времени эксперимента составил 18%, по суммарному управляющему воздействию 16,5%.

#### **4.4.2. Натурный эксперимент на режиме компенсации влияния возмущающих воздействий**

Эксперимент для проверки режима компенсации влияния возмущающих воздействий ставил своей целью сравнение качества компенсации, получаемого под управлением ПИ-регулятора и нейросетевого настройщика, и проводился при следующих условиях и требованиях:

1) График уставок аналогичен эксперименту для переходных процессов  $505^{\circ}\text{C}$ – $550^{\circ}\text{C}$ – $630^{\circ}\text{C}$ , однако во время переходов настройка параметров регулятора не производится.

2) При выходе систему на уставку и завершении переходного процесса, на печь подавалось возмущающее воздействие двух видов: возмущающее воздействие типа «А» представляло собой снижение питающего напряжения ТЭНов печи со штатных 220В до 200В, что эквивалентно подаче возмущения в канал управления, возмущающее воздействие типа «Б» представляло собой открытие загрузочной дверцы печи на угол в 10 градусов, что эквивалентно возмущению в канал объекта управления.

3) Возмущение считается компенсированным при возвращении температуры в 5% диапазон разницы уставок и нахождении в нем в течение 300с. После завершения компенсации, действие возмущающего воздействия снимается, управляющее воздействие становится равным управлению в момент подачи возмущения, происходит смена температурной уставки.

4) Параметры ПИ-регулятора равны параметрам, полученным для переходных процессов.

В результате проведения эксперимента получены следующие графики (Рисунок 4.16–4.17):

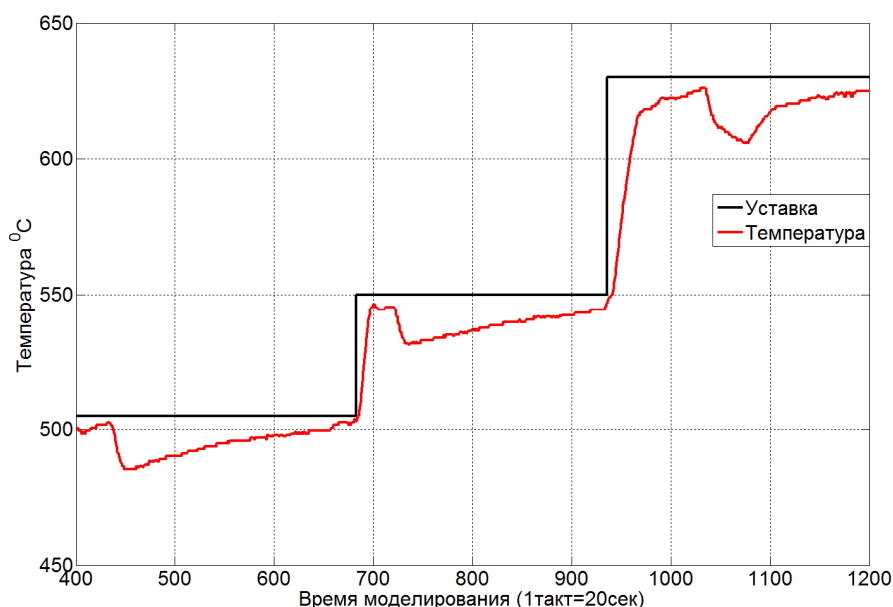


Рисунок 4.16 – Возмущение типа «А» компенсированное ПИ-регулятором

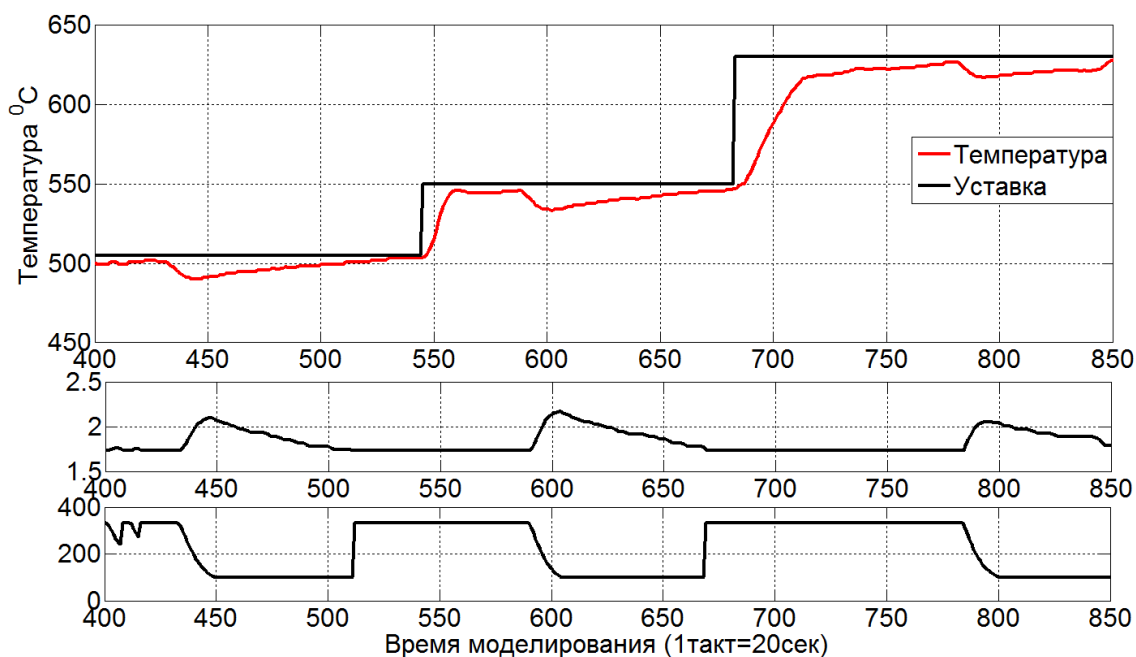


Рисунок 4.17 – Возмущение типа «А» компенсированное нейросетевым настройщиком.

Как видно из графиков, применение настройщика позволяет существенно уменьшить время возврата температуры на рабочую уставку и снизить максимальное отклонение от уставки (таблица 4.4).

Таблица 4.4 – Компенсация возмущения типа «А»

Критерий оценки	Уставка	Нейронастройщик	ПИ
Время возврата на уставку, мин	505 <sup>0</sup> С	40	76
	550 <sup>0</sup> С	33,1	70
	630 <sup>0</sup> С	26,6	63,3
Средняя экономия времени, %		52	0
Максимальная амплитуда ошибки	505 <sup>0</sup> С	15	20
	550 <sup>0</sup> С	16	19
	630 <sup>0</sup> С	13	25
Среднее снижение отклонения, %		29	0

На Рисунках 4.18–4.19 показаны графики компенсации возмущения типа «Б»:

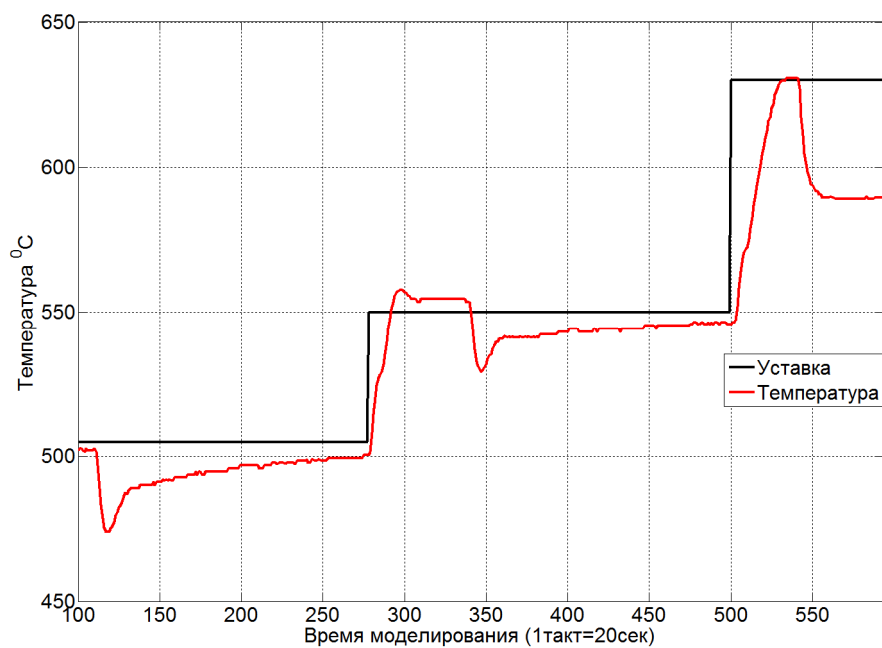


Рисунок 4.18 – Возмущение типа «Б», компенсированное ПИ-регулятором

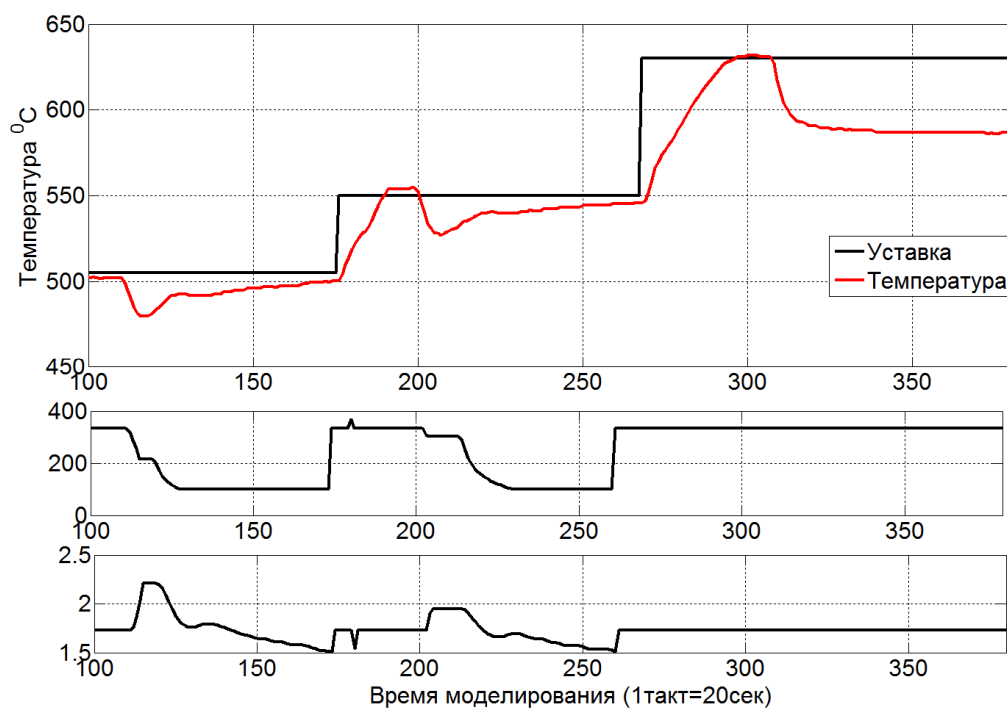


Рисунок 4.19 – Возмущение типа «Б», компенсированное нейросетевым настройщиком

Численные сравнительные характеристики режима компенсации влияния возмущения типа «Б» приведены в таблице 4.5.

Таблица 4.5 – Компенсация возмущения типа «Б»

Критерий оценки	Уставка	Нейронастройщик	ПИ
Время возврата на уставку, мин	505 <sup>0</sup> С	56	75
	550 <sup>0</sup> С	50	70
	630 <sup>0</sup> С	–	–
Средняя экономия времени, %		57	0
Максимальная амплитуда ошибки	505 <sup>0</sup> С	25	31
	550 <sup>0</sup> С	21	23
	630 <sup>0</sup> С	–	–
Среднее снижение отклонения, %		10	0

Как видно из графиков, применение настройщика позволяет сократить время возврата системы на уставку в среднем на 56.9% и снизить максимальную амплитуду ошибки в среднем на 44.97%. Отдельно необходимо прокомментировать результат компенсации возмущения типа «Б» на уставке 630<sup>0</sup>С: данное возмущение не удалось компенсировать ни ПИ-регулятором, ни нейросетевым настройщиком по причине недостатка мощности ТЭНа печи, теплового потока которого недостаточно для поддержания уставки в 630<sup>0</sup>С при открытой дверце.

#### 4.5. Выводы по главе

1. Рассмотрена действующая АСУТП печью отжига. Установлена её 3-ех уровневая структура, результат представлен в виде КТС. Анализ характеристики используемых на среднем уровне автоматизации программируемых логических

контроллеров фирмы Siemens Simatic S7-400 позволяют сделать вывод о возможности интеграции нейросетевого настройщика в действующую САУ без аппаратных изменений.

2. Разработана программная реализация нейросетевого настройщика параметров ПИ-регулятора на базе контроллеров S7-300/400. Реализация выполнена на высокоуровневом языке программирования SCL, поддерживаемым всем семейством контроллеров.

3. Разработана SCADA-система Wincc для лабораторного стенда управлению муфельной печью. В ней реализованы режимы работы с нейронастройщиком и с классическим регулятором. Созданы окна трендов изменения параметров регулятора. Решения, реализованные для лабораторного стенда, могут быть тиражированы для систем управления печами отжига

4. Проведен натурный лабораторный эксперимент на лабораторной муфельной печи на режимах переходных процессов и компенсации влияния возмущающих воздействий, который показал успешную реализацию нейросетевого настройщика на базе контроллера. Продемонстрирована эффективность работы нейросетевого настройщика на реальном объекте управления без наличия математической модели.

5. Разработанная система адаптивного управления печами отжига применяется на АО «Оскольский электрометаллургический комбинат» и рекомендована к внедрению. При этом, данное решение, может быть тиражировано на тепловые объекты управления подобного класса без внесения существенных изменений в разработанную систему.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Диссертационная работа посвящена решению важной научно-технической задачи повышения качества управления печами отжига металла за счет разработки и применения адаптивной системы управления, синтезирующую в себе аппарат нейронных сетей с функцией настройки её параметров.

В ходе решения данной задачи автором лично были получены следующие основные результаты:

1. Проведен анализ теплотехнологических особенностей тепловых объектов управления металлургической промышленности, результатом которого является выбор класса печей отжига металла как объекта управления, задача адаптации для которого выражена наиболее остро. Основными причинами необходимости адаптации являются широкие диапазоны массы садки обрабатываемого металла, различные температурные режимы обработки, приводящие к существенному изменению параметров печи отжига как объекта управления

2. Произведен анализ применимости различных методов настройки регулятора к задаче адаптации параметров регулятора печей отжига. Выявлена высокая сложность применения группы оптимальных, адаптивных и классических методов управления, вызванная необходимостью наличия математической модели объекта управления, получение которой в реалиях непрерывного производства затруднительно. Результатом анализа интеллектуальных методов настройки ПИ-регулятора стало решение о применении в единой системе аппарата экспертных систем и нейронных сетей.

3. Предложена система адаптивного управления печью отжига на основе применения нейросетевого настройщика параметров ПИ-регулятора, повышающая качество регулирования температуры во время переходных процессов. Предложена структура НС прямого распространения сигнала, в которой, в качестве методов обучения выбраны экстремальный метод обучения для первичной инициализации и видоизмененный метод обратного



распространения ошибки для оперативного обучения. Разработана база правил, представляющая собой формализованное описание действий наладчика по настройке регулятора. Результатом сравнительного моделирования нейросетевого настройщика с ПИ-регулятором стал выигрыш в 12% по времени и 16% по суммарному управляющему воздействию на модели печи отжига.

4. Разработан метод компенсации влияния действующих на печь отжига возмущающих воздействий с помощью нейросетевого настройщика, что повышает качество стабилизации температуры. Предложено классифицировать возмущения по месту приложения на структурной схеме, произведено исследование зависимости качества компенсации влияния возмущений от настройки различных параметров регулятора, в результате чего создана база правил нейросетевого настройщика для компенсации влияния возмущений. Разработан алгоритм идентификации типа действующего возмущающего воздействия с использованием скорости естественного остывания печи. Результатом сравнительного моделирования нейросетевого настройщика с ПИ-регулятором стал выигрыш в среднем в 45% по времени компенсации возмущений и 30% по снижению максимального отклонения от уставки.

5. Произведена разработка программно-технического комплекса на базе контроллеров Simatic S7 300/400, позволяющая интегрировать нейросетевой настройщик в действующие контура управления. Программная реализация на контроллере позволила произвести натурный эксперимент на лабораторной муфельной печи. Результаты сравнительного натурального эксперимента подтверждают работоспособность разработанной системы – применение нейросетевого настройщика позволяет сократить время переходных процессов на 18% и суммарное управляющее воздействие на 16%.

6. Разработанная система адаптивного управления печами отжига применяется на АО «Оскольский электрометаллургический комбинат» и рекомендована к внедрению. При этом, данное решение, тиражируемо на тепловые объекты управления подобного класса без внесения существенных изменений в разработанную систему

## СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ.

АСУ ТП – автоматизированная система управления технологическим процессом

НС – нейронная сеть

ОУ – объект управления

ЭС – экспертная система

НН – нейросетевой настройщик

Кп – коэффициент усиления пропорциональной части ПИ-регулятора

Ки – коэффициент усиления интегральной части ПИ-регулятора

ПИД регулятор – пропорционально-интегрально-дифференцирующий регулятор

СПЦ-1 – сортопрокатный цех №1

ОЭМК – Оскольский Электрометаллургический Комбинат

АКОР – аналитическое конструирование регуляторов

КЧХ – комплексная частотная характеристика

АЧХ – амплитудно-частотная характеристика

САР – система автоматического регулирования

ПО – программное обеспечение

САУ – система автоматизированного управления

ПК – персональный компьютер

ТЭН — термоэлектрический нагреватель.

ИМ – исполнительный механизм

PLC – programming logic controller

SCL – Structured Control Language

SCADA – Supervisory Control And Data Acquisition

WinCC – Windows Control Center

### Список литературы

1. Александров А. Г. Оптимальные и адаптивные системы. 2-е изд //М.: Высшая школа. – 2003. – Т. 279.
2. Александров А. Г., Хомутов Д. А. Повышение точности систем с ПИД-регуляторами при внешнем возмущении //Проблемы управления. – 2010. – №. 1. С. 64-70.
3. Андриевский Б. Р., Фрадков А. Л. Избранные главы теории автоматического управления с примерами на языке MATLAB. – СПб.: Наука, 1999. – Т. 467.
4. Арнольд В. И. О функциях трех переменных //Докл. АН СССР. – 1957. – Т. 114. – №. 4. – С. 679-681.
5. Артюшок В. П., Соловьёв И. Г. Прямое адаптивное управление с настраиваемым эталоном //Автоматика и телемеханика. – 1992. – №. 10. – С. 105-112.
6. Арутюнов В. А., Бухмиров В. В., Крупенников С. А. Математическое моделирование тепловой работы промышленных печей. – 1990.
7. Арутюнов В. А., Левицкий И. А., Ибадуллаев Т. Б. Развитие методов математического моделирования теплофизических процессов в топливных промышленных печах //Металлург. – 2011. – №. 1. – С. 33-37.
8. Афанасьев, В.Н. Оптимальные системы управления / В.Н. Афанасьев – М.: Изд-во РУДН, 2007. – 260 с.
9. Бабин В. А., Дик В. В., Краснова С. А. Допредельные реализации разрывных корректирующих воздействий наблюдателя, функционирующего в скользящем режиме //XII всероссийское совещание по проблемам управления ВСПУ-2014. – 2014. – С. 374-390.
10. Бажанов В. Л. Метод масштабирования-эффективный инструмент для практической настройки регуляторов в замкнутых САР //Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. – 2006. – №. 6. – С. 1-8.

11. Бажанов В. Л. Функция самонастройки по методу масштабирования для цифровых ПИД регуляторов //Промышленные АСУ и контроллеры. – 2007. – №. 12. – С. 39-42.
12. Бажанов В. Л., Кузьмин А. В., Кузьмин Н. В. Настройка ПИД-регуляторов с помощью метода масштабирования на объектах управления с запаздыванием и на объектах высокого порядка //Автоматизация в промышленности. – 2009. – №. 2. – С. 15-20.
13. Баженов В. Л., Вайшнарас А. В. программа" мм-настройка" для определения параметров пид-регуляторов по методу масштабирования //Автоматизация в промышленности. – 2007. – №. 6. – С. 60-64.
14. Беленький А. М. и др. Автоматическое управление металлургическими процессами //М.: Металлургия. – 1989.
15. Бойко, В.И. Автоматизированные системы управления технологическими процессами в черной металлургии : учеб. Пособие / В.И. Бойко, В.А. Смоляк. – Днепродзержинск: Днепродзержинский государственный технический университет. 1997. -575с.
16. Бровкин Л.А. Температурные поля тел при нагреве и плавлении в промышленных печах Учебное пособие. - Иваново: Ивановский энергетический институт, 1973. - 362 с
17. Воевода А. А., Вороной В. В. Синтез нелинейного регулятора для динамического нелинейного объекта //Сборник научных трудов НГТУ. – 2013. – №. 1. – С. 3.
18. Воронов К. В., Никифоров В. О. Динамический регулятор выходной переменной с компенсацией постоянных возмущений //Автоматика и телемеханика. – 2003. – №. 2. – С. 11-21.
19. Востриков А. С., Французова Г. А. Синтез ПИД-регуляторов для нелинейных нестационарных объектов //Автометрия. – 2015. – Т. 51. – №. 5. – С. 53-60.
20. Гантмахер Ф. Р. Теория матриц. — М.: Наука, 1967. — 576 с.

21. Громыко В.Д., Санковский Е.А. Самонастраивающиеся системы с моделью. –М.:Энергия, 1974
22. Губинский, В.И. Metallургические печи: учебное пособие / В.И. Губинский ; НМетАу. – Днепропетровск, 2006.-85с.
23. Гусовский, В.Л. Современные нагревательные и термические печи (конструкции и технические характеристики) : Справочник/ В.Л Гусовский, М.Г. Ладыгичев, А.Б. Усачев ; под ред. А.Б. Усачёва. – М. : Теплотехник, 2007. – 656с.
24. Джембеков А.М., Щербатов И.А. Локальный пид-регулятор стабилизации катализата // Современные технологии. Системный анализ. Моделирование. 2016. № 3 (51). С. 98-104. - классический регулятор
25. Дудников Е.Г. Основы автоматического регулирования техпроцессов / Е.Г. Дудников. - М.: Госэнергоиздат, 1956. - 110 с
26. Еременко Ю. И., Глущенко А. И. О разработке метода выбора структуры нейронной сети для решения задачи адаптации параметров линейных регуляторов //Управление большими системами. – 2016. – Т. 62. – С. 75-123.
27. Еременко Ю. И., Глущенко А. И., Фомин А. В. Об оценке эффективности применения нейросетевого настройщика ПИ-регулятора, реализованного средствами Siemens Simatic S7 300/400, при управлении муфельной электронагревательной печью //Промышленные АСУ и контроллеры. – 2017. – №. 9. – С. 47-54.
28. Еременко Ю. И., Полещенко Д. А., Глущенко А. И. О применении нейросетевого оптимизатора параметров ПИ–регулятора для управления нагревательными печами в различных режимах работы //Управление большими системами: сборник трудов. – 2015. – №. 56.
29. Еременко Ю.И. Исследование эффективности интеллектуального управления в металлургии: автореф. диссертации доктора технических наук 05.13.06 /Еременко Юрий Иванович; Липецкий государственный технический университет - Липецк, 2005.- 44 с
30. Еременко Ю.И., Боева Л.М., Кузнецов Л.А., Крахт В.Б. Повышение эффективности АСУ горно-металлургического производства на основе

интеллектуализации управления: Монография. – Старый Оскол: ООО «ТНТ», 2005. – 408с.

31. Еременко Ю.И., Глущенко А.И., Фомин А.В. О применении нейросетевого настройщика параметров пи-регулятора на тепловых объектах горно-металлургической отрасли в режиме отработки возмущений// Горный информационно-аналитический бюллетень №12, 2017. – С. 157-168.

32. Еременко Ю.И., Полещенко Д.А., Глущенко А.И., Фомин А.В. Об оценке применимости различных структур нейронной сети в реализации нейросетевого оптимизатора параметров ПИ-регулятора для управления тепловыми объектами // Системы управления и информационные технологии, №3.2(57), 2014. – С. 236-241

33. Еременко Ю.И., Глущенко А.И., Фомин А.В. Применение нейросетевого настройщика параметров ПИ-регулятора нагревательной печи для отработки возмущающих воздействий различных типов// Системы управления и информационные технологии, №2(64), 2016. – с. 86-91

34. Еременко Ю.И., Глущенко А.И., Фомин А.В. О влиянии исполнительного механизма на эффективность применения нейросетевого настройщика для управления нагревательными печами// Системы управления и информационные технологии, №3(69), 2017. – С. 32-37

35. Еременко Ю.И., Глущенко А.И., Петров В.А. Фомин А.В. О применении нейросетевого настройщика параметров пи-регулятора для отработки возмущающих воздействий для объектов с различной динамикой // Информационные технологии и вычислительные системы. – 2017. – № 4. – С.83-94.

36. Еременко Ю. И., Глущенко А. И., Фомин А.В. Сравнение работы адаптивной системы на основе нейронастройщика параметров пи-регулятора с системой автонастройки fb58 simatic s7-300/400 // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2017. № 6. С. 1-10.

37. Карабутов, Н. Н., Лохин, В. М., Манько, С. В., Романов, М. П. . Модели адаптивного управления на базе ассоциативной памяти //Мехатроника, автоматизация, управление. – 2014. – №. 12. – С. 11-17.
38. Карабутов Н.Н., Карабутов П.Н. Адаптивные наблюдатели для линейных динамических систем. // Измерительная техника. -2009. – №. 8. – С. 27-31.
39. Колесников А.А. Синергетическая теория управления. –М.: Энергоатомиздат 1994, - стр. 344.
40. Колпаков С.В. Справочник инженера-металлурга. Москва: Агентство развития металлургии, 2002. — 348 с.
41. Комашинский В. и др. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи. – Горячая линия-Телеком, 2003
42. Корнюшин Ю. П., Егупов Н. Д., Корнюшин П. Ю. Синтез регуляторов с позиций теории нечетких множеств //Вопросы радиоэлектроники. – 2015. – №. 10. – С. 23-33..
43. Климовицкий М. Д., Ларин А. А. Адаптивная система управления термической обработкой трип-сталей //Проблемы управления. – 2015. – №. 4.
44. Красовский А.А. Динамика непрерывных самонастраивающихся систем. –М: Наука, 1963
45. Кривандин В.А. Филимонов Ю.П. Теория, конструкции и расчеты металлургических печей Т.1. Теория и конструкции металлургических печей 2-е изд., перераб. и доп. - М.: Металлургия, 1986. - 479с.: ил
46. Круглов С. П. Взаимосвязь двух подходов к аналитическому конструированию оптимальных регуляторов //Автоматика и телемеханика. – 2003. – №. 4. – С. 56-69.
47. Кудинов Ю. И., Келина А. Ю. Упрощенный метод определения параметров нечетких ПИД регуляторов //Мехатроника, автоматизация, управление. – 2013. – №. 1. – С. 12-22

48. Кудинов Ю. И., Кудинов И. Ю., Келина А. Ю. Адаптивный нечеткий регулятор температуры отжига стали в электрической колпаковой печи //Промышленные АСУ и контроллеры. – 2005. – №. 9. – С. 37-40.
49. Кузищин В. Ф. Автоматическая настройка регулятора ТРМ101 //Автоматизация и производство. – 2003. – №. 2.
50. Кулаков Г.Т., Кухоренко А.Н. Инвариантная система автоматического регулирования уровня воды в барабане котла. Известия высших учебных заведений и энергетических объединений СНГ. Энергетика. 2015. № 2. С. 35-47.
51. Кухтенко В.И. Динамика самонастраивающихся систем со стабилизацией частотных характеристик. –М.: Машиностроение, 1970.
52. Кухтик М. П., Сердобинцев Ю. П. Алгоритм фабрикации слябов, предназначенных для нагрева в методической печи //XVII региональная конференция молодых исследователей Волгоградской области, Волгоград. – 2012. – С. 6-9.
53. Летов А. М. Оптимальное управление и устойчивость //Труды II Всесоюз. съезда по теор. и прикл. мех./Обзорные доклады. – 1965. – №. 1. – С. 94-111.
54. Лисиенко В.Г., Лобанов В.И., Китаев Б.И. Теплофизика металлургических процессов М.: Металлургия, 1982. - 240 с. Учебник для вузов
55. Лисиенко, В.Г. Принципы построения трехуровневых АСУ ТП объектов с распределенными параметрами на примере АСУ нагревом металла: учебное пособие / В.Г. Лисиенко; УГТУ. – Екатеринбург, 1999.- 73с.
56. Лубенцова Е.В., Володин А.А., Лубенцов В.Ф. Нейро-нечеткая система управления температурным режимом ферментационного процесса//Инфокоммуникационные технологии. 2014. Т. 12. № 3. С. 55-62.
57. Лукьянова Г.В., Никифоров В.О.Алгоритм компенсации внешних детерминированных возмущений: операторный метод синтеза. Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2003. № 10. С. 5-9.



58. Миронов В. И., Миронов Ю. В. Метод наименьших квадратов в задачах идентификации параметров моделей нелинейных динамических систем //Труды СПИИРАН. – 2009. – №. 9. – С. 148-158.

59. Наконечний М.В., Гірняк Ю.Б., Івахів О.В. И ДР. Дослідження стійкості системи з нейроконтролером // Вісник НТУУ “КПІ”. Серія ПРИЛАДОБУДУВАННЯ. – 2014. – Вип. 48(2). – С. 139–148.

60. Никифоров В. О., Фрадков А. Л. Схемы адаптивного управления с расширенной ошибкой //Автоматика и телемеханика. – 1994. – №. 9. – С. 3-22.

61. Оморов Т.Т., Джолдошев Б.О. Краткий обзор методов анализа и синтеза нелинейных САУ // Известия Кыргызского государственного технического университета им. И. Раззакова. – 2012. – №26. – С. 172–183.

62. Оптимальное управление электротехническими объектами / В.И. Ловчаков, Б.В. Сухинин, В.В. Сурков. Тула: Изд-во ТулГУ, 2004. – 149с.

63. Павлов. А.А. Синтез релейных систем, оптимальных по быстродействию. – М.: Наука, 1966. – 390 с.

64. Павловец В.М. Устройства для промышленной теплогенерации //Учебное пособие. — Сибирский государственный индустриальный университет. — Новокузнецк, 2007. — 218 с

65. Парсункин Б. Н., Бондарева А. Р., Полухина Е. И. Выбор температурного параметра для оперативного управления нагревом металла в методических печах //Автоматизированные технологии и производства. – 2017. – №. 1. С. №122-127

66. Парсункин Б. Н., Прозоров В. В., Андреев С. М. Оптимальное управление нагревом металла с целью минимизации затрат топлива //Электротехнические системы и комплексы: межвуз. сб. науч. тр. Вып. 3. – 1998. – №. 163-168.

67. Певзнер Л. Д., Козлов М. Е., Адаптивный регулятор системы автоматического управления процессом копания карьерной мехлопаты //Горное оборудование и электромеханика. – 2017. – №. 6. – С. 38-42.

68. Порхало В. А., Рубанов В. Г., Шаптала В. Г. Автоматизация печи обжига клинкера на основе каскадной и многосвязной систем управления //Вестник БГТУ им. ВГ Шухова. – 2013. – №. 2. – С. 69.
69. Пупков К. А. и др. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления //М.: Изд-во МГТУ им. НЭ Баумана. – 2002. – Т. 2.
70. Романова И.К. Применение аналитических методов к исследованию парето-оптимальных систем управления // Наука и образование. МГТУ им. Н.Э. Баумана. Электрон. Журн. 2014. №4. С. 238-266. DOI: 10.7463/0414.0704897.
71. Романова И.К. Управление в технических системах. Ч.1. М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2014. 120 с
72. Ротач В. Я. Адаптация в системах управления технологическими процессами //Промышленные АСУ и контроллеры. – 2005. – №. 1. – С. 4-10.
73. Ротач В. Я., Вишнякова Ю. Н. Расчет систем регулирования с двумя вспомогательными регулируемыми величинами //Теплоэнергетика. – 2006. – №. 2. – С. 40-47.
74. Ротач В. Я., Вишнякова Ю. Н. Системы управления технологическими процессами с моделью состояния объекта //Теплоэнергетика. – 2005. – №. 10. – С. 42-47.
75. Ротач В.Я. Автоматизация настройки систем управления// В.Я. Ротач, В.Ф. Кузищин, А.С. Ключев и др. – М.: Энергоатомиздат, 1984. -272 с
76. Ротач В.Я. Расчет настройки промышленных систем регулирования. – М.: Госэнергоиздат, 1961. - 344 с.
77. Ротач В.Я. Теория автоматического управления / Учебник. — 5-е изд., перераб. и доп. — М.: Издательский дом МЭИ, 2008. — 396 с., ил.
78. Ротач В.Я. Теория автоматического управления теплоэнергетическими процессами. – М.: Энергоатомиздат. 1985. – 294 с
79. Рутковская Д, Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. М.: Горячая линия-Телеком, 1006, 383 с

80. Самохоцкий А.И., Парфеновская Н.Г. Технология термической обработки металлов. Изд. 2-е, перераб. и доп. М., «Машиностроение», 1976.

81. Свинолобов, Н.П. Печи черной металлургии : учебное пособие для вузов/ Н.П. Свинолобов, В.Л, Бровкин. – Днепропетровск: Пороги, 2004.-154с.

82. Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ№ 2015614877 РФ. Нейросетевой оптимизатор параметров ПИ-регулятора для Siemens Simatic // Еременко Ю.И., Полещенко Д.А., Глущенко А.И., Фомин А.В. зарег. В реестре программ для ЭВМ; заяв. 16.03.2015; опубли. 29.04.2015.

83. Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ№ 2016615445РФ. Нейросетевой настройщик параметров ПИ-регулятора для отработки возмущающих воздействий// Еременко Ю.И., Глущенко А.И., Полещенко Д.А, Петров В.А., Фомин А.В.; заявл. 30.03.2016; опубли. 20.06.2016.

84. Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ№ 2017613001 РФ. Нейросетевой настройщик параметров ПИ-регулятора с одновременной поддержкой режима переходных процессов и режима компенсации возмущений для контроллера Siemens Simatic S7 300/400 // Еременко Ю.И., Глущенко А.И., Фомин А.В.; заявл. 07.04.2017; опубли. 06.06.2017.

85. Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ№ 2017663031 РФ. Модернизированный нейросетевой настройщик с минимизацией влияния адаптации на качество текущего переходного процесса // Еременко Ю.И., Глущенко А.И., Фомин А.В.; 11.10.2017; опубли. 23.11.2017.

86. Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ№ 2017663396 РФ. Модуль FB для контроллера Siemens Simatic S7 300/400 с реализованным в нем нейросетевым настройщиком параметров ПИ-регулятора // Еременко Ю.И., Глущенко А.И., Фомин А.В.; заявл. 11.10.2017; опубли. 01.12.2017.

87. Смирнов М. А. Разработка мультипроцессной системы адаптивного управления электрическими печами сопротивления : дис. – Кострома : МА Смирнов, 2012.

88. Солодовников В. В. Статистическая динамика линейных систем автоматического управления. – Гос. изд-во физико-математической лит-ры, 1960.
89. Стефани Е.П. Основы расчет настройки регуляторов теплоэнергетических процессов// Е.П.Стефани. – М.:Энергия, 1972. -176 с
90. Тайц. Н.Ю. Методические нагревательные печи //Н.Ю. Тайц, Ю.И. Розенгарт. – М.: Государственное научно-технической литературы по черной и цветной металлургии, 1964. – 409 с.
91. Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. Нейросетевые системы управления. М.: Изд. журнала "Радиотехника", 2002, 480 с
92. Уонэм М. Линейные многомерные системы: Геометрический подход. М.: Наука, 1980.
93. Усков А.А., Кузьмин А.В. Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика. – М.: Горячая линия – Телеком, 2004. -143 с
94. Уткин. В.И. Скользящие режимы в задачах оптимизации и управления. – М. : Наука, 1981. – 367 с
95. Фалдин. Н.В. Синтез оптимальных по быстродействию замкнутых систем управления. – Тула: ТулПИ, 1990. – 100с.
96. Фельдбаум А.А, Основы теории оптимальных автоматических систем. – М.: Наука, 1971. -744 с.
97. Французова Г.А., Котова Е.П. Расчёт и исследование возможностей систем автоматического управления с типовым пид-регулятором и модифицированным пи2д-регулятором. Автоматика и программная инженерия. 2017. № 1 (19). С. 10-15.
98. Цаплин А.И. Теплофизика в металлургии. Учебное пособие. — Пермь: ПГТУ, 2008. — 230 с. — ISBN 978-5-398-00043--6
99. Цифровой регулятор OMRON E5CK. Руководство пользователя. Электронный ресурс. Режим доступа [http://omron.com.ru/dynamic/managers/manage\\_13/files/П078RU203.PDF](http://omron.com.ru/dynamic/managers/manage_13/files/П078RU203.PDF)

100. Цыпкин Я.З. Основы информационной теории идентификации. – М. : Наука, 1984. – 320с.
101. Черепова Т. И., Шубладзе А. М. Оптимальные по степени устойчивости системы управления объектами с “неустойчивым” числителем передаточной функции //Автоматика и телемеханика. – 2004. – №. 9. – С. 27-39.
102. Широкий Д.К. Расчет параметров промышленных систем регулирования: справ. Пособие //Д.К. Широкий, О.Д. Куриленко. -Киев: Техника, 1972. -232 с.
103. Штейнберг Ш.Е. Идентификация в системах управления. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – 80 с.
104. Шубладзе А. М., Кузнецов С. И. О возможностях ПИД-управления типовыми инерционными и колебательными объектами //Автоматика и телемеханика. – 2007. – №. 7. – С. 18-30.
105. Шубладзе А.М., Гуляев С.В, Малахов В.А., Ольшванг В.Р., Кузнецов С.И. Автоматически настраивающиеся адаптивные промышленные регуляторы. // Промышленные АСУ и котроллеры. – 2007. -№7- С. 12-17
106. Шубладзе А.М., Гуляев С.В., Ольшванг В.Р., Малахов В.А., Шубладзе А.А. Высоконадежное управление АНАП регулятором потоками жидкостей и газов // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2005. № 4. С. 25-27.
107. Шубладзе А.М., Гуляев С.В., Ольшванг В.Р., Шубладзе А.А. Автоматически настраивающийся адаптивный промышленный регулятор (АНАП регулятор) // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2005. № 3. С. 32-35.
108. Электрические промышленные печи. Дуговые печи и установки специального нагрева: А.Д. Свенчанский, И.Г. Жердев, А.М. Кручинин и др. □ М.: Энергоатомиздат, 1981
109. Adlakha V., Kowalski K. On the quadratic transportation problem //Open Journal of Optimization. – 2013. – Т. 2. – №. 03. – С. 89.

110. Alexandrov A.G., Palenov M.V. Self-tuning PID-I controller // Proceedings of the 18th IFAC World Congress. Milano, Italy, 2011. - P.3635-3640
111. Anderson K. L., Blankenship G. L., Lebow L. G. A rule-based adaptive PID controller // Decision and Control, 1988., Proceedings of the 27th IEEE Conference on. – IEEE, 1988. – C. 564-569.
112. Ang K.H., Chong G., Li Y. PID control system analysis, design, and technology // IEEE Trans. on Control Systems technology. July 2005. Vol. 13. No. 4. P. 559-576.
113. Arai M. Bounds on the number of hidden units in binary-valued three-layer neural networks // Neural Networks. – 1993. – Vol. 6, No. 6. – P. 855–860.
114. Åström K. J. et al. Automatic tuning and adaptation for PID controllers-a survey // Control Engineering Practice. – 1993. – T. 1. – №. 4. – C. 699-714.
115. Backes A. A necessary optimality condition for the linear-quadratic DAE control problem. – Humboldt-Universität zu Berlin, Mathematisch-Naturwissenschaftliche Fakultät II, Institut für Mathematik, 2005.
116. Bartlett E.B. Dynamic node architecture learning: An information theoretic approach // Neural Networks. – 1994. – No. 7. – P. 129–140.
117. Bazylevych O., Hirnyak Y., Ivakhiv O. Neural controller for designing of nanopositioning systems // IEEE International Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications. –Rende: IEEE, 2009. – P. 287–290.
118. Berger H. Automating with STEP 7 in STL and SCL: SIMATIC S7-300/400 programmable controllers. – John Wiley & Sons, 2014.
119. Bertocco M. et al. A multi-layer architecture for distributed data acquisition // Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2002. IMTC/2002. Proceedings of the 19th IEEE. – IEEE, 2002. – T. 2. – C. 1261-1264.
120. Birbir Y., Nogay H. S., Topuz V. Estimation of total harmonic distortion in short chored induction motors using artificial neural network // Proceedings of the 6th Conference on Applications of Electrical Engineering,(AEE'07), ACM Press, USA. – 2007. – C. 206-210.

121. Chen J., Huang T. Applying neural networks to on-line updated PID controllers for nonlinear process control // *Journal of Process Control*. – 2004. – №. 14. – P.211–230
122. Chen J., Yea Y. Neural network-based predictive control for multivariable processes // *Chemical Engineering Communications*. – 2002. – T. 189. – №. 7. – C. 865-894.
123. Chien K.L., Hrones J.A., Reswick J.B. On the Automatic Control of Generalized Passive Systems // *Transactions of the American Society of Mechanical Engineers*. – 1952. – Vol.74. - P.175-185
124. Cybenko G. Approximation by superposition of a sigmoidal function // *Math. Control Systems and Signals*. – 1989. – No. 2. – P. 303–314.
125. de la Pena D. M. et al. Feedback min-max model predictive control based on a quadratic cost function // *American Control Conference, 2006. – IEEE, 2006. – C. 6 pp.*
126. Demiroren A., Yesil E. Automatic generation control with fuzzy logic controllers in the power system including SMES units // *International journal of electrical power & energy systems*. – 2004. – T. 26. – №. 4. – C. 291-305.
127. Erenoglu, I., Eksin, I., Yesil, E., & Guzelkaya. An intelligent hybrid fuzzy PID controller // *European Conference on Modelling and Simulation*. – 2006. – C. 62-67.
128. Fahlman S.E., Lebiere C. The cascade-correlation learning architecture // *Advances in Neural Information Processing Systems*. – 1990. – Vol. 2. – P. 524–532.
129. Ferreira P. M., Faria E. A., Ruano A. E. Neural network models in greenhouse air temperature prediction // *Neurocomputing*. – 2002. – T. 43. – №. 1. – C. 51-75.
130. Frean M. The upstart algorithm: A method for constructing and training feedforward neural networks // *Neural Computation*. – 1990. – No. 2. – P. 198–209.
131. Funahashi K. On the approximate realization of continuous mappings by neural networks // *Neural Networks*. – 1989. – Vol. 2, No. 3. – P. 183–192.

132. Güzelkaya M., Eksin I., Yeşil E. Self-tuning of PID-type fuzzy logic controller coefficients via relative rate observer // *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. – 2003. – T. 16. – №. 3. – C. 227-236.
133. Hecht-Nielsen R. Kolmogorov's Mapping Neural Network Existence Theorem // *Proc. Int. Conf. Neural Networks*. – New York: IEEE Press, 1987. – Vol. III. – P. 11–14.
134. Ho M., Shumway R., Ombao H. The State Space Approach to Modelling Dynamic Processes: Applications in Neuroscience and Social Sciences // *In: Models for Intensive Longitudinal Data* / ed. by T.A. Walls, J.L. Schafer. Oxford University Press, 2006. P. 148-171.
135. Hongxing L., Bingzhang L. Adaptive control using compensatory fuzzy neural network for electric furnace // *IEEE International Conference on Information and Automation*, 20-23 June 2010. P. 1630-1635
136. Hornick K., Stinchcombe M., White H. Multilayer feed forward networks are universal approximators // *Neural Networks*. – 1989. – Vol. 2, No. 5. – P. 359–366.
137. Huang G. B., Zhu Q. Y., Siew C. K. Extreme learning machine: theory and applications // *Neurocomputing*. – 2006. – T. 70. – №. 1. – C. 489-501.
138. Huang G.-B. Learning capability of neural networks // *Ph.D. Thesis*. – Singapore: Nanyang Technological University, 1998. – 137 p.
139. Huang G.-B., Babri H.A. Upper bounds on the number of hidden neurons in feedforward networks with arbitrary bounded nonlinear activation functions // *IEEE Trans. Neural Networks*. – 1998. – Vol. 9(1). – P. 224–229.
140. Huang G.-B., Wang D.H., LAN Y. Extreme learning machines: a survey // *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*. – 2011. – Vol. 2, No. 2. – P. 107–122.
141. International Electrotechnical Commission et al. IEC 61131 7 2000 Programmable Controllers Part 7 Fuzzy Control Programming.
142. Kato M., Yamamoto T., Fujisawa S. A skill-based pid controller using artificial neural networks // *Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation*, 2005 and *International Conference on Intelligent Agents, Web*



Technologies and Internet Commerce, International Conference on. – IEEE, 2005. – T. 1. – C. 702-707.

143. Kolmogorov A. N. On the representation of continuous functions of many variables by superposition of continuous functions of one variable and addition //Translations American Mathematical Society. – 1963. – T. 2. – №. 28. – C. 55-59.

144. Kuhn U. Practice-Oriented Controller Adjustment Rules for PID Controllers: The T-Sum Rule // Automation Engineering Practice. – 1995. – №5. – P.10-16

145. Kůrková V. Kolmogorov's theorem is relevant // Neural Computation. – 1991. – Vol. 3. – No. 4. – P. 617–622.

146. Leva A., Cox C. J., Ruano A. E. Hands-on PID autotuning: a guide to better utilisation //Hands-on PID autotuning: a guide to better utilisation. – 2002. – C. 1-84.

147. Monopoli R.V. Liapunov`s method for adaptive control systems design. // IEEE Trans. on Automat. Control, 1967. AC-12, №3

148. Morse A.S. Global stability of parameter-adaptive control systems // IEEE Trans. on Automat. Control, 1980, Vol.25, No3. Pp 433-439

149. M.Ünal M. et al. Optimization of PID controllers using ant colony and genetic algorithms. – Springer, 2012. – T. 449.

150. Narendra K.S., Valavani L.S. Stable adaptive controller design – direct control // IEEE Trans. on Automat. Control, 1978, Vol.23, No.4, pp. 570-583

151. Omatu S., Khalid M., Yusof R. Neuro–Control and its Applications. – London: Springer, 1995. – 255 p

152. Ortega R. On Morse`s new adaptive controller: parameter convergence and transient performance // IEEE Trans. on Automat. Control, 1993, Vol.38, No.8, pp. 1191-1202

153. Patent US6353766. Klaus Weinzierl. Method for generating control parameters from a response signal of a controlled system and system for adaptive setting of a PID controller. 2002.

154. Pfeiffer B.-M. Towards «plug and control»: self-tuning temperature controller for PLC // International journal of Adaptive Control and Signal Processing. - 2000. - No.14. - P.519-532
155. Refenes A.N., Chan E.B. Sound recognition and optimal neural network design // Microprocessing and Microprogramming. – 1992. – Vol. 35, No. 1. – P. 783–789.
156. Rice R. C. PID Tuning Guide //Rockwell Automation, Milwaukee. – 2010.
157. Ruano A. E. et al. Prediction of building's temperature using neural networks models //Energy and Buildings. – 2006. – T. 38. – №. 6. – C. 682-694.
158. Sastry S., Bodson M. Adaptive control: stability, convergence and robustness. – Courier Corporation, 2011. 1
159. Steel production 2017 [Electronic resource].- [2017].- Режим доступа: <http://www.worldsteel.org/statistics/statistick-archive/2017-steel-production.html>
160. Tamura S., Tateishi M. Capabilities of a four-layered feed-forward neural network: four layers versus three // IEEE Trans. Neural Networks. – 1997. – Vol. 8(2). – P. 251–255
161. Tsinias J. Sufficient Lyapunov-like conditions for stabilization // Mathematics of control, signal and systems, 1989, Vol.2, pp.343-357
162. Ünal M., Erdal H., Topuz V. Trajectory tracking performance comparison between genetic algorithm and ant colony optimization for PID controller tuning on pressure process //Computer Applications in Engineering Education. – 2012. – T. 20. – №. 3. – C. 518-528.
163. Vilanova R., Visioli A. PID Control in the Third Millennium. Lessons Learned and New Approaches. – London: Springer, 2012. – 595 p
164. Vrancic D., Strmenic S., Hanus R. Improving disturbance rejection of PI controllers by means of the magnitude optimum method//ISA Transactions. -2004. -V. 43. -№ 1. -P. 73-74.
165. Yeşil E., Güzelkaya M., Eksin I. Self tuning fuzzy PID type load and frequency controller //Energy Conversion and Management. – 2004. – T. 45. – №. 3. – C. 377-390.

166. Yuan H.C., Xiong F.L., Huai X.Y. A method for estimating the number of hidden neurons in feed-forward neural networks based on information entropy // Computers and Electronics in Agriculture. – 2003. – Vol. 40, No. 1. – P. 57–64.

167. Zhao Z.Y., Tomizuka M., Isaka S. Fuzzy gain scheduling of PID controllers // IEEE Transactions on systems. man. and cybernetics. – 1993. – Vol. 23, № 5. – P. 1392–1398

168. Ziegler J.G., Nichols N.B. Optimum settings for automatic controllers //Transactions of the ASME. – 1942. – Vol.64. – pp. 759-768

**ПРИЛОЖЕНИЕ А.**

(справочное)

**Акт об использовании в учебном процессе****УТВЕРЖДАЮ**Заместитель директора СТИ НИТУ «МИСиС»  
по науке и стратегическому развитию

Репников Н.И.

«\_\_» \_\_\_\_\_ 2018г.

**АКТ**

об использовании в учебном процессе материалов

кандидатской диссертации

«Адаптивное управление печами отжига металла на основе нейросетевой  
настройки параметров линейных регуляторов»аспиранта кафедры «Автоматизированные и информационные системы  
управления»

Фомина Андрея Вячеславовича

Результаты исследований, полученных Фоминым А.В., используются при реализации образовательной программы по подготовке бакалавров по направлению 15.03.04 – Автоматизация технологических процессов и производств в рамках следующих дисциплин:

- «Системы интеллектуального управления»;
- «Адаптивные и оптимальные системы управления».

Начальник методического отдела

Косарева И.Н.

Заведующий кафедрой

«Автоматизированные и информационные  
системы управления»

д.т.н., профессор

Еременко Ю.И.

## Акт об использовании на АО «ОЭМК»

УТВЕРЖДАЮ

Главный инженер  
АО «ОЭМК»  
А.Д. Тищенко  
2018 г.



## АКТ

об использовании результатов исследований Фомина А.В., направленных на решение задачи повышения качества регулирования температуры в печах отжига металла, выносимых на защиту кандидатской диссертации

АО «Оскольский электрометаллургический комбинат» подтверждает, что лично Фоминым А.В. в рамках выполнения исследований получены результаты, а именно:

- выявлена значительная сложность применения классических методов настройки ПИ-регуляторов для печей отжига металла, заключающаяся в необходимости наличия адекватной математической модели;
- предложена система адаптивного управления печью отжига на основе применения нейросетевого настройщика параметров ПИ-регулятора, повышающая качество регулирования температуры во время переходных процессов;
- разработан метод компенсации действующих на печь отжига возмущающих воздействий с помощью нейросетевого настройщика, что позволяет повысить качество стабилизации температуры;
- предложенная система адаптивного управления реализована в виде программного обеспечения для контроллеров Siemens Simatic, что упрощает дальнейшее внедрение.

Перечисленные результаты, на наш взгляд, являются ощутимым инновационным вкладом в развитие систем управления процессом термообработки металла, что позволяет за счет улучшения качества

управления, уменьшить вероятность получения брака по термообработке за счет снижения количества нарушений технологического регламента.

АО «Оскольский электрометаллургический комбинат» планирует поэтапное внедрение в производства представленных к защите результатов исследования аспиранта Фомина А.В.

Технический директор -  
начальник технического управления



С.Л. Евсеев

**ПРИЛОЖЕНИЕ Б.**

(справочное)

**Программный код на языке SCL реализации нейросетевого настройщика для печи  
отжига металла**

База правил для режима переходных процессов

```

FUNCTION FC500 : VOID
  VAR_INPUT
    O1,O2,O5:REAL;
    sec:WORD;
  END_VAR
  VAR_OUTPUT
    flag_u4it:BOOL;
  END_VAR
  VAR_TEMP
    flag_uslovie_P,flag_Otriv,finish1,finish_vozm,type_vozm_A,type_vozm_B,flag51,flag0,flag00:BOOL;
    flag_stop,flag_torm_kp,flag_exstremum,finish,flag_ocrest,flag_torm_ki,flag_ysk_kp_rise_shag_nazad,f
lag_torm_ki_shag_nazad,flag_flag,flag_ysk_kp_rise,flag_peresec:BOOL;
    n,k,i:INT;
    z1,z2:INT;
    dZ,dkp,dkl:REAL;
  END_VAR
  Z1:=WORD_TO_INT(sec);
  IF WORD_TO_INT(sec) MOD 2=0 AND "d1".flag51=0
  THEN
    "d1".flag51:=1;
    //Базовое значение скоростей, в каждом правиле
    "D1".nkp_base:=0.001;
    "D1".nki_base:=0.00000001;
    // При входе раз в секунду считается счетчик K1.
    "D1".k1:="D1".k1+1;
    // Инициализация скорости скрытого слоя, запись выхода И-канала , заполнение графика
установок, инициализация начальной установки
    "D1".lmm_i:=DWORD_TO_REAL(DB58.DBD[100]);
    "d1".zad_U[0,0]:=505;
    "d1".zad_U[1,0]:=550;
    "d1".zad_U[2,0]:=630;
    "D1".UST:=DWORD_TO_REAL(MD0);
    IF "D1".UST=0
    THEN
      "d1".n:=0;
      z2:=0;
      "D1".UST:=505;
      md0:=REAL_TO_DWORD("D1".UST);
    END_IF;
    //Блок смены заданий
    IF "D1".finish1=1 OR m150.7=1
    THEN
      m150.7:=0;
      "d1".n:="d1".n+1;
      "D1".finish1:=0;

```

```

"D1".UST:="d1".zad_U["d1".n,0];
md0:=REAL_TO_DWORD("D1".UST);
END_IF;
// Блок сброса системы при смене уставки.
IF ("D1".UST<>"D1".zad1)
THEN finish:=0;
"d1".nkp:=0;
"d1".nki:=0;
"D1".finish1:=0;
finish_vozm:=0;
"D1".Flag_vozm:=0;
"D1".timer2:=0;
"D1".exstremum_vozm:=0;
"D1".exstremum:=0;
"D1".timer1:=0;
"D1".zdn_o:="D1".zad1;
if "D1".kp_grev<>0 AND "D1".kp_cold<>0 AND "D1".ki_grev<>0 AND "D1".ki_cold<>0
THEN
IF "D1".ust>"D1".zdn_o
then
DB58.DBD[166]:=REAL_TO_DWORD(ABS("D1".kp_grev));
DB58.DBD[170]:=REAL_TO_DWORD(ABS("D1".ki_grev));
"D1".kp_old:="D1".kp_grev;
"D1".ki_old:="D1".ki_grev/"D1".kp_grev;
ELSE
DB58.DBD[166]:=REAL_TO_DWORD(ABS("D1".kp_cold));
DB58.DBD[170]:=REAL_TO_DWORD(ABS("D1".ki_cold));
"D1".kp_old:="D1".kp_cold;
"D1".ki_old:="D1".ki_cold/"D1".kp_cold;
END_IF;
END_IF;
flag_u4it:=0;
flag0:=0;
flag00:=0;
flag_uslovie_p:=0;
flag_Otriv:=false;
flag_exstremum:=0;
flag_ocrest:=0;
flag_torm_ki_shag_nazad:=flag_torm_ki;
flag_torm_ki:=0;
flag_flag:=0;
"D1".flag_torm_kp_cold:=0;
flag_peresec:=0;
"D1".p_chanel:=0;
"D1".I_kanal:=3;
flag_stop:=0;
flag_torm_kp:=0;
"D1".k1:=0;
"D1".k2:=0;
flag_ysk_kp_rise_shag_nazad:=flag_ysk_kp_rise;
flag_ysk_kp_rise:=0;
type_vozm_A:=0;
type_vozm_B:=0;
m56.3:=0;
m56.4:=0;
m56.5:=0;

```

```

m56.0:=0;
m57.0:=0;
m57.1:=0;
m57.2:=0;
m57.3:=0;
m57.4:=0;
m57.5:=0;
m57.6:=0;
m57.7:=0;
END_IF;
// Заполнение массива Температур
1262+80*4=1582.
k:=320;
FOR i:=0 TO 80 BY 1 DO
DB77.DBD[1262+k] := DB77.DBD[1262+k-4];
DB77.DBD[1262]:=real_TO_dword(O2);
k:=k-4;
END_FOR;
//Расчет средних температур, ошибок и т.п.
IF ("D1".k1>=40 OR "D1".zdn_o=0) OR ("D1".k1>=1 OR "D1".zdn_o<>0)
THEN
  //dZ- разница заданий.
  dZ:= "D1".UST-"D1".zdn_o;
  "D1".ZR:=(DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1262])+DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1302])+DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1338]))/3;
  "D1".sred1:=(DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1302])+DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1338])+DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1382]))/3;
  "D1".sred2:=(DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1338])+DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1382])+DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1422]))/3;
  "D1".Error:=abs("D1".UST-"D1".ZR);
  "D1".error1:="D1".UST-"D1".sred1;
  "D1".dk1:=("D1".UST-"D1".ZR)-"D1".error1;
  "D1".dk2:="D1".UST-"D1".ZR;
  "D1".k2:="D1".k2+1;
  "D1".DT1:="D1".ZR-"D1".sred1;
  "D1".DT2:="D1".sred1-"D1".sred2;
  "D1".v:=DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1270])-DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1266]);
END_IF;
// Определение окончания переходного процесса
IF "D1".k1>=40 AND "D1".flag_vozm=0
THEN
  IF ("D1".UST>"D1".zdn_o AND "D1".ZR>"D1".exstremum AND ABS("D1".DT1)>0.2)OR("D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".ZR<"D1".exstremum AND ABS("D1".DT1)>0.2)
  THEN "D1".exstremum:="D1".ZR;
  "D1".timer1:=0;
ELSE
  IF "D1".Error<5 AND ABS("D1".DT1)<0.5 AND ABS("D1".DT2)<0.5
  THEN "D1".timer1:="D1".timer1+1;
  IF "D1".timer1>60
  THEN finish:=1;
  m56.0:=1;
END_IF;
IF "D1".timer1>151
THEN
  "D1".finish1:=1;
END_IF;

```



```

    END_IF;
    END_IF;
    END_IF;
    // Вызов HC раз в 20 секунд
    IF ("D1".k2>=2 AND "D1".k1>=5) OR ("D1".k1>=5 AND "D1".flag_vozm=1 AND "D1".k2>=2)
    THEN "D1".k2:=0;
    IF "D1".Error>0.05*ABS(dZ)AND "D1".Error>4 OR "D1".Error<0.05*(dZ) AND
ABS("D1".DT1)>0.5
    THEN
    IF "D1".Error<0.95*ABS(dZ)AND ABS("D1".DT1)>0.5
    THEN flag_u4it:=1;
    //Запись состояния "учить" в Db77
    "D1".Flag_u4it:=1;
    END_IF;
    END_IF;
    //Запись оптимального выхода И_канала в память
    IF "D1".k1>30 AND ABS("D1".DT2)<0.5 AND ABS("D1".DT1)<0.5 AND "D1".Error<5
    THEN
    FOR i:=0 TO 3 DO
    IF "d1".zad_U[i,0]="D1".UST
    THEN
    "d1".zad_U[i,1]:="D1".lmn_i;
    END_IF;
    END_FOR;
    END_IF;
    // Далее идут блоки условий для переходных процессов.
    // Определение момента "отрыва" от нуля
    IF "D1".k1>=40 AND ABS("D1".DT2)>0.5 AND ABS("D1".DT1)>0.5
    THEN flag_Otriv:=True; //Раньше назывался flag_ysk_kp
    END_IF;
    //Условие о настройке И-канала.
    IF finish=1 AND ABS("D1".DT1)>0.5 AND ABS("D1".sred2-"D1".sred1)>0.5 AND (ABS("D1".UST-
"D1".sred1)>0.03*ABS((dZ)))
    THEN "D1".I_kanal:=0;
    END_IF;
    IF "D1".UST>"D1".zdn_o AND "D1".ZR<"D1".exstremum AND "D1".sred1<"D1".exstremum AND
ABS("D1".ZR-"D1".exstremum)>1 AND ABS("D1".sred1-"D1".exstremum)>1 AND flag_peresec=0
    THEN flag_flag:=1;
    END_IF;
    // условие для флага стоп
    IF "D1".UST>"D1".zdn_o AND("D1".sred1<"D1".sred2 AND "D1".ZR<"D1".sred1 AND
("D1".Error<0.1*ABS(dZ) OR "D1".UST<"D1".ZR)) OR (flag_Otriv=1 AND ABS("D1".DT1)<0.1 AND
ABS("D1".DT2)<0.1)
    THEN
    flag_stop:=1;
    END_IF;
    // Второе условие для флаг_стоп
    IF "D1".UST<"D1".zdn_o AND("D1".sred1>"D1".sred2 AND "D1".ZR>"D1".sred1 AND
"D1".Error<0.1*ABS(dZ) OR "D1".UST>"D1".ZR ) OR (flag_Otriv=1 AND ABS("D1".DT1)<0.1 AND
"D1".TIMER1>60 AND ABS("D1".DT2)<0.1)
    THEN
    flag_stop:=1;
    END_IF;
    //Новое условие для флаг_флаг
    IF flag_stop=1 AND flag_peresec=0 AND "D1".UST>"D1".zdn_o AND("D1".sred1-"D1".ZR)>0.5
AND("D1".sred2-"D1".sred1)>0.5

```

```

THEN flag_flag:=1;
END_IF;
IF "D1".I_kanal=-1 AND "D1".Error>0.04*ABS(dZ)
  THEN "D1".I_kanal:=1;
END_IF;
// Определение состояния выхода И-канала регулятора- недостаток, насыщение или оптимальное
значение
  IF flag_peresec=0 AND (((("D1".ZR>"D1".UST AND "D1".UST>"D1".zdn_o) OR
("D1".ZR<"D1".UST AND "D1".UST<"D1".zdn_o)) OR ( ABS("D1".DT1)<0.5 AND ABS("D1".DT2)<0.5
AND "D1".Error<5) )
    THEN
      FOR i:=0 TO 3 DO
        IF "d1".zad_U[i,0]="D1".UST
          THEN
            IF ("D1".UST>"D1".zdn_o AND "D1".lmm_i>"d1".zad_U[i,1]) OR ("D1".UST<"D1".zdn_o
AND "D1".lmm_i<"d1".zad_U[i,1])
              THEN
                IF (ABS((ABS("D1".lmm_i-"d1".zad_U[i,1])/ABS("D1".kp))+ "D1".Error)>0.04*ABS(dZ)
// IF ( ABS(("D1".lmm_i-"d1".zad_U[i,1])/ABS("D1".kp))+ "D1".Error)>0.04*ABS(dZ)
                  THEN "D1".I_kanal:=1;
                  ELSE "D1".I_kanal:=-1;
                  END_IF;
                ELSE "D1".I_kanal:=2;
                END_IF;
              END_IF;
            END_FOR;
          END_IF;
        IF flag_peresec=0 AND ((("D1".UST>"D1".zdn_o AND "D1".ZR>"D1".UST) OR
("D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".ZR<"D1".UST))
          THEN flag_peresec:=1;
        END_IF;
        //IF ("D1".Error<0.05*ABS(dZ)AND ABS(dZ)*0.05>1 AND ABS("d1".dt1)>0.5)
        //OR ((("D1".Error>0.05*ABS(dZ) OR "d1".error>4)AND "d1".error>1 AND(("d1".ust>"d1".zdn_o
AND "d1".zr>"d1".ust)
        //OR ("d1".ust<"d1".zdn_o AND "d1".zr<"d1".ust)))
        IF ("D1".Error<0.05*ABS(dZ)AND ABS(dZ)*0.05>1 AND ABS("D1".DT1)>0.5)
          THEN flag0:=1;
          ELSE flag0:=0;
        END_IF;
        IF ("D1".Error>0.05*ABS(dZ) OR "D1".Error>4)AND "D1".Error>1 AND(("D1".UST>"D1".zdn_o
AND "D1".ZR>"D1".UST)OR ("D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".ZR<"D1".UST))
          THEN flag00:=1;
          ELSE flag00:=0;
        END_IF;
        // Флаг условие_П служит для работы двух следующих правил про настройку Кп.
        IF Flag0=1 OR flag00=1
          THEN
            flag_uslovie_P:=1;
          ELSE
            flag_uslovie_P:=0;
          END_IF;
          IF flag_uslovie_P=1
            then
              IF ABS("D1".DT1)>(ABS(dZ)/25) OR (flag_stop=0 AND ("D1".Error>ABS(0.05*dZ) OR
"D1".Error>4) AND "D1".Error>1 AND ( ("D1".UST>"D1".zdn_o AND "D1".dt1>0 AND "D1".dt2>0) OR
("D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".dt1<0 AND "D1".dt2<0) ))

```

```

then
  IF flag_torm_kp=0 AND flag_peresec=1 AND ("D1".I_kanal<>1 AND "D1".I_kanal<>-1 OR
flag_ysk_kp_rise_shag_nazad=1)AND flag_stop=0 AND flag_Otriv=0
  THEN
    m57.0:=1;
    IF "D1".kp<0
    THEN
      IF "D1".UST>"D1".zdn_o AND "D1".ZR<"D1".UST
      THEN "D1".nkp:=-0.3*"D1".nkp_base;
        "D1".p_chanel:=1;
      END_IF;
      IF "D1".Error>0.03*(dZ) AND "D1".UST>"D1".zdn_o AND "D1".ZR>"D1".UST
      THEN "D1".nkp:=-0.3*"D1".nkp_base;
        "D1".p_chanel:=1;
      END_IF;
      IF "D1".Error>0.03*(dZ) AND "D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".ZR<"D1".UST
      THEN "D1".nkp:=-0.3*"D1".nkp_base;
        "D1".p_chanel:=1;
      END_IF;
      IF "D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".ZR>"D1".UST
      THEN "D1".nkp:=0.3*"D1".nkp_base;
        "D1".p_chanel:=1;
      END_IF;
    else
      IF "D1".UST>"D1".zdn_o AND "D1".ZR<"D1".UST
      THEN "D1".nkp:=0.3*"D1".nkp_base;
        "D1".p_chanel:=1;
      END_IF;
      IF "D1".Error>0.03*(dZ) AND "D1".UST>"D1".zdn_o AND "D1".ZR>"D1".UST
      THEN "D1".nkp:=0.3*"D1".nkp_base;
        "D1".p_chanel:=1;
      END_IF;
      IF "D1".Error>0.03*(dZ)AND "D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".ZR<"D1".UST
      THEN "D1".nkp:=0.3*"D1".nkp_base;
        "D1".p_chanel:=1;
      END_IF;
      IF "D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".ZR>"D1".UST
      THEN "D1".nkp:=-0.3*"D1".nkp_base;
        "D1".p_chanel:=1;
      END_IF;
    END_IF;
    "d1".nki:=0;
  END_IF;
END_IF;
// Если П/П не завершился и флаг_СТОП=1 и изменение температуры DT>0.5 то уменьшаем Кп.
IF finish=0 AND flag_stop=1 AND (("D1".UST>"D1".zdn_o AND ("D1".ZR-"D1".sred1)>0 AND
("D1".sred1-"D1".sred2)>0) OR ("D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".UST>"D1".ZR AND ("D1".ZR-
"D1".sred1)<0 AND ("D1".sred1-"D1".sred2)<0)) AND ABS("D1".DT1)>0.5
THEN
  m57.1:=1;
  IF "D1".kp<0
  THEN
    IF "D1".UST>"D1".ZR AND "D1".ZR>"D1".sred1 AND "D1".UST>"D1".sred1
    THEN "D1".nkp:=-0.16*"D1".nkp_base;
      END_IF;
    IF "D1".UST>"D1".ZR AND "D1".ZR<"D1".sred1 AND "D1".UST>"D1".sred1

```

```

    THEN "D1".nkp:=0.16*"D1".nkp_base;
  END_IF;
  IF "D1".UST<"D1".ZR AND "D1".ZR<"D1".sred1 AND "D1".UST<"D1".sred1
    THEN "D1".nkp:=0.16*"D1".nkp_base;
  END_IF;
  IF "D1".UST<"D1".ZR AND "D1".ZR>"D1".sred1 AND "D1".UST<"D1".sred1
    THEN "D1".nkp:=-0.16*"D1".nkp_base;
  END_IF;
ELSE
  IF "D1".UST>"D1".ZR AND "D1".ZR>"D1".sred1 AND "D1".UST>"D1".sred1
    THEN "D1".nkp:=0.16*"D1".nkp_base;
  END_IF;
  IF "D1".UST>"D1".ZR AND "D1".ZR<"D1".sred1 AND "D1".UST>"D1".sred1
    THEN "D1".nkp:=-0.16*"D1".nkp_base;
  END_IF;
  IF "D1".UST<"D1".ZR AND "D1".ZR<"D1".sred1 AND "D1".UST<"D1".sred1
    THEN "D1".nkp:=-0.16*"D1".nkp_base;
  END_IF;
  IF "D1".UST<"D1".ZR AND "D1".ZR>"D1".sred1 AND "D1".UST<"D1".sred1
    THEN "D1".nkp:=0.16*"D1".nkp_base;
  END_IF;
  IF "D1".UST<"D1".zdn_o
    THEN
      "D1".nkp:=-1*"D1".nkp;
    END_IF;
  END_IF;
  "D1".nki:=0.0;
  END_IF;
  //Завершение Условия IF flag_uslovie_P=1
  END_IF;
  // Процесс остывания. Если пересекли задание и Среднее больше уставки (то есть колебания
  имеют место)
  // То Кп надо тормозить при охлаждении
  IF "D1".UST<"D1".zdn_o AND flag_peresec=1 AND "D1".ZR>"D1".UST
    THEN "D1".flag_torm_kp_cold:=1;
  END_IF;
  // Процесс остывания. Задание не пересекли и Температура больше уставки и ошибка
  значительна, и идет нагрев
  // То нужно тормозить КП.
  IF "D1".UST<"D1".zdn_o AND flag_peresec=0 AND flag_stop=1 AND "D1".ZR>"D1".UST AND
  ("D1".Error>0.04*ABS(dZ) AND "D1".Error>1) AND "D1".ZR>="D1".sred1 AND "D1".sred1>="D1".sred2
    THEN "D1".flag_torm_kp_cold:=2;
  END_IF;
  //Уменьшение кп при охлаждении
  IF "D1".flag_torm_kp_cold=1 AND ABS("D1".DT1)>0.5 AND ABS("D1".DT2)>0.5 AND
  ("D1".Error>0.04*ABS(dZ) AND "D1".Error>1) AND "D1".ZR>="D1".sred1 AND "D1".sred1>="D1".sred2
    THEN
      m57.2:=1;
      IF "D1".kp<0 AND "D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".ZR>"D1".UST
        THEN "D1".nkp:=-0.3*"D1".nkp_base;
      END_IF;
      IF "D1".kp>0 AND "D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".ZR>"D1".UST
        THEN "D1".nkp:=0.3*"D1".nkp_base;
      END_IF;
    END_IF;
  //работает

```

```

IF "D1".flag_torm_kp_cold=2 AND "D1".Error>0.04*ABS(dZ) AND "D1".Error>1 AND
"D1".ZR>"D1".sred1 AND "D1".sred1>"D1".sred2
THEN
  m57.2:=1;
  IF "D1".kp<0 AND "D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".ZR>"D1".UST
    THEN "D1".nkp:=-0.3*"D1".nkp_base;
  END_IF;
  IF "D1".kp>0 AND "D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".ZR>"D1".UST
    THEN "D1".nkp:=0.3*"D1".nkp_base;
  END_IF;

END_IF;
//Увеличение Ки
IF ((flag_stop=1 OR flag_flag=1) AND ABS("D1".DT1)<0.5 AND ABS("D1".DT2)<0.5 AND
("D1".Error>0.04*ABS(dZ) AND "D1".Error>2.5))
THEN
  // Если шаг назад не настраивали "И" и П не настраивали сейчас и шаг назад, и не нужно
  тормозить КП сейчас и И-канал 0или2
  // То растим Ки
  IF flag_torm_ki_shag_nazad=0 AND ("D1".UST<"D1".zdn_o OR "D1".UST>"D1".zdn_o)AND
"D1".p_chanel=0 AND flag_ysk_kp_rise=0 AND flag_torm_kp=0 AND ("D1".I_kanal=0 OR "D1".I_kanal=2)
  THEN
    m57.3:=1;
    IF "D1".ki>0 AND "D1".UST>"D1".zdn_o AND "D1".dk2>0 // "D1".ZR<"D1".UST
      THEN
        IF ABS("D1".ki)>0.0001
          THEN "D1".nki:=7*"D1".nki_base;
        END_IF;
        IF ABS("D1".ki)<0.0001
          THEN "D1".nki:=2.5*"D1".nki_base;
        END_IF;
      END_IF;
    IF "D1".ki>0 AND "D1".UST>"D1".zdn_o AND "D1".dk2<0 THEN
      IF ABS("D1".ki)>0.0001
        THEN "D1".nki:=-7*"D1".nki_base;
      END_IF;
      IF ABS("D1".ki)<0.0001
        THEN "D1".nki:=-2.5*"D1".nki_base;
      END_IF;
    END_IF;
    IF "D1".ki>0 AND "D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".dk2>0
  THEN
    IF ABS("D1".ki)>0.0001
      THEN "D1".nki:=7*"D1".nki_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".ki)<0.0001
      THEN "D1".nki:=2.5*"D1".nki_base;
    END_IF;
  END_IF;
  IF "D1".ki>0 AND "D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".dk2<0
  THEN
    IF ABS("D1".ki)>0.0001
      THEN "D1".nki:=-7*"D1".nki_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".ki)<0.0001
      THEN "D1".nki:=-2.5*"D1".nki_base;

```

```

    END_IF;
END_IF;
IF "D1".ki<0 AND "D1".UST>"D1".zdn_o AND "D1".UST>"D1".ZR
THEN
    IF ABS("D1".ki)>0.0001
    THEN "D1".nki:=-7*"D1".nki_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".ki)<0.0001
    THEN "D1".nki:=-2.5*"D1".nki_base;
    END_IF;
END_IF;
IF "D1".ki<0 AND "D1".UST>"D1".zdn_o AND "D1".UST<"D1".ZR
THEN
    IF ABS("D1".ki)>0.0001
    THEN "D1".nki:=7*"D1".nki_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".ki)<0.0001
    THEN "D1".nki:=2.5*"D1".nki_base;
    END_IF;
END_IF;
IF "D1".ki<0 AND "D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".UST>"D1".ZR
THEN
    IF ABS(("D1".ki))>0.0001
    THEN "D1".nki:=-7*"D1".nki_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".ki)<0.0001
    THEN "D1".nki:=-2.5*"D1".nki_base;
    END_IF;
END_IF;
IF "D1".ki<0 AND "D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".UST<"D1".ZR
THEN
    IF ABS("D1".ki)>0.0001
    THEN "D1".nki:=7*"D1".nki_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".ki)<0.0001
    THEN "D1".nki:=2.5*"D1".nki_base;
    END_IF;
END_IF;
END_IF;
END_IF;
// Если условие "И-канала" говорит, что надо настраиваться и КП не настраивали в этот и
// прошлый ПП и DT1-2 >0.5 и ошибка есть и флаг "условие"
// То уменьшаем И-канал
IF "D1".I_kanal=1 AND flag_ysk_kp_rise_shag_nazad=0 AND flag_ysk_kp_rise=0 AND
ABS("D1".DT1)>0.5 AND ABS("D1".DT2)>0.5 AND ("D1".Error>0.05*ABS(dZ) AND "D1".Error>1) AND
flag_uslovie_P=1
THEN
    flag_torm_ki:=1;
    m57.4:=1;
    IF "D1".ki<0
    THEN
        IF "D1".UST>"D1".zdn_o AND "D1".UST>"D1".ZR
        THEN
            IF ABS("D1".ki)<0.001
            THEN "D1".nki:=7*"D1".nki_base;
            END_IF;
        END_IF;
    END_IF;

```

```

    IF ABS("D1".ki)>0.001
      THEN "D1".nki:=2.5*"D1".nki_base;
    END_IF;
  END_IF;
IF "D1".UST>"D1".zdn_o AND "D1".UST<"D1".ZR
  THEN
    IF ABS("D1".ki)<0.001
      THEN "D1".nki:=-7*"D1".nki_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".ki)>0.001
      THEN "D1".nki:=-2.5*"D1".nki_base;
    END_IF;
  END_IF;
IF "D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".UST>"D1".ZR
  THEN
    IF ABS("D1".ki)<0.001
      THEN "D1".nki:=7*"D1".nki_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".ki)>0.001
      THEN "D1".nki:=2.5*"D1".nki_base;
    END_IF;
  END_IF;
IF "D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".UST<"D1".ZR
  then
    IF ABS("D1".ki)<0.001
      THEN "D1".nki:=-7*"D1".nki_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".ki)>0.001
      THEN "D1".nki:=-2.5*"D1".nki_base;
    END_IF;
  END_IF;
END_IF;
// "D1".dk2:="D1".UST-"D1".ZR;
IF "D1".ki>0
  THEN
    IF "D1".UST>"D1".zdn_o AND "D1".dk2>0 // "D1".ZR<"D1".UST
      THEN
        IF ABS("D1".ki)<0.001
          THEN "D1".nki:=-7*"D1".nki_base;
        END_IF;
        IF ABS("D1".ki)>0.001
          THEN "D1".nki:=-2.5*"D1".nki_base;
        END_IF;
      END_IF;
    IF "D1".UST>"D1".zdn_o AND "D1".dk2<0// "D1".ZR>"D1".UST
      THEN
        IF ABS("D1".ki)<0.001
          THEN "D1".nki:=7*"D1".nki_base;
        END_IF;
        IF ABS("D1".ki)>0.001
          THEN "D1".nki:=2.5*"D1".nki_base;
        END_IF;
      END_IF;
    IF "D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".dk2>0 // "D1".ZR<"D1".UST
      THEN
        IF ABS("D1".ki)<0.001

```

```

        THEN "D1".nki:=-7*"D1".nki_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".ki)>0.001
        THEN "D1".nki:=-2.5*"D1".nki_base;
    END_IF;
END_IF;
IF "D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".dk2<0/"D1".ZR>"D1".UST
then
    IF ABS("D1".ki)<0.001
        THEN "D1".nki:=7*"D1".nki_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".ki)>0.001
        THEN "D1".nki:=2.5*"D1".nki_base;
    END_IF;
END_IF;
END_IF;
//Конец условия И-канал=1;
END_IF;
//Блок для увеличения Кп при остывании
IF "D1".I_kanal=1 AND ABS("D1".DT1)<0.5 AND ABS("D1".dt2)<0.5 AND
("D1".Error>0.04*(dZ)OR "D1".Error>4)
THEN
    //Если Т меньше уставки и мы во время остывания и начали греться
    IF "D1".Error>1 AND "D1".ZR<"D1".UST AND "D1".UST<"D1".zdn_o AND
"D1".ZR>="D1".sred1 AND "D1".sred1>="D1".sred2
    THEN
        m57.6:=1;
    IF "D1".kp<0
    THEN
        IF ABS("D1".kp)>0.1
            THEN "D1".nkp:=0.5*"D1".nkp_base;
        END_IF;
        IF ABS("D1".kp)<0.1
            THEN "D1".nkp:=0.05*"D1".nkp_base;
        END_IF;
    END_IF;
    IF "D1".kp>0
    THEN
        IF "D1".kp>0.1
            THEN "D1".nkp:=-0.8*"D1".nkp_base;
        END_IF;
        IF "D1".kp<0.1
            THEN "D1".nkp:=-0.08*"D1".nkp_base;
        END_IF;
    END_IF;
    //16.01.17. Скорость обучения зависит от знака Дк. При ==+, --.
    IF "D1".dk1>0
    THEN "D1".nkp:=ABS("D1".nkp);
    ELSE
        "D1".nkp:=-ABS("D1".nkp);
    END_IF;
    // Закомментировано, верхнее условие должно со всем справиться
    //IF "D1".dk1>0
    //THEN "D1".dk1:="D1".dk1*(-1);
    //END_IF;
END_IF;

```



```

END_IF;
//Если разность уставок деленная на скорость изменения меньше 10 и идет нагрев и ошибка
>10% разницы уставок и флаг_Стоп=0
// То уменьшаем КП, для торможения.
IF (ABS(dZ)/(ABS("D1".dt2))<10) AND (ABS(dZ)/(ABS("D1".DT1))<10) AND
"D1".UST>"D1".zdn_o AND "D1".ZR<"D1".UST AND "D1".Error>0.1*ABS(dZ) AND flag_stop=0
THEN
  flag_torm_kp:=1;
  m57.7:=1;
  IF "D1".kp<0
  THEN
    IF "D1".UST<"D1".ZR AND "D1".ZR>"D1".sred1 AND "D1".UST>"D1".sred1
    THEN
      IF ABS("D1".kp)>0.1 AND ABS("D1".kp)<1
      THEN
        "D1".nkp:=-0.04*"D1".nkp_base;
      END_IF;
      IF ABS("D1".kp)>1
      THEN
        "D1".nkp:=-0.08*"D1".nkp_base;
      END_IF;
      IF ABS("D1".kp)<0.1
      THEN
        "D1".nkp:=-0.02*"D1".nkp_base;
      END_IF;
    END_IF;
  IF "D1".UST>"D1".ZR AND "D1".ZR<"D1".sred1 AND "D1".UST>"D1".sred1
  THEN
    IF ABS("D1".kp)>0.1 AND ABS("D1".kp)<1
    THEN
      "D1".nkp:=0.04*"D1".nkp_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".kp)>1
    THEN
      "D1".nkp:=0.08*"D1".nkp_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".kp)<0.1
    THEN
      "D1".nkp:=0.02*"D1".nkp_base;
    END_IF;
  END_IF;
  IF "D1".UST<"D1".ZR AND "D1".ZR<"D1".sred1 AND "D1".UST<"D1".sred1
  THEN
    IF ABS("D1".kp)>0.1 AND ABS("D1".kp)<1
    THEN
      "D1".nkp:=0.04*"D1".nkp_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".kp)>1
    THEN
      "D1".nkp:=0.08*"D1".nkp_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".kp)<0.1
    THEN
      "D1".nkp:=0.02*"D1".nkp_base;
    END_IF;
  END_IF;
END_IF;

```

```

IF "D1".UST<"D1".ZR AND "D1".ZR>"D1".sred1 AND "D1".UST<"D1".sred1
THEN
  IF ABS("D1".kp)>0.1 AND ABS("D1".kp)<1
  THEN
    "D1".nkp:=-0.04*"D1".nkp_base;
  END_IF;
  IF ABS("D1".kp)>1
  THEN
    "D1".nkp:=-0.08*"D1".nkp_base;
  END_IF;
  IF ABS("D1".kp)<0.1
  THEN
    "D1".nkp:=-0.02*"D1".nkp_base;
  END_IF;
END_IF;
IF "D1".kp>0
then
  IF "D1".UST<"D1".ZR AND "D1".ZR>"D1".sred1 AND "D1".UST>"D1".sred1
  THEN
    IF ABS("D1".kp)>0.1 AND ABS("D1".kp)<1
    THEN
      "D1".nkp:=0.04*"D1".nkp_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".kp)>1
    THEN
      "D1".nkp:=0.08*"D1".nkp_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".kp)<0.1
    THEN
      "D1".nkp:=0.02*"D1".nkp_base;
    END_IF;
  END_IF;
  IF "D1".UST>"D1".ZR AND "D1".ZR<"D1".sred1 AND "D1".UST>"D1".sred1
  THEN
    IF ABS("D1".kp)>0.1 AND ABS("D1".kp)<1
    THEN
      "D1".nkp:=-0.04*"D1".nkp_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".kp)>1
    THEN
      "D1".nkp:=-0.08*"D1".nkp_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".kp)<0.1
    THEN
      "D1".nkp:=-0.02*"D1".nkp_base;
    END_IF;
  END_IF;
  IF "D1".UST<"D1".ZR AND "D1".ZR<"D1".sred1 AND "D1".UST<"D1".sred1
  THEN
    IF ABS("D1".kp)>0.1 AND ABS("D1".kp)<1
    THEN
      "D1".nkp:=-0.04*"D1".nkp_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".kp)>1
    THEN

```

```

        "D1".nkp:=-0.08*"D1".nkp_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".kp)<0.1
    THEN
        "D1".nkp:=-0.02*"D1".nkp_base;
    END_IF;
END_IF;
IF "D1".UST<"D1".ZR AND "D1".ZR>"D1".sred1 AND "D1".UST<"D1".sred1
THEN
    IF ABS("D1".kp)>0.1 AND ABS("D1".kp)<1
    THEN
        "D1".nkp:=0.04*"D1".nkp_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".kp)>1
    THEN
        "D1".nkp:=0.08*"D1".nkp_base;
    END_IF;
    IF ABS("D1".kp)<0.1
    THEN
        "D1".nkp:=0.02*"D1".nkp_base;
    END_IF;
END_IF;
END_IF;
END_IF;
//работает
IF "D1".Error<0.1*ABS(dZ) OR "D1".Error<4
THEN flag_ocrest:=1;
ELSE flag_ocrest:=0;
END_IF;
//Расчет скорости нагрева. Разность уставок делиться на 50- скорость нагрева.
"D1".speed:=0.5;
IF "D1".zdn_o<>0
then
    IF (ABS(dZ)/50)>0.5
    THEN "D1".speed:=ABS(dZ)/50;
    END_IF;
END_IF;
//Правило срабатывает если не пересекали задание, если нет приказа тормозить Кп, если
DT<speed
IF "D1".Error<0.9*ABS(dZ) AND flag_peresec=0 OR ABS("D1".kp)<0.1 OR m150.3=1
THEN
    IF flag_flag=0 AND flag_Otriv=1 AND "D1".Error>0.1*ABS(dZ) AND "D1".Error>4
AND(flag_stop=0 OR (flag_stop=1 AND flag_ocrest=0 AND "D1".ZR<"D1".UST)) OR m150.3=1
    THEN
        IF ABS("D1".DT1)<"D1".speed AND ABS("D1".DT2)<"D1".speed AND "D1".UST>"D1".zdn_o
AND "D1".ZR<"D1".UST OR m150.3=1
        THEN
            IF "D1".dk1>0
            THEN "D1".dk1:="D1".dk1*(-1);
            END_IF;
            m58.0:=1;
            IF "D1".kp_old<0
            THEN
                IF "D1".Error>0.15*ABS(dZ)
                THEN "D1".nkp:=-0.1*"D1".nkp_base;
                flag_ysk_kp_rise:=1;
            
```

```

END_IF;
IF flag_stop=0 AND "D1".Error<=0.15*ABS(dZ) AND "D1".Error>0.1*ABS(dZ)
THEN
  "D1".nkp:=-0.1*"D1".nkp_base;
END_IF;
END_IF;
IF "D1".kp_old>0
THEN
  IF "D1".Error>0.15*ABS(dZ)
  THEN "D1".nkp:=-0.1*"D1".nkp_base;
    flag_ysk_kp_rise:=1;
  END_IF;
  IF flag_stop=0 AND "D1".Error<=0.15*ABS(dZ) AND "D1".Error>0.1*ABS(dZ)
  THEN
    "D1".nkp:=-0.1*"D1".nkp_base;
  END_IF;
END_IF;
END_IF;
END_IF;
IF ABS(dZ)<200
  THEN "D1".cicle:=10;
  ELSE "D1".cicle:=1;
END_IF;
//23.12.16
// Если Коэффициент изменился более чем на 5%, то скорость обучения другого =0. Ибо не зачем
настраивать 2 канала сразу.
IF "D1".ki_old<>0 AND "D1".ki_real<>0
THEN
  IF ABS("D1".ki_old)>=ABS("D1".ki_real)
  THEN
    "d1".dki:=ABS((ABS("D1".ki_old)-ABS("D1".ki_real)))/ABS("D1".ki_old);
  ELSE
    "d1".dki:=(ABS(ABS("D1".ki_old)-ABS("D1".ki_real)))/ABS("D1".ki_real);
  END_IF;
  //Если изменение >0.05 (5%) то не учим Кп, если больше 0,5 (50%), то не учим Ки.
  IF "d1".dki>0.05
  THEN
    "D1".nkp:=0;
  END_IF;
  IF "d1".dki>0.5
  THEN
    "d1".nki:=0;
  END_IF;
end_IF;
IF "D1".kp_old<>0 AND "D1".kp<>0
THEN
  IF ABS("D1".kp_old)>=ABS("D1".kp)
  THEN
    "d1".dkp:=ABS((ABS("D1".kp_old)-ABS("D1".kp)))/ABS("D1".kp_old);
  ELSE
    "d1".dkp:=ABS((ABS("D1".kp_old)-ABS("D1".kp)))/ABS("D1".kp);
  END_IF;
  //Если изменение >0.05 (5%) то не учим Ки, если больше 0,5 (50%), то не учим Кп.
  IF "d1".dkp>0.05
  THEN

```

```

    "D1".nki:=0;
    END_IF;
    IF "d1".dkp>0.5
    THEN
        "d1".nkp:=0;
        END_IF;
    END_IF;
    //На этом заканчиваются блоки для переходов.
    md24:=REAL_TO_DWORD("D1".nkp);
    md28:=REAL_TO_DWORD("D1".nki);
    //Выход из вызова раз в N секунд
    END_IF;
    //"D1".nkp:=0.01;
    //"D1".nki:=0.01;
    // Выход из вызова раз в секунду
    END_IF;
    IF WORD_TO_INT(sec) MOD 2=1 THEN
        "d1".flag51:=0;
        END_IF;
        "D1".zad1:="D1".UST;
        // Инициализация скорости скрытого слоя, запись выхода И-канала , заполнение графика
        уставок, инициализация начальной уставки
        "D1".lmm_i:=DWORD_TO_REAL(DB58.DBD[100]);
        "D1".UST:=DWORD_TO_REAL(MD0);
        IF "D1".UST=0
        THEN
            "d1".n:=0;
            z2:=0;
            "D1".UST:=505;
            md0:=REAL_TO_DWORD("D1".UST);
            END_IF;
            //Блок смены заданий
            IF "D1".finish1=1 AND m80.3=1 // OR m150.7=1
            THEN
                m150.7:=0;
                "d1".n:="d1".n+1;
                "D1".finish1:=0;
                "D1".UST:="d1".zad_U["d1".n,0];
                md0:=REAL_TO_DWORD("D1".UST);
                END_IF;
                // Блок сброса системы при смене уставки.
                IF ("D1".UST<>"D1".zad1)
                THEN finish:=0;
                    "d1".nkp:=0;
                    "d1".nki:=0;
                    "D1".finish1:=0;
                    finish_vozm:=0;
                    "D1".Flag_vozm:=0;
                    "D1".timer2:=0;
                    "D1".exstremum_vozm:=0;
                    "D1".exstremum:=0;
                    "D1".timer1:=0;
                    "D1".zdn_o:="D1".zad1;
                    //При смене типа процесса (охлаждение-нагрев), в ПИД-регулятор пишутся коэффициенты
                    нужного режима.
                    if "D1".kp_grev<>0 AND "D1".kp_cold<>0 AND "D1".ki_grev<>0 AND "D1".ki_cold<>0

```

```

THEN
IF "D1".ust>"D1".zdn_o
then
  DB58.DBD[166]:=REAL_TO_DWORD(ABS("D1".kp_grev));
  DB58.DBD[170]:=REAL_TO_DWORD(ABS("D1".ki_grev));
  "D1".kp_old:="D1".kp_grev;
  "D1".ki_old:="D1".ki_grev/"D1".kp_grev;
ELSE
  DB58.DBD[166]:=REAL_TO_DWORD(ABS("D1".kp_cold));
  DB58.DBD[170]:=REAL_TO_DWORD(ABS("D1".ki_cold));
  "D1".kp_old:="D1".kp_cold;
  "D1".ki_old:="D1".ki_cold/"D1".kp_cold;
END_IF;
END_IF;
flag_u4it:=0;
flag0:=0;
flag00:=0;
flag_uslovie_p:=0;
flag_Otriv:=false;
flag_exstremum:=0;
flag_ocrest:=0;
flag_torm_ki_shag_nazad:=flag_torm_ki;
flag_torm_ki:=0;
flag_flag:=0;
"D1".flag_torm_kp_cold:=0;
flag_peresec:=0;
"D1".p_chanel:=0;
"D1".I_kanal:=3;
flag_stop:=0;
flag_torm_kp:=0;
"D1".k1:=0;
"D1".k2:=0;
flag_ysk_kp_rise_shag_nazad:=flag_ysk_kp_rise;
flag_ysk_kp_rise:=0;
type_vozm_A:=0;
type_vozm_B:=0;
m56.3:=0;
m56.4:=0;
m56.5:=0;
m56.0:=0;
END_IF;
// Заполнение массива Температур
k:=320;
FOR i:=0 TO 80 BY 1 DO
  DB77.DBD[1262+k] := DB77.DBD[1262+k-4];
  DB77.DBD[1262]:=real_TO_dword(O2);
  k:=k-4;
END_FOR;
//Расчет средних температур, ошибок и т.п.
//21.12.16
IF ("D1".k1>=40 OR "D1".zdn_o=0) OR ("D1".k1>=1 OR "D1".zdn_o<>0)
THEN
  //dZ- разница заданий.
  dZ:= "D1".UST-"D1".zdn_o;
  "D1".ZR:=(DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1262])+DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1302])+DWO
RD_TO_REAL(DB77.DBD[1338]))/3;

```

```

"D1".sred1:=(DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1302])+DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1338])+D
WORD_TO_REAL(DB77.DBD[1382]))/3;
"D1".sred2:=(DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1338])+DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1382])+D
WORD_TO_REAL(DB77.DBD[1422]))/3;
"D1".Error:=abs("D1".UST-"D1".ZR);
"D1".error1:="D1".UST-"D1".sred1;
"D1".dk1:=("D1".UST-"D1".ZR)-"D1".error1;
"D1".dk2:="D1".UST-"D1".ZR;
"D1".k2:="D1".k2+1;
"D1".DT1:="D1".ZR-"D1".sred1;
"D1".DT2:="D1".sred1-"D1".sred2;
"D1".v:=DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1270])-DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1266]);
END_IF;
// Определение окончания переходного процесса
IF "D1".k1>=40 AND "D1".flag_vozm=0
THEN
  IF ("D1".UST>"D1".zdn_o AND "D1".ZR>"D1".exstremum AND ABS("D1".DT1)>0.2
)OR("D1".UST<"D1".zdn_o AND "D1".ZR<"D1".exstremum AND ABS("D1".DT1)>0.2)
  THEN "D1".exstremum:="D1".ZR;
  "D1".timer1:=0;
ELSE
  IF "D1".Error<5 AND ABS("D1".DT1)<0.5 AND ABS("D1".DT2)<0.5
  THEN "D1".timer1:="D1".timer1+1;
  IF "D1".timer1>60
  THEN finish:=1;
  m56.0:=1;
  END_IF;
  IF "D1".timer1>80
  THEN
    "D1".finish1:=1;
  END_IF;
END_IF;
END_IF;
//Расчет окончания отработки возмущения
IF "D1".flag_vozm=1
THEN
  //9.01.2017 Добавлено присвоение значения, иначе всегда Zr<0.
  IF "D1".exstremum_vozm=0
  THEN
    "D1".exstremum_vozm:=9999;
  END_IF;
  IF ("D1".ZR<"D1".exstremum_vozm AND ABS("D1".DT1)>0.2 )
  THEN "D1".exstremum_vozm:="D1".ZR;
  "D1".timer2:=0;
ELSE
  IF "D1".Error<ABS("D1".UST)*0.03 AND "D1".Error<3 AND ABS("D1".DT1)<0.5 AND
ABS("D1".DT2)<0.5
  THEN "D1".timer2:="D1".timer2+1;
  IF "D1".timer2>250
  THEN finish_vozm:=1;
  m56.5:=1;
  END_IF;
END_IF;
END_IF;
ELSE

```

```

"D1".exstremum_vozm:=9999;
END_IF;
// Правила для скоростей обучения НС для Возмущений.
IF "D1".UST="D1".zad1 AND "D1".Error>5 AND finish=1
THEN
  "D1".flag_vozm:=1;
  "D1".nki_vozm:=-0.0000001;
  IF "D1".Error>20
  THEN
    "D1".nki_vozm:="D1".nki_vozm/10;
  END_IF;
  IF "D1".Error>50
  THEN
    "D1".nki_vozm:="D1".nki_vozm/100;
  END_IF;
  "D1".nkp_vozm:=0.00005;
  m56.3:=1;
  md28:=REAL_TO_DWORD("D1".nki_vozm);
  md24:=REAL_TO_DWORD("D1".nkp_vozm);
ELSE
  "D1".nki_vozm:=0.0;
  // "D1".flag_vozm:=0;
  "D1".nkp_vozm:=0.0;
  md28:=REAL_TO_DWORD("D1".nki_vozm);
  md24:=REAL_TO_DWORD("D1".nkp_vozm);
END_IF;
//9.01.17. При 100% управляющем воздействии нейронная сеть не обучается
//IF O5=100
//THEN
// "D1".nki_vozm:=0;
// "D1".nkp_vozm:=0;
//END_IF;
  IF "D1".Error>0.05*ABS(dZ)AND "D1".Error>4 OR "D1".Error<0.05*(dZ) AND
ABS("D1".DT1)>0.5
  THEN
    IF "D1".Error<0.95*ABS(dZ)AND ABS("D1".DT1)>0.5
    THEN flag_u4it:=1;
      //Запись состояния "учить" в Db77
      "D1".Flag_u4it:=1;
    END_IF;
  EN_IF;
  IF "D1".Error<5 AND "D1".flag_vozm=1 AND ABS("D1".sred1-"D1".ZR)<0.5 AND
ABS("D1".DT2)<0.5
  THEN
    "D1".flag_vozm:=0;
  END_IF;
  // Выход из вызова раз в секунду
END_IF;
IF WORD_TO_INT(sec) MOD 2=1 THEN
  "d1".flag51:=0;
END_IF;
"D1".zad1:="D1".UST;

Участок нейронной сети
nkp:="D1".nkp;
nki:="D1".nki;

```



```

IF ("D1".k1 MOD 10=1) OR ("D1".k1 MOD 2=1 AND "D1".Flag_vozm=1 ) OR m150.1=1
THEN
//Блок инициализации HC
IF "D1".flag_u4it=1 OR "d1".flag_vozm=1 OR m150.1=1
THEN
"D1".ns:=0.01;
IF "D1".nkp<>0 OR "D1".nki<>0 OR "D1".nki_vozm<>0 OR "D1".nkp_vozm<>0 OR (
ABS("d1".Oj[1])=1 AND ABS("d1".W1[1])>100)
THEN
"D1".ns:=0.0;
ELSE
// Расчет скорости скрытого слоя
"D1".ns:=-ABS("D1".ns*(ABS("D1".Error*100)/("D1".UST-"D1".zdn_o)));
END_IF;
// Заполнение рабочей DB77 весами скрытого слоя в зависимости от типа процесса-
переходные процессы берут из DB1, возмущения из DB3.
FOR i:=2 TO 298 BY 4 DO
// Определение процесса.
IF "D1".flag_vozm=0 OR ("D1".flag_vozm=1 AND "D1".Error<3 AND ABS("D1".DT1)<0.2
AND ABS("D1".DT2)<0.2 )
THEN
// DB 77 W1 заполнилось по аналогии DB1;
DB77.DBD[i]:=DB1.DBD[i];
ELSE
//аналогично для DB3
DB77.DBD[i]:=DB3.DBD[i];
END_IF;
END_FOR;
// Аналогично предыдущему, заполнение рабочей DB77 весами выходного слоя из DB2 для
Переходных процессов и DB4 для возмущений
FOR i:=2 TO 178 BY 4 DO
IF "D1".flag_vozm=0 OR ("D1".flag_vozm=1 AND "D1".Error<3 AND ABS("D1".DT1)<0.2 and
ABS("D1".DT2)<0.2 )
THEN
//Весовые коэффициенты для процессов охлаждения и нагрева. Если нагрев- заполнение в
нулевого бита, если охлаждение то с 182.
IF "d1".Ust>"d1".zdn_o
THEN
DB77.DBD[602-2+i]:=DB2.DBD[i];
ELSE
DB77.DBD[602-2+i]:=DB2.DBD[182-2+i];
END_IF;
ELSE
DB77.DBD[602-2+i]:=DB4.DBD[i];
END_IF;
END_FOR;
// Блок обучения нейронной сети.
// Определяется тип процесса- возмущения или переходные процессы
IF "D1".flag_vozm=0
THEN
// Расчет смещений выходного слоя
FOR i:=0 TO "d1".cicle BY 1 DO
"D1".sumdk:=0;
k:=0;
//dw2 782. Oj 1202
FOR i:=0 TO 44*4 BY 3*4 DO

```

```

        DB77.DBD[782+i]:=REAL_TO_DWORD("D1".nkp*"D1".dk1*DWORD_TO_REAL
(DB77.DBD[1202+k]));
        k:=k+4;
        END_FOR;
        k:=0;
        FOR i:=1*4 TO 44*4 BY 3*4 DO
            DB77.DBD[782+i]:=REAL_TO_DWORD("D1".nki*"D1".dk2*DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[120
2+k]));
            k:=k+4;
            END_FOR;
            //Добавление смещений
            FOR i:=0 TO 44*4 BY 1*4 DO
                DB77.DBD[602+i]:=REAL_TO_DWORD(DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[602+i])+DWORD_TO_
REAL(DB77.DBD[782+i]));
                END_FOR;
                //Расчет суммарной ошибки
                "D1".sumdk:=0;
                FOR i:=0 TO 15 BY 1 DO
                    "D1".sumdk:="D1".sumdk+("D1".dk1*(DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[602+12*i]))+"D1".dk2*(D
WORD_TO_REAL(DB77.DBD[606+12*i])));
                END_FOR;
                FOR i:=2 TO 178 BY 4 DO
                    IF "d1".Ust>"d1".zdn_o
                        THEN
                            DB2.DBD[i]:=DB77.DBD[602-2+i];
                        ELSE
                            DB2.DBD[182-2+i]:=DB77.DBD[602-2+i];
                        end_if;
                    DB4.DBD[i]:=DB77.DBD[602-2+i];
                END_FOR;
                // Расчет смещений скрытого слоя
                FOR i:=0 TO 14*4 BY 1*4 DO
                    DB77.DBD[962+i]:=REAL_TO_DWORD("D1".sumdk*(1-(((2/(1+ EXP(-
2*DWORD_TO_REAL( DB77.DBD[1202+i]))))-1)*((2/(1+ EXP(-2* DWORD_TO_REAL(
DB77.DBD[1202+i]))))-1)))));
                END_FOR;
                DB77.DBD[962]:=REAL_TO_DWORD("D1".sumdk*(1-(((2/(1+ EXP(-
2*DWORD_TO_REAL( DB77.DBD[1202]))))-1)*((2/(1+ EXP(-2* DWORD_TO_REAL(
DB77.DBD[1202]))))-1)))));
                FOR i:=0 TO 14*4 BY 1*4 DO
                    DB77.DBD[302+i]:=REAL_TO_DWORD("D1".ns*DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[962+i])*"D1".
UST);
                END_FOR;
                k:=0;
                FOR i:=15*4 TO 29*4 BY 1*4 DO
                    DB77.DBD[302+i]:=REAL_TO_DWORD("D1".ns*DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[962+i-
60])*"D1".ZR);
                END_FOR;
                FOR i:=30*4 TO 44*4 BY 1*4 DO
                    DB77.DBD[302+i]:=REAL_TO_DWORD("D1".ns*DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[962+i-
120])*"D1".sred1);
                END_FOR;
                FOR i:=45*4 TO 59*4 BY 1*4 DO
                    DB77.DBD[302+i]:=REAL_TO_DWORD("D1".ns*DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[962+i-
180])*"D1".sred2);
                END_FOR;

```

```

    FOR i:=60*4 TO 74*4 BY 1*4 DO
    DB77.DBD[302+i]:=REAL_TO_DWORD("D1".ns*DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[962+i-
240])*O5);
    END_FOR;
    //Добавление смещений
    FOR i:=0 TO 74*4 BY 1*4 DO
    // w1[i]:=w1[i]+dw1[i];
    DB77.DBD[2+i]:=REAL_TO_DWORD(DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[2+i])+DWORD_TO_REAL(DB77.
    DBD[302+i]));
    END_FOR;
    FOR i:=2 TO 298 BY 4 DO
    DB1.DBD[i]:= DB77.DBD[i];
    DB3.DBD[i]:= DB77.DBD[i];
    END_FOR;
    // Завершение FOR связанного CICLE
    END_FOR;
ELSE
    //аналогичные расчеты для процессов компенсации возмущений. Отличия- в пкр заменены
    на nkp_vozm.
    FOR i:=0 TO "D1".cicle BY 1 DO
    "D1".sumdk:=0;
    k:=0;
    FOR i:=0 TO 44*4 BY 3*4 DO
    // dw2[i]:=nkp_vozm*"D1".dk1*Oj[k];
    DB77.DBD[782+i]:=REAL_TO_DWORD("D1".nkp_vozm*"D1".dk1*DWORD_TO_REAL
    (DB77.DBD[1202+k]));
    k:=k+4;
    END_FOR;
    k:=0;
    FOR i:=1*4 TO 44*4 BY 3*4 DO
    //dw2[i]:=nki_vozm*"D1".dk2*Oj[k];/
    DB77.DBD[782+i]:=REAL_TO_DWORD("D1".nki_vozm*"D1".dk2*DWORD_TO_REAL(DB77.DB
    D[1202+k]));
    k:=k+4;
    END_FOR;
    FOR i:=0 TO 44*4 BY 1*4 DO
    DB77.DBD[602+i]:=REAL_TO_DWORD(DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[602+i])+DWORD_TO_
    REAL(DB77.DBD[782+i]));
    END_FOR;
    FOR i:=0 TO 15 BY 1 DO
    "D1".sumdk:="D1".sumdk+("D1".dk1*(DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[602+12*i]))+"D1".dk2*(D
    WORD_TO_REAL(DB77.DBD[606+12*i])));
    END_FOR;
    FOR i:=2 TO 178 BY 4 DO
    DB4.DBD[i]:=DB77.DBD[602-2+i];
    END_FOR;
    FOR i:=0 TO 14*4 BY 1*4 DO
    DB77.DBD[962+i]:=REAL_TO_DWORD("D1".sumdk*(1-(((2/(1+ EXP(-
    2*DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1202+i]))))-1)*((2/(1+ EXP(-2* DWORD_TO_REAL(
    DB77.DBD[1202+i]))))-1)))));
    END_FOR;
    FOR i:=0 TO 14*4 BY 1*4 DO
    DB77.DBD[302+i]:=REAL_TO_DWORD("D1".ns*DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[962+i])*"D1".
    UST);
    END_FOR;
    FOR i:=15*4 TO 29*4 BY 1*4 DO

```

```

    DB77.DBD[302+i]:=REAL_TO_DWORD("D1".ns*DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[962+i-
80])*"D1".ZR);
    END_FOR;
    FOR i:=30*4 TO 44*4 BY 1*4 DO
        DB77.DBD[302+i]:=REAL_TO_DWORD("D1".ns*DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[962+i-
160])*"D1".sred1);
        END_FOR;
        FOR i:=45*4 TO 59*4 BY 1*4 DO
            DB77.DBD[302+i]:=REAL_TO_DWORD("D1".ns*DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[962+i-
180])*"D1".sred2);
            END_FOR;
            FOR i:=60*4 TO 74*4 BY 1*4 DO
                DB77.DBD[302+i]:=REAL_TO_DWORD("D1".ns*DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[962+i-
240])*o5);
                END_FOR;
                FOR i:=0 TO 74*4 BY 1*4 DO
                    DB77.DBD[2+i]:=REAL_TO_DWORD(DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[2+i])+DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[302+i]));
                    END_FOR;
                    FOR i:=4 TO 298 BY 4 DO
                        DB3.DBD[i]:= DB77.DBD[i];
                    END_FOR;
                    // Завершение FOR с CICKLE
                END_FOR;
                //Завершение IF Flag_vozm=0;
            END_IF;
            //Расчет выходов с нейронной сети
            // Блок расчета S1, выходов с нейронов скрытого слоя.
            K:=0;
            FOR i:=0 TO 14*4 BY 4 DO
                //Расчет входов в скрытый слой
                DB77.DBD[1082+k]:=REAL_TO_DWORD((O1)*DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[2+i])+"D1".ZR*
DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[2+i+15*4])+"D1".sred1*DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[2+i+30*4])+"D
1".sred2*DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[2+i+45*4])+(O5)*DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[2+i+60*4]));
                // Расчет выходов после функций активации
                DB77.DBD[1202+k]:=REAL_TO_DWORD(ABS(((2/(1+ EXP(-
2*DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1082+k]))))-1)));
                K:=K+4;
            END_FOR;
            "D1".s20:=0;
            "D1".s21:=0;
            k:=0;
            // Расчет выходов нейронов скрытого слоя (коэффициенты регулятора)
            FOR i:=0 TO 14 BY 1 DO
                DB77.DBD[1142+i*4]:=REAL_TO_DWORD(((DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1202+k]))*(DWO
RD_TO_REAL(DB77.DBD[602+12*i]))));
                "D1".s20:="D1".s20+((DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1202+k]))*(DWORD_TO_REAL(DB77.DB
D[602+12*i]));
                "D1".s21:="D1".s21+((DWORD_TO_REAL(DB77.DBD[1202+k]))*(DWORD_TO_REAL(DB77.DB
D[606+12*i]));
                k:=k+4;
            END_FOR;
            // Готовые коэффициенты
            "D1".kp:=1.0*"D1".s20;

```