

УДК 004.89 + 681.51
ББК 32.813

О НЕЙРОСЕТЕВОЙ АДАПТАЦИИ ПАРАМЕТРОВ ПИД-РЕГУЛЯТОРА ПРИ УПРАВЛЕНИИ НАГРЕВАТЕЛЬНОЙ ПЕЧЬЮ В РАЗЛИЧНЫХ РЕЖИМАХ РАБОТЫ

Еременко Ю. И.¹, Полещенко Д. А.², Глущенко А. И.³
*(Старооскольский технологический институт им. А.А.
Угарова (филиал) ФГАОУ ВПО НИТУ "МИСиС", Старый
Оскол)*

В статье рассмотрена схема адаптивного управления с автоматической настройкой коэффициентов ПИД-регулятора в реальном масштабе времени. Проведена ее реализация для управления муфельной электронагревательной печью, работающей в различных режимах. Настройка параметров регулятора осуществляется с помощью нейросетевого оптимизатора, включающего две нейронных сети, отвечающих за подбор коэффициентов K_P , K_I , K_D для процессов нагрева или охлаждения печи соответственно. Результаты проведенных экспериментов позволяют сделать вывод о том, что использование оптимизатора с подобной структурой позволяет экономить до 23% времени и 19% электроэнергии на выполнение графика заданий по сравнению с обычным ПИД-регулятором.

Ключевые слова: нейронная сеть, адаптивное управление, ПИД-регулятор, нейросетевой оптимизатор.

¹ Еременко Юрий Иванович, доктор технических наук, профессор (erem49@mail.ru).

² Полещенко Дмитрий Александрович, кандидат технических наук, доцент (po-dima@yandex.ru).

³ Глущенко Антон Игоревич, кандидат технических наук (г. Старый Оскол, м-н Макаренко, д.42., (4725) 45-12-17, strondutt@mail.ru).

1. Введение

В настоящее время, несмотря на большое число имеющихся методов и законов управления, подавляющее большинство контуров управления технологическими процессами построены на основе ПИД-регуляторов. Данный факт связан с тем, что, в целом, данный закон управления является достаточно простым для понимания и реализации, а также надежным в работе. Однако, обладая такими преимуществами, он остается линейным, в то время как большинство реальных объектов управления (ОУ) обладают нелинейными характеристиками. В этой связи применение ПИД-регуляторов для объектов, являющихся в значительной степени нелинейными, сопряжено с определенными трудностями. Примером таких объектов являются нагревательные ОУ - печи нагрева литой заготовки, дуговые печи и пр. Изменение задания, графика заданий, степени загрузки печи при постоянных коэффициентах ПИД-регулятора зачастую приводит к снижению качества регулирования и к росту энергозатрат на ведение технологических процессов, поскольку для подобных ОУ принудительное охлаждение невозможно, ввиду чего наличие даже небольшого перерегулирования требует длительного времени на охлаждение [13].

Фактически, для каждого состояния ОУ необходимо подбирать свои значения коэффициентов регулятора. Однако, в реалиях производства чаще всего используют всего один набор таких коэффициентов для всех режимов и не производят их перенастройку ввиду трудоемкости данного процесса.

Для решения указанной проблемы необходимо построение адаптивной системы управления технологическим процессом [8]. Для создания таких систем разработано достаточно большое число методов. Среди них можно выделить группу классических методов, таких как:

1) метод Циглера-Никольса [17], в большинстве случаев позволяющий получать коэффициенты, значения которых достаточно далеки от оптимальных;

2) методы, основанные на построении модели ОУ с помощью специального испытательного сигнала (ступенчатого или

гармонического): частотный метод А.Г. Александрова [6], метод, заложенный в основу работы адаптивных ПИД-регуляторов фирмы Siemens [13] (на подобном же принципе основаны адаптивные регуляторы фирм Omron, Control Station и др.) и пр.

Эти методы предполагают полный отказ от используемых в настоящее время в регуляторе коэффициентов и подбор новых. Моменты времени, когда необходимо использовать метод адаптации, определяются человеком, как и амплитуда испытательного сигнала. Кроме того, метод, описанный в [6] сталкивается с определенными сложностями при идентификации ОУ с постоянной времени более 800 с, а для метода, описанного в [13], результаты идентификации ОУ даже в сходных условиях могут весьма существенно отличаться.

Кроме того, для решения описанной проблемы могут быть использованы интеллектуальные методы [1, 2, 4, 9, 10, 14]. Среди них можно выделить подходы, в рамках которых настройка ПИД-регулятора осуществляется с помощью нечеткой логики [5, 16] и экспертных систем [7]. Это примеры безмодельных методов настройки ПИД-регулятора. В частности, в таких экспертных системах в базе правил указано на сколько процентов следует изменить амплитудное значение того или иного коэффициента регулятора в зависимости от текущей ситуации, которая описана в условии конкретного правила. Проблемой подобных подходов является отсутствие механизма обучения, поскольку первоначально степень нелинейности ОУ достаточно тяжело оценить, в связи с чем в базу правил (в частности, в их следствия) ЭС или нечеткой системы необходимо будет вносить изменения уже в процессе работы.

Для решения задач управления среди интеллектуальных методов исследователи выделяют, в частности, нейронные сети (НС), поскольку НС обладают нелинейными свойствами и способностью к обучению, что придает адаптивные свойства нейросетевым системам управления. В частности, Сигеру Омату в [12] предложил схему управления на основе автонастройки коэффициентов ПИД-регулятора K_P , K_I , K_D с помощью НС (рис.1, где e – рассогласование).



Рис. 1. Схема управления с нейросетевым оптимизатором параметров регулятора

Такая схема позволяет учитывать нелинейные свойства объекта, не внося значительных изменений в существующую схему управления. Необходимо лишь подключить НС к существующей системе управления, что существенно снижает стоимость внедрения такой интеллектуальной надстройки.

Однако, реализация идей С. Омату в виде, в котором они были изложены в его трудах, не позволила получить заявленных результатов. Это во многом связано с тем, что НС не обладает сведениями о специфике того объекта, которым управляет. Такая специфика может быть задана, например, набором правил, определяющим ситуации, в которых обучение НС целесообразно.

В рамках данной работы предлагается скомбинировать метод применения НС для коррекции коэффициентов с базой правил ситуаций, когда необходимо проводить такую настройку. В качестве следствий в правилах будут выступать скорости обучения нейронов НС.

В рамках данного исследования рассмотренная выше схема была реализована в среде Matlab. В качестве ОУ была выбрана лабораторная муфельная электронагревательная печь СНОЛ-1,6,2,5.1/11-И4. Было проведено сравнение работы систем управления с нейросетевым оптимизатором, включающим в себя две нейронные сети, и обычным ПИД-регулятором для различных режимов работы ОУ по загрузке и графику заданий.

2. Описание контура управления

В качестве ОУ была выбрана муфельная электронагревательная печь типа СНОЛ-1,6,2,5,1/11-И4. Реализованная система управления муфельной электропечью, функциональная схема которой представлена на рис.2, состояла из трех уровней управления.

На нижнем уровне находились термопара, измеряющая температуру рабочей зоны печи, и реле, посредством симисторов включающее нагревательный элемент.

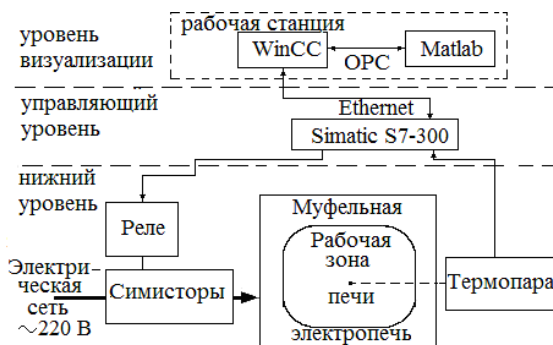


Рис. 2. Функциональная схема управления печью

Управляющий уровень (Simatic S7-300) осуществлял непосредственное управление муфельной электропечью. Контроллер получал данные от термопары через термопреобразователь, производил их обработку и отправлял на рабочую станцию, от которой он получал значение управляющего воздействия. В контроллере производилась широтно-импульсная модуляция управляющего воздействия и его выдача на исполнительный механизм включения нагревательного элемента.

На уровне визуализации находилась рабочая станция с системой визуализации WinCC и пакетом Matlab, в котором реализован нейросетевой оптимизатор параметров ПИД-регулятора. WinCC и Matlab взаимодействовали между собой через OPC-интерфейс посредством тегов.

Схема управления, реализованная в пакете Matlab, приведена на рис.3. WinCC передавала данные о температуре (*temper*) и уставку (*zadanie*) по температуре в Matlab. Запущенная в Matlab HC формировала значение управляющего воздействия (*upravl*), которое через WinCC поступало в контроллер. *Group1*, *group2* – это OPC блоки для соответственно записи и чтения значений в тегах WinCC.

В Matlab реализован ПИД-регулятор (PID) с нейронадстройкой (см. блок *S-function neuC_PID*, рис.3) – это нейросетевой оптимизатор. U_i , U_p , U_d , U_{pid} – сигналы управления на выходе i -, p -, d -каналов и всего ПИД-регулятора соответственно. Блок *satur* использован для ограничения сигнала управления с ПИД-регулятора до диапазона $[0;100]$ единиц. U – управляющее воздействие, подаваемое на ОУ.

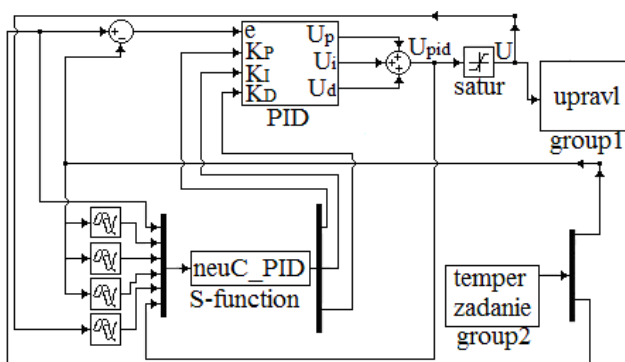


Рис. 3. Схема управления печью, реализованная в Matlab

Для первого опыта график смены заданий выглядел следующим образом: $590^{\circ}\text{C} \rightarrow 640^{\circ}\text{C} \rightarrow 505^{\circ}\text{C} \rightarrow 590^{\circ}\text{C}$ и т.д. Для смены уставки температура должна удерживаться в окрестности задания, равной 5% разницы между текущим заданием и предыдущим, в течение 30 минут. Для второго опыта был использован следующий график заданий: $590^{\circ}\text{C} \rightarrow 620^{\circ}\text{C} \rightarrow 570^{\circ}\text{C} \rightarrow 590^{\circ}\text{C}$, сохраняющий прежнюю базовую температуру, но при этом амплитуда ступенчатых смен заданий выбрана меньше (что отражает условия многих производств, где уставка меняется

незначительно). Для третьего опыта был выбран график заданий с измененной базовой температурой и амплитудой смен задания: $300^{\circ}\text{C} \rightarrow 330^{\circ}\text{C} \rightarrow 240^{\circ}\text{C} \rightarrow 300^{\circ}\text{C}$ и т.д.

Для рассматриваемой пустой печи с помощью идентифицированной ранее модели были подобраны коэффициенты ПИД-регулятора. Для переходов $505^{\circ}\text{C} \rightarrow 590^{\circ}\text{C}$ и $590^{\circ}\text{C} \rightarrow 620^{\circ}\text{C}$: $K_p=0.6$, $K_I=6.976 \cdot 10^{-4}$, $K_D=0$. Для перехода $240^{\circ}\text{C} \rightarrow 300^{\circ}\text{C}$: $K_p=0.37$, $K_I=2.66 \cdot 10^{-4}$, $K_D=0$. Т.е. для проведения экспериментов был выбран ПИ-регулятор, поскольку Д-канал существенно подвержен влиянию помех.

3. Структура нейросетевого оптимизатора

При работе с нагревательными объектами необходимо вести управление двумя различными по своей природе процессами: нагреванием (когда новая уставка больше предыдущей) и охлаждением (когда новая уставка меньше предыдущей). В ходе проведенных исследований было выявлено, что довольно часто для оптимальности ведения и того, и другого процесса требуется два набора коэффициентов регулятора, а не один, поскольку нагревательная печь неспособна вести принудительное охлаждение своего внутреннего пространства. Например, значение коэффициента K_I может быть оптимальным для процесса нагрева, а при охлаждении из-за медленной скорости процесса такое значение K_I может привести к снижению качественных показателей переходной характеристики из-за насыщения i -канала.

В связи с этим, предложено реализовывать нейросетевой оптимизатор в виде двух идентичных нейронных сетей, каждая из которых отвечает за управление коэффициентами регулятора для своего типа процесса: нагрева и остывания. До начала каждого из экспериментов создавались две необученные НС. Они имели одинаковую трехслойную структуру. Количество и вид входов НС были определены экспериментальным путем в ходе исследований. Во входном слое расположено 5 нейронов: текущее задание по температуре; задержанный на 1 секунду, на 20 секунд и на 40 секунд сигнал по выходу объекта управления; задержанный на 1 секунду сигнал управления после ограничи-

теля. Подобная дискретность по задержкам определяется порядком времени запаздывания ОУ, который может быть определен экспериментально. В выходном слое – три нейрона (отвечают за коэффициенты ПИД-регулятора K_P , K_I , K_D). Экспериментально было установлено, что в данном случае 15 нейронов в скрытом слое является оптимальным числом. В скрытом слое была использована функция активации гиперболический тангенс, в выходном слое – линейная функция.

Переключение между нейронными сетями производилось в момент очередной смены задания. При этом определялся тип переходного процесса (нагрев или охлаждение) и производился выбор соответствующей сети. Обе сети начинали работу с формирования на своем выходе одинаковых коэффициентов регулятора, подобранных до начала эксперимента для пустой печи (см. п.2). Этого удалось добиться благодаря модификациям, указанным в п.4.

Нейронадстройка над ПИД-регулятором была реализована при помощи средств пакета Matlab – это *S*-функция *neuC_PID* (см. соответствующий блок на рис.3). Внутри функции реализован алгоритм оперативного обучения, которым пользуются обе описанных НС, представляющий собой алгоритм обратного распространения ошибки, модифицированный рядом условий (база правил, определяющая моменты времени, когда необходимо использовать и обучать НС, а также позволяющая выбирать скорость обучения для отдельных нейронов). Рассмотрим эти правила, полученные по результатам многочисленных экспериментов, подробнее.

4. База правил для определения значения скорости обучения отдельных нейронов

Дальнейшее описание базы правил будет приведено для ПИ-регулятора, наиболее широко применяемого в системах управления технологическими объектами, так как именно он был выбран для проведения опытов. Методика формирования начального состояния нейронной сети приведена в [3]. Рассмотр-

рим подробнее сами правила выбора скорости обучения, определенные эмпирически.

4.1. ОПРЕДЕЛЕНИЕ МОМЕНТОВ, КОГДА СЛЕДУЕТ ВЕСТИ ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Во-первых, обучать НС следует, только если сигнал управления, формируемый ПИ-регулятором находится в допустимых пределах (в данном случае, $[0;100]$). В противном случае коэффициенты регулятора приобретут излишне высокое (или низкое) значение, что приведет к насыщению интегрального канала управления. Более того, если сигнал управления с ПИ-регулятора вышел за указанные пределы, следует выдавать значение коэффициента $K_I = 0$.

Во-вторых, после очередной смены задания обучение стоит вести только если рассогласование по контролируемой величине стало менее 95% от разницы между текущим заданием и предшествующим, поскольку до этого момента, ввиду наличия запаздывания в ОУ, оценка скорости нарастания сигнала температуры будет близка к нулю, что вызовет срабатывание ряда правил, модифицирующих коэффициенты регулятора.

4.2. ПРАВИЛА ДЛЯ ВЫБОРА СКОРОСТИ ОБУЧЕНИЯ ПРИ УПРАВЛЕНИИ ПРОЦЕССОМ НАГРЕВА ПЕЧИ

В-третьих, если идет процесс нагрева и рассогласование по температуре находится в пределах от 10% до 80% разницы между текущим заданием и предыдущим, и:

1) скорость нарастания сигнала температуры менее 0.5°C (в общем случае данное значение определяется уровнем помех при измерении контролируемой величины) за 20 секунд, то переходный процесс достиг своего пика раньше необходимого и следует вызывать блок правил по обучению нейрона выходного слоя, ответственного за формирование коэффициента K_P , выход которого в данном случае следует увеличивать. Скорость обучения такого нейрона должна быть на 3 порядка меньше значения K_P . Остальные нейроны выходного слоя при этом имеют скорость обучения, равную нулю.

2) скорость нарастания сигнала температуры более допустимой по технологической инструкции, то следует вызывать блок правил по обучению нейрона выходного слоя, ответственного за формирование коэффициента K_p , выход которого в данном случае следует уменьшить. Скорость обучения такого нейрона должна быть на 4 порядка меньше значения K_p . Остальные нейроны выходного слоя при этом имеют скорость обучения, равную нулю.

В-четвертых, если идет процесс нагревания и предыдущий блок условий не был вызван, то после уменьшения рассогласования ниже 20% может сработать другой блок условий. Алгоритм его работы следующий:

1) при очередной смене задания определялось, находится ли система в стабильном состоянии (см. п.5), то есть рассогласование между заданием и температурой в печи должно быть менее 3% от разницы между текущим заданием и предыдущим в течение не менее 500 секунд. Если система стабильна, то текущее задание и сигнал управления сохранялись в специальный массив. Такие воздействия принимались как эталонные для соответствующих заданий. В течение любого переходного процесса при первом пересечении задания фиксировалось значение сигнала управления в i -канале. Если это значение меньше эталонного, то принималось решение об увеличении K_I , а если больше – то об уменьшении.

2) если принято решение об увеличении K_I и перерегулирование при этом оказалось более 5% от разницы между текущим заданием и предыдущим, то принимается решение об уменьшении K_p . Для нейрона, формирующего K_p , скорость обучения должна быть на 4 порядка меньше значения коэффициента K_p .

3) Обучение нейрона, формирующего K_I , для увеличения его выходного сигнала начиналось при соблюдении следующих условий: переходный процесс уже достиг своего первого максимума после пересечения задания, скорость изменения температуры за последние 2 такта работы схемы (в данном случае 1 такт – это 20 секунд) менее 0.5 градуса, а текущее рассогласование больше 3% от разницы между текущим заданием и предыдущим. Обучение этого нейрона в сторону уменьшения выход-

ного сигнала начиналось при соблюдении следующих условий: скорость изменения температуры за последние 2 такта работы схемы более 0.5 градуса, а текущее рассогласование больше 3% от разницы между текущим заданием и предыдущим. Скорость обучения в этих случаях была на 7 порядков меньше значения K_L .

4.3.ПРАВИЛА ДЛЯ ВЫБОРА СКОРОСТИ ОБУЧЕНИЯ ПРИ УПРАВЛЕНИИ ПРОЦЕССОМ ОСТЫВАНИЯ ПЕЧИ

В случае, если ведется остывание печи, предложен следующий алгоритм проверки условий:

1) если скорость убывания температуры оказалась менее 0.5°C за два такта работы схемы, а ошибка более 10% разницы между текущим заданием и предыдущим, и график температуры в течение текущего переходного процесса еще не пересекал задание, то принималось решение об увеличении значения K_L .

2) если график температуры пересекал задание, температура в текущий момент больше задания, а ошибка составляет более 5% разницы между текущим заданием и предыдущим, то принималось решение об уменьшении K_P .

3) Такое же решение принималось, если график температуры пересекал задание один раз, а ошибка в текущий момент более 5% разницы между текущим заданием и предыдущим.

После проверки всех блоков условий вызывается алгоритм обратного распространения ошибки, корректирующий значения весов и смещений в соответствии с выбранными с помощью правил скоростями обучения для каждого нейрона.

5. Определение устойчивости предложенной системы управления

В соответствии с [15, 16], из-за того, что коэффициенты регулятора являются функциями времени, оценка устойчивости подобной системы классическими математическими методами является весьма затруднительной. Возможно лишь оценивать стабильность конкретного переходного процесса и, в случае обнаружения неустойчивости, возвращать регулятору коэффи-

циенты, которые использовались в рамках последнего устойчивого переходного процесса.

Существует ряд критериев для оценки устойчивости конкретного переходного процесса. В рамках данной работы использовались подходы, описанные Андерсоном [7] и Неслером [11]. Система считалась неустойчивой если:

1) график температуры более трех раз пересекал задание, и каждый раз амплитуда колебаний возрастала; ИЛИ

2) разница между значением температуры и задания в любой момент времени после первого пересечения задания графиком температуры достигла более 30% разницы между текущим заданием и предыдущим.

В случае выполнения одного из этих пунктов адаптация должна быть отключена, а регулятору должны быть возвращены первоначальные коэффициенты, которые использовались в течение последнего устойчивого переходного процесса.

6. Результаты натурных экспериментов

В рамках исследования были проведены три пары экспериментов (каждая пара – для одного из графиков изменения задания). Каждая пара состояла из двух одинаковых по условиям экспериментов для двух систем управления – для системы с нейросетевым оптимизатором параметров ПИ-регулятора (поскольку коэффициент K_D был принят равным нулю) и для обычного ПИ-регулятора.

Эксперимент заключался в том, что исследовалась работа схемы в следующих условиях: с начального момента и до момента, когда задание было изменено 12 раз, муфельная печь была пустой, далее в нее загружалась литая заготовка объемом примерно 30% от рабочего пространства печи, и задание изменялось еще 12 раз, а затем печь разгружалась и проводилось еще 12 переходных процессов. Каждый переходный процесс считался завершенным, если после входа в окрестность задания, равную 5% разницы между текущим заданием и предыдущим, проходило 30 минут. Затем происходила смена задания. Для этого был использован счетчик времени. Если выходной сигнал

температуры печи выходил за пределы окрестности, то счетчик времени обнулялся. Нейросетевой оптимизатор всегда начинал эксперимент с известными значениями коэффициентов ПИ-регулятора, указанными ранее как оптимальные для пустой печи. Обычный ПИ-регулятор всегда использовал только их.

Результаты экспериментов, полученные с использованием нейросетевого оптимизатора параметров ПИ-регулятора и обычного ПИ-регулятора, для графика смены заданий $590^{\circ}\text{C} \rightarrow 640^{\circ}\text{C} \rightarrow 505^{\circ}\text{C} \rightarrow 590^{\circ}\text{C}$ приведены на рис.4 и рис.5.

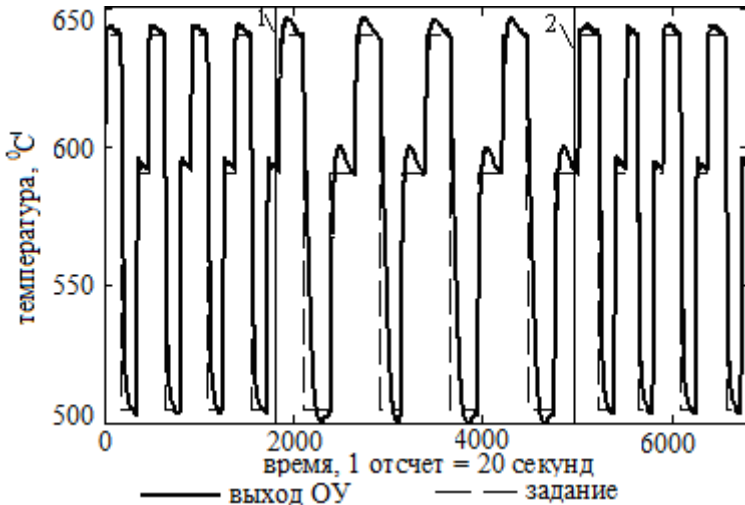


Рис.4. Результаты для графика изменения задания $590^{\circ}\text{C} \rightarrow 640^{\circ}\text{C} \rightarrow 505^{\circ}\text{C} \rightarrow 590^{\circ}\text{C}$ для обычного ПИ-регулятора. 1 – момент загрузки печи, 2 – момент разгрузки печи

500 550 600 650 До момента загрузки печи болванкой обе системы ведут себя практически одинаково. В период работы загруженной печи система с нейросетевым оптимизатором позволила добиться 4% перерегулирования для процессов нагрева и 2,2% - для охладений, в то время как для обычного ПИ-регулятора для процессов нагрева этот показатель составил 12%, для охлаждения - 4,5%. После разгрузки печи ПИ-регулятор с первого переходного процесса начинает работать

как до загрузки печи. Системе с нейросетевым оптимизатором требуется некоторое время, чтобы вернуть параметры регулятора к исходным. Затем системы начинают работать практически идентично. Общее время опыта для системы с нейросетевым оптимизатором составило 29,08 часа при расходе электроэнергии 15,11 кВт*ч, а для обычного ПИ-регулятора - 37,7 часа при расходе электроэнергии 17,56 кВт*ч. Таким образом, экономия по времени на выполнение графика задания при использовании нейросетевого оптимизатора составила 23%, а электроэнергии - 14%.

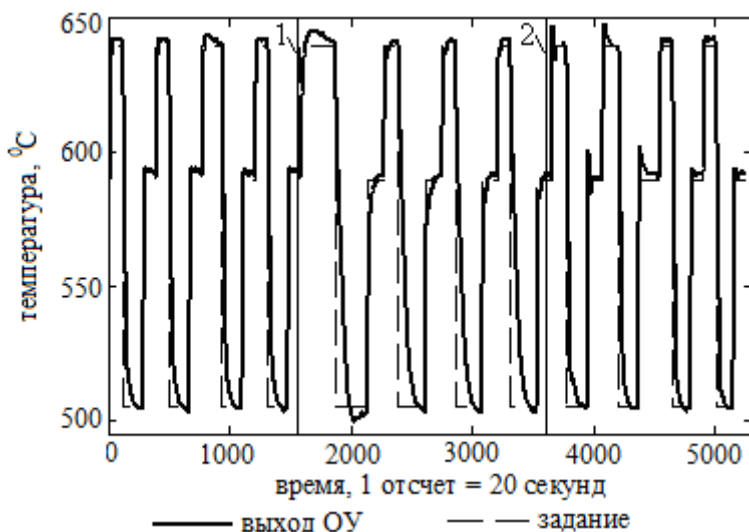


Рис.5. Результаты для графика изменения задания $590^{\circ}\text{C} \rightarrow 640^{\circ}\text{C} \rightarrow 505^{\circ}\text{C} \rightarrow 590^{\circ}\text{C}$ для нейросетевого оптимизатора. 1 – момент загрузки печи, 2 – момент разгрузки печи

Результаты экспериментов, полученные с использованием нейросетевого оптимизатора параметров ПИ-регулятора и обычного ПИ-регулятора, для графика смены заданий $590^{\circ}\text{C} \rightarrow 620^{\circ}\text{C} \rightarrow 570^{\circ}\text{C} \rightarrow 590^{\circ}\text{C}$ приведены на рис.6 и рис.7. Перерегулирование для переходных процессов при загруженной печи для обычного ПИ-регулятора составило 11% для процессов

нагрева и 12% для процессов охлаждения, для системы с нейросетевым оптимизатором - 6% для нагрева и 4% - для охлаждения. Общее время опыта для системы с нейросетевым оптимизатором составило 24,1 часа при расходе электроэнергии 12,9 кВт*ч, а для обычного ПИ-регулятора - 31,36 часа при расходе электроэнергии 16,6 кВт*ч (экономия по времени на выполнение графика задания - 23%, по расходу электроэнергии - 22%).

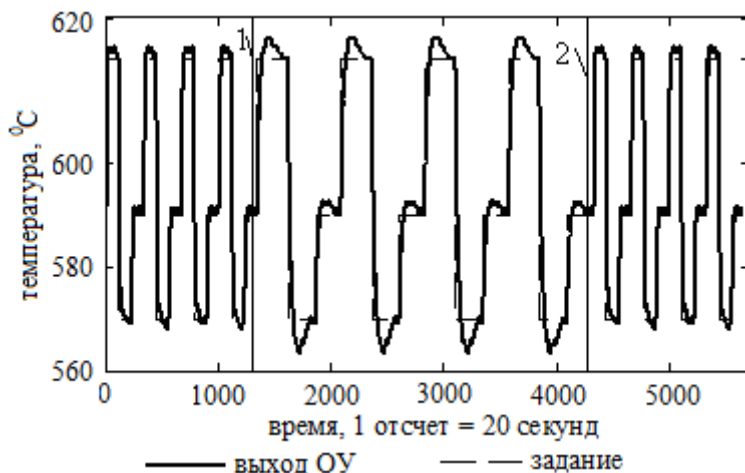


Рис.6. Результаты для графика изменения задания $590^{\circ}\text{C} \rightarrow 620^{\circ}\text{C} \rightarrow 570^{\circ}\text{C} \rightarrow 590^{\circ}\text{C}$ для обычного ПИ-регулятора, 1 – момент загрузки печи, 2 - момент разгрузки печи

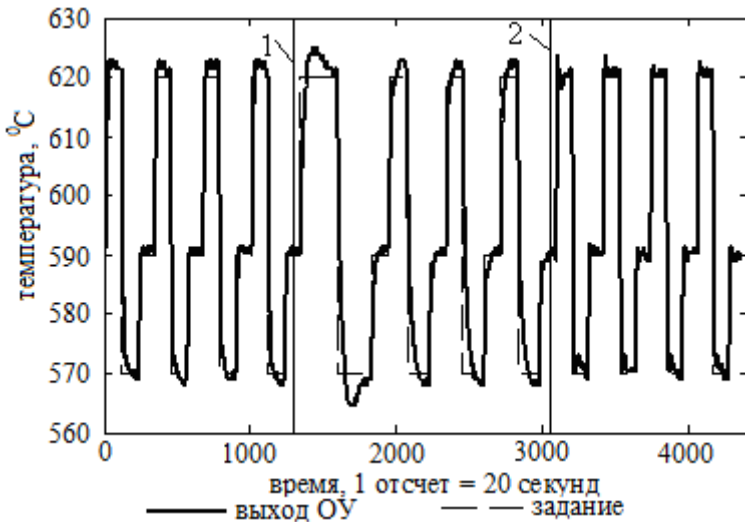


Рис. 7. Результаты для графика изменения задания $590^{\circ}\text{C} \rightarrow 620^{\circ}\text{C} \rightarrow 570^{\circ}\text{C} \rightarrow 590^{\circ}\text{C}$ для нейросетевого оптимизатора, 1 – момент загрузки печи, 2 – момент разгрузки печи

Результаты экспериментов, полученные с использованием нейросетевого оптимизатора параметров ПИ-регулятора и обычного ПИ-регулятора, для графика смены заданий $300^{\circ}\text{C} \rightarrow 330^{\circ}\text{C} \rightarrow 240^{\circ}\text{C} \rightarrow 300^{\circ}\text{C}$ приведены на рис.8 и рис.9. Перерегулирование для переходных процессов нагрева в течение периода использования загруженной печи для обычного ПИ-регулятора составило 10% для нагрева и 4% для охлаждения, для системы с нейросетевым оптимизатором эти показатели составили 6% для нагревов и 2,2% - для охлаждений. Общее время опыта для системы с нейросетевым оптимизатором составило 30,2 часа, а расход электроэнергии - 6,46 кВт*ч, а для обычного ПИ-регулятора - 40,08 часа и 8,2 кВт*ч. Таким образом, можно сделать вывод об экономии по времени в 24% и по расходу электроэнергии в 21% на выполнение графика задания при использовании нейросетевого оптимизатора.

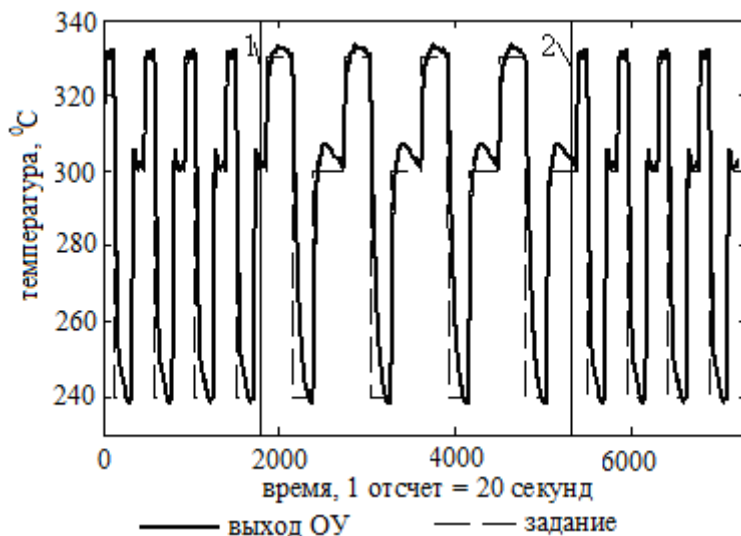


Рис.8. Результаты для графика изменения задания $300^{\circ}\text{C} \rightarrow 330^{\circ}\text{C} \rightarrow 240^{\circ}\text{C} \rightarrow 300^{\circ}\text{C}$ для системы управления с обычным ПИ-регулятором, 1 – момент загрузки печи, 2 – момент разгрузки печи

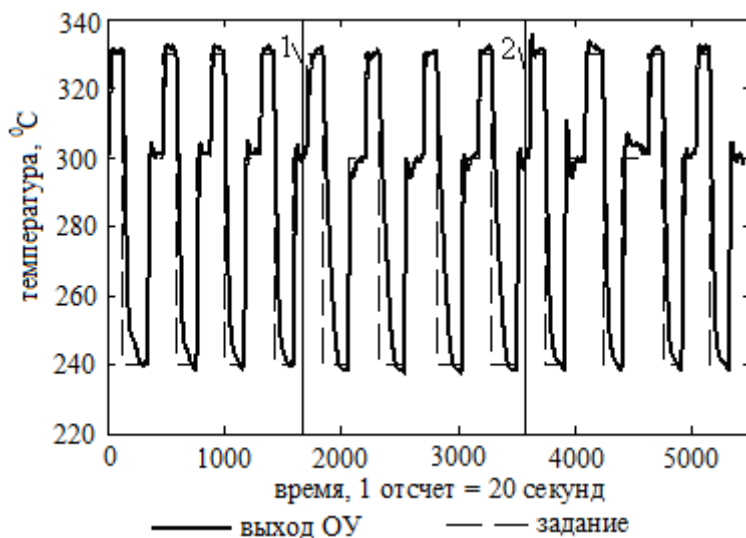


Рис.9. Результаты для графика изменения задания $300^{\circ}\text{C} \rightarrow 330^{\circ}\text{C} \rightarrow 240^{\circ}\text{C} \rightarrow 300^{\circ}\text{C}$ для системы управления с нейросетевым оптимизатором, 1 – момент загрузки печи, 2 – момент разгрузки печи

7. Заключение

Указанные выше результаты позволяют сделать вывод о том, что использование нейросетевого оптимизатора параметров ПИД-регулятора для учета нелинейных свойств ОУ позволило сократить перерегулирование и время, требуемое на выполнение графика заданий, а также существенно сократить расход электроэнергии. Таким образом, в условиях реального производства на данном агрегате может быть интенсифицировано производство продукции.

В течение всех опытов система управления оставалась устойчивой с точки зрения выбранных критериев.

В дальнейшем предполагается провести апробирование нейросетевого оптимизатора на нагревательной печи большей мощности, а также исследовать возможность его использования для ОУ, обладающих более высокой динамикой.

Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований. Гранты №12-07-00252-а и 13-08-00532-а.

Литература

1. ВАСИЛЬЕВ В.И., ИДРИСОВ И.И. *Алгоритмы проектирования и анализа устойчивости интеллектуальной системы управления* // Вестник Уфимского государственного авиационного технического университета. – 2008. – Т. 11, № 1. – С. 34–42.
2. ЕРЕМЕНКО Ю.И., ПОЛЕЩЕНКО Д.А., ГЛУЩЕНКО А.И. *Анализ методов реализации схемы нейросетевого управле-*

- ния с самонастройкой // Приборы и системы. Управление. Контроль. Диагностика. – 2012. – № 6. – С. 50–55.
3. ЕРЕМЕНКО Ю.И., ПОЛЕЩЕНКО Д.А., ГЛУЩЕНКО А.И. *Об особенностях практической реализации схемы ПИД-нейрорегулятора с самонастройкой для управления печами нагрева* // Приборы и системы. Управление. Контроль. Диагностика. – 2012. – № 1. – С. 25–30.
 4. ЗМЕУ К.В., МАРКОВ Н.А., ШИПИТЬКО И.А., НОТКИН В.С. *Безмодельное прогнозирующее инверсное нейроруправление с регенерируемым эталонным переходным процессом* // Информатика и системы управления. – 2009. – № 3. – С. 109–117.
 5. КУДИНОВ Ю.И., КЕЛИНА А.Ю. *Упрощенный метод определения параметров нечетких ПИД регуляторов* // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2013. – № 1. – С.12–22.
 6. ALEXANDROV A.G., PALENOV M.V. *Self-tuning PID–I controller* : Proceedings of the 18th IFAC World Congress. Milano, Italy, 2011. – P. 3635–3640.
 7. ANDERSON K.L., BLANKENSHIP G.I., LEBOW L.G. *A rule-based adaptive PID controller* : Proc. 27th IEEE Conf. Decision. Control, 1988. – P. 564–569.
 8. ASTROM K. J., HAGGLUND T., HANG C. C., HO W. K. *Automatic tuning and adaptation for PID controllers. A survey.* // IFAC J. Control Eng. Practice. – 1993. – Vol. 1, №. 4. – P.699–714.
 9. 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.
 10. FANG M., ZHUO Y., LEE Z. *The application of the self-tuning neural network PID controller on the ship roll reduction in random waves* // Ocean Engineering. – 2010. – №. 37. – P.529–538.
 11. NESLER C.G. *Experiences in applying adaptive control to thermal processes in buildings* : Proc. Amer. Control Conf., Boston, MA, 1985. – P. 1535–1540.
 12. OMATU S., KHALID M., YUSOF R. *Neuro–Control and its Applications.* – London: Springer, 1995. – 255 p.

13. PFEIFFER B.–M. *Towards «plug and control»: self-tuning temperature controller for PLC* // International journal of Adaptive Control and Signal Processing. – 2000. – № 14. – P. 519–532.
14. REYES J., ASTORGA C., ADAM M., GUERRERO G. *Bounded neuro-control position regulation for a geared DC motor* // Engineering Applications of Artificial Intelligence. – 2010. – № 23. – P. 1398–1407.
15. TAN S.–H., HANG C.–C., CHAI J.–S. *Gain scheduling: from conventional to neuro-fuzzy* // Automatica. – 1997. – Vol. 33, № 3. – P. 411–419.
16. 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.
17. ZIEGLER, J., NICHOLS, N. *Optimum settings for automatic controllers* // Trans. ASME. – 1942. – № 65. – P. 759–768.

ABOUT NEURAL NETWORK ADAPTATION OF PID-REGULATOR COEFFICIENTS FOR CONTROL OF HEATING FURNACE, FUNCTIONING IN DIFFERENT MODES

Yuri Eremenko, Sary Oskol technological institute n.a. A.A. Ygarov (branch) NUST "MISIS", Sary Oskol, Doctor of Science, professor (erem49@mail.ru).

Dmitry Poleshchenko, Sary Oskol technological institute n.a. A.A. Ygarov (branch) NUST "MISIS", Sary Oskol, Cand.Sc, assistant professor (po-dima@yandex.ru).

Anton Glushchenko, Sary Oskol technological institute n.a. A.A. Ygarov (branch) NUST "MISIS", Sary Oskol, Cand.Sc (Sary Oskol, Makarenko microdistrict, 42, (4725)45-12-17, strondutt@mail.ru).

Abstract: An adaptive control scheme with on-line automatic PID-regulator parameters tuning is considered. It is implemented to control the muffle electroheating furnace, functioning in different loading modes. The regulator parameters tuning is made with the help of neural tuner. It consists of two neural networks, each of which is responsible for heating or cooling processes respectively. Having made the experiments, the conclusion could be made that such an optimizer helps to achieve about 23% decrease of time amount and 19% decrease of energy consumption for each setpoint schedule in comparison with conventional PID-regulator.

Keywords: neural network, adaptive control, PID-regulator, neural tuner.