



ОБ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ АДАПТАЦИИ ПАРАМЕТРОВ ПИД-РЕГУЛЯТОРА ДЛЯ СНИЖЕНИЯ ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ УПРАВЛЯЕМОГО ПРОЦЕССА

**Ю.И. ЕРЕМЕНКО
Д.А. ПОЛЕЩЕНКО
А.И. ГЛУЩЕНКО
Д.Ю. ЯРМУРАТИЙ**

*Старооскольский
технологический
университет (филиал)
ФГАОУ ВПО
Национальный
исследовательский
технологический
университет «МИСиС»*

*e-mail:
strondutt@mail.ru*

В рамках исследования была реализована схема управления с адаптацией коэффициентов ПИД-регулятора на базе нейронной сети (Нейросетевого оптимизатора). В качестве метода обучения сети использовался метод обратного распространения ошибки. Он был усовершенствован путем добавления базы правил, позволяющей подбирать оптимальную скорость обучения отдельных нейронов нейронной сети. Нейросетевой оптимизатор был применен как надстройка над ПИД-регулятором в схеме управления муфельной электронагревательной печью. Данная печь работала в различных режимах по нагрузке и уставкам температуры. В результате проведенных экспериментов был оценен расход электроэнергии и объем времени на ведение одного и того же технологического процесса с помощью обычного ПИД-регулятора и регулятора с Нейросетевым оптимизатором. Был сделан вывод о том, что ПИД-регулятор с нейронадстройкой позволил сэкономить 12% электроэнергии и 19% времени на ведение процесса.

Ключевые слова: нейронная сеть, ПИД-регулятор, нейросетевой оптимизатор, метод обратного распространения ошибки, нелинейные системы.

На сегодняшний день достаточно активно ведутся исследовательские работы в области совершенствования систем управления технологическими процессами. Эта проблема весьма актуальна, поскольку, большинство реальных объектов управления обладают нелинейными характеристиками, которые изменяются в процессе эксплуатации, в то время как управление ими ведется, в большинстве случаев, с помощью линейных ПИД-регуляторов. Коэффициенты таких регуляторов часто подобраны оптимально для конкретного состояния объекта, однако при его переходе в другие состояния (например, смена задания по температуре, загрузка печи) данные значения коэффициентов уже не позволяют получать требуемых по качеству переходных процессов. Это ведет к снижению качества регулирования и к росту энергозатрат на ведение технологических процессов [8]. Особенно данная проблема актуальна для металлургической отрасли ввиду наличия там большого числа нагревательных объектов — печи нагрева литой заготовки, дуговые печи и пр — для которых принудительное охлаждение невозможно, ввиду чего наличие даже небольшого перерегулирования требует длительного времени на охлаждение [12].

Одним из возможных решений данной проблемы является построение адаптивных систем управления технологическими процессами [10], автоматически подбирающих коэффициенты ПИД-регулятора. Всю совокупность методов построения таких систем можно разбить на две группы. Первая группа — это классические методы, такие как метод Циглера-Никольса [13], частотный метод А.Г. Александрова [9], метод, заложенный в основу работы адаптивных ПИД-регуляторов фирмы Siemens [12], методы, основанные на построении моделей объекта управления [5-7]. Вторая группа — это методы основанные на методологии искусственного интеллекта. Анализ некоторых из них предложен авторами в [1,4].

Одно из возможных направлений предложил Сигеру Омату в [11]. Он в своих исследованиях использовал методологию нейронных сетей (НС). Это связано с тем, что НС обладают нелинейными свойствами и способностью к обучению, что придает адаптивные свойства нейросетевым системам управления. В указанной работе было предложено несколько схем нейроуправления.

Экспериментально было установлено, что наиболее реализуемой с практической точки зрения является схема управления на основе автонастройки коэффициентов ПИД-регулятора K_P , K_I , K_D с помощью НС (схема ПИД-нейрорегулятора с самонастройкой, рис.1, где e — рассогласование).



Рис. 1. Схема нейросетевого управления с самонастройкой

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

В нашем случае в качестве предмета исследований была выбрана схема, приведенная на рис.1. Осуществлена ее практическая реализация применительно к реальному технологическому объекту и выполнено сравнение результатов ее работы с системой с ПИД-регулятором, в том числе, с точки зрения энергопотребления.

Так как основной задачей при нагреве изделий является удержание уставки в некоем допустимом технологией пределе, то и энергоэффективность системы управления будем понимать как количество энергии для обеспечения некоторого графика задания с обеспечением требуемого технологией режима.

1. Реализация схемы управления с нейросетевым оптимизатором

В качестве объекта управления 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.

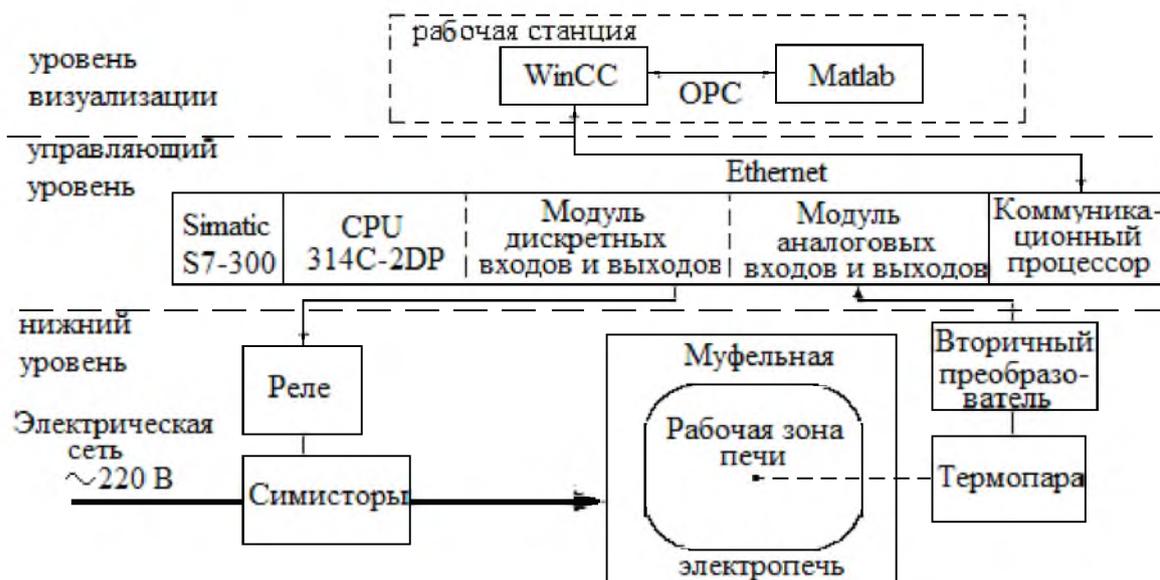


Рис. 2. Функциональная схема системы управления муфельной электропечью

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

Управляющий уровень, с использованием контроллера 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, которое необходимо применить к объекту. В контроллере производилась широтно-импульсная модуляция управляющего воздействия и выдача этого сигнала на исполнительный механизм включения/выключения нагревательного элемента.

На уровне визуализации находилась рабочая станция с системой визуализации WinCC и пакетом Matlab, в котором реализован Нейросетевой оптимизатор. 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 (*temperat*) и уставку (*zadanie*) по температуре в Matlab. Запущенная в Matlab НС формировала значение управляющего воздействия (*upravl_neu*), которое через систему визуализации WinCC поступало в контроллер. Group1, group2 – это OPC блоки для соответственно записи и чтения значений в соответствующих тегах WinCC.

В Matlab реализован ПИД-регулятор (PID) с нейронадстройкой (S-function *neuC_PID*). *U_i*, *U_p*, *U_d*, *U_{pid}* – сигналы управления на выходе *i*-, *p*-, *d*-каналов и всего ПИД-регулятора соответственно. Блок *Saturation2* использован для ограничения получаемого с ПИД-нейрорегулятора сигнала управления до диапазона [0;100] единиц. *U* – управляющее воздействие, подаваемое на объект управления.

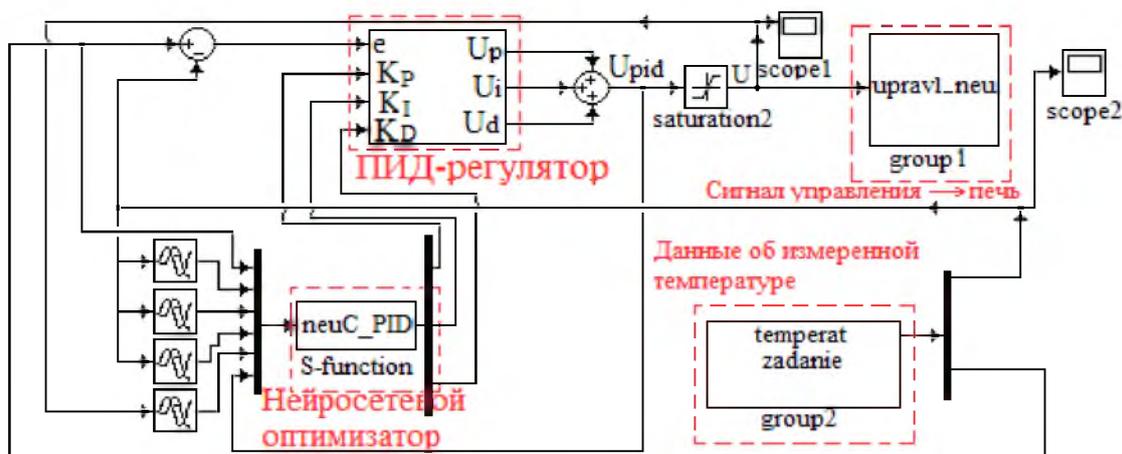


Рис. 3. Схема управления муфельной электропечью с помощью Нейросетевого оптимизатора

Исходя из технологического регламента для печей нагрева металлургических предприятий, был сформирован график температурного режима нагрева литой заготовки в масштабе 1:2 как по времени, так и по температуре. График смены заданий выглядит следующим образом: 590°C→640°C→505°C→590°C и т.д. Для перехода на следующую уставку температура должна удерживаться в 5% окрестности задания в течение 30 минут.

Для рассматриваемой пустой печи с помощью идентифицированной ранее модели были подобраны коэффициенты ПИД-регулятора: $K_P=0.6$, $K_I=0.0006976$, $K_D=0$.

До начала каждого из экспериментов создавалась необученная НС. Она имела трехслойную структуру. Количество и вид входов НС были определены экспериментальным путем. Во входном слое расположено 5 нейронов (будут описаны ниже), 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.

Нейронадстройка над ПИД-регулятором была реализована при помощи средств пакета Matlab – это S-функция *neuC_PID* (см. соответствующий блок на рис.3). Она имеет шесть следующих входов (первые пять совпадают со входами НС): 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 ограничителя; задержанный на 1 секунду сигнал управления до ограничителя.

Внутри функции реализован алгоритм оперативного обучения описанной НС, представляющий собой алгоритм обратного распространения ошибки [11], модифицированный рядом условий. Рассмотрим эти условия подробнее.

2. Модификации, внесенные в схему нейросетевого управления

Основные дополнения, внесенные в схему С.Омату: 1) внесены ограничения, накладываемые на выходы НС; 2) разработаны правила изменения скорости обучения НС; 3) разработаны правила обучения выхода НС, формирующего *p*-канал; 4) определено



количество эпох обучения НС на каждом такте работы схемы, 5) разработаны правила обучения выхода НС, формирующего i -канал. Данные модификации подробно описаны в [2,3]. Рассмотрим детально только основные пункты 3 и 5.

2.1 Модификация управления p -каналом

В алгоритм управления был внесен ряд условий, варьирующих скорость обучения нейрона, формирующего коэффициент пропорциональной составляющей регулятора, для влияния на качество переходного процесса (устранения перерегулирования и колебательности). Если при подходе к заданию в момент, когда рассогласование составляет менее 5% разницы между предшествующим заданием и текущим, модуль производной изменения температуры за 20 секунд превышал 2% разницы между предшествующим заданием и текущим, то производилось увеличение скорости обучения p -канала. Вызванное этим увеличение значения K_p позволяло при переходе через задание достаточно быстро компенсировать избыточный сигнал управления в i -канале и избегать перерегулирования. Скорость обучения p -канала увеличивалась в такой момент в 100 раз. Ускорение продолжалось до тех пор, пока скорость нарастания температуры не становилась меньше 0.5 градуса за 20 секунд. В момент ускорения обучение остальных каналов прекращалось: $\eta_2=0$, $\eta_3=0$. А затем во избежание возникновения автоколебаний значение K_p постепенно уменьшалось нейронной сетью при скорости обучения $\eta_i=10^{-4}$. Причем уменьшение K_p происходило в случае, если модуль скорости изменения температуры имел значение более 0.5 градуса за 20 секунд, максимальное значение (пик) температуры на данном переходном процессе достигнут, а также значение температуры в печи в данный момент выше, чем результат измерения 20 секунд назад.

2.2 Модификация управления i -каналом

В соответствии с [11] при многократном предъявлении одного и того же задания схема с нейронадстройкой должна обучаться, то есть среднеквадратическое отклонение выхода объекта от задания должно уменьшаться. Однако эксперименты показали, что при использовании постоянной скорости обучения в методе обратного распространения ошибки обучения не происходит. При этом было установлено, что применение одинаковой скорости обучения для всех нейронов всех слоев неэффективно. Поэтому было предложено использовать для весовых коэффициентов выходного слоя различные скорости обучения. В скрытом же слое было предложено изменять скорость обучения пропорционально от текущего уровня рассогласования. Экспериментально было установлено, что для нейронов, формирующих первый выход (K_p), требуется скорость $\eta_1=10^{-5}$; второй выход (K_I) – $\eta_2=10^{-10}$; третий выход (K_D) – $\eta_3=10^{-21}$.

Для влияния на качество переходного процесса за счет варьирования скоростью прироста интегральной составляющей регулятора в алгоритм управления был внесен ряд условий. Причем при очередной смене задания определялось, находится ли система в стабильном состоянии. Критерием стабильности являлось следующее: скорость изменения температуры должна быть менее 0.5 градуса за последние 2 такта работы схемы (1 такт = 20 секундам), а текущее рассогласование – менее 3°C. Если система стабильна, то текущее задание и текущий сигнал управления сохранялись в специально отведенный массив. Если такое задание уже есть в массиве, то обновлялось соответствующее ему управляющее воздействие. Такие управляющие 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 для текущего задания, то принималось решение об увеличении K_I , а если больше – то об уменьшении.

Ускорение обучения i -канала в сторону увеличения начиналось при соблюдении условий: переходный процесс уже достиг своего первого максимума после пересечения задания, скорость изменения температуры за последние 2 такта работы схемы менее 0.5 градуса, а текущее рассогласование больше 3-х градусов. Скорость обучения при этом устанавливалась равной $\eta_2=10^{-8}$. Ускорение обучения i -канала в сторону уменьшения начиналось при соблюдении следующих условий: скорость изменения температуры за последние 2 такта работы схемы более 0.5 градуса, а текущее рассогласование больше 3-х градусов. Скорость обучения при этом устанавливалась равной $\eta_2=10^{-8}$.

3. Результаты экспериментов

В рамках исследования были проведены одинаковые по условиям эксперименты для двух систем управления — для системы с нейросетевым оптимизатором параметров ПИД-регулятора и для обычного ПИД-регулятора. Первоначально использовалась пустая печь для отслеживания следующего графика заданий: $590^{\circ}\text{C} \rightarrow 640^{\circ}\text{C} \rightarrow 505^{\circ}\text{C} \rightarrow 590^{\circ}\text{C}$ и т.д. до тех пор, пока задание не было изменено 11 раз. Затем печь загружалась литой заготовкой, объем которой составлял примерно 30% объема печи, и для нее повторялся указанный график заданий (вновь 11 смен заданий). Затем печь разгружалась, и для нее также повторялся указанный график заданий (11 смен заданий). Каждый переходный процесс считался завершенным, если после входа в 5°C окрестность задания 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, после входа в окрестность — счетчик включался вновь.

Результаты экспериментов, полученные с использованием Нейросетевого оптимизатора параметров ПИД-регулятора, приведены на рис.4. Нейросетевой оптимизатор начинал эксперимент с известными значениями коэффициентов ПИД-регулятора, указанными ранее как оптимальные для пустой печи. Обычный же ПИД-регулятор всегда использовал только их.

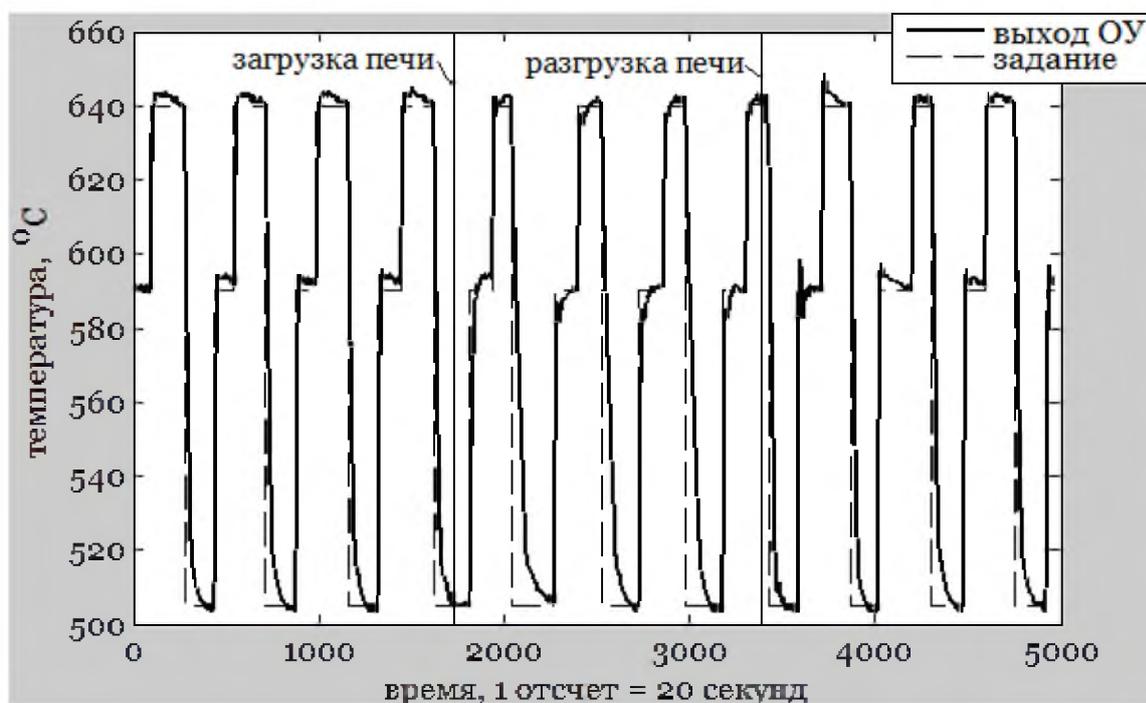


Рис. 4. Выход объекта управления, управляемого регулятором с нейросетевым оптимизатором

На рис. 5,6 приведены графики результатов изменения коэффициентов регулятора K_p и K_I Нейросетевым оптимизатором.

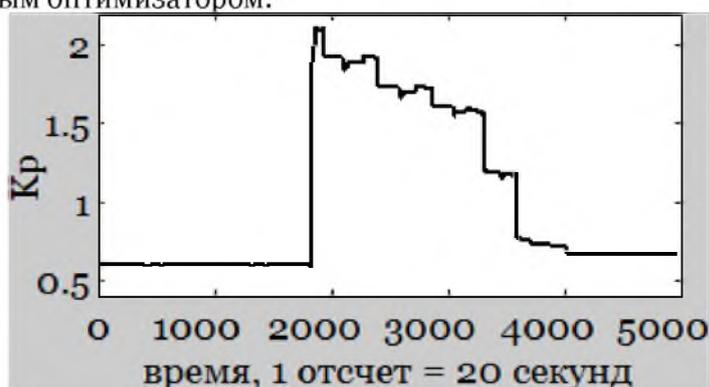


Рис. 5. График изменения коэффициента K_p

Время эксперимента составило 27 часов 43 минуты часа, расход электроэнергии — 14,34 кВт/ч. По результатам эксперимента можно сделать вывод, что нейросетевой оптимизатор перенастроил коэффициенты на новый режим работы объекта (загруженная печь). Благодаря этому качество переходных процессов удалось сохранить практически на уровне, наблюдавшемся до загрузки печи. После разгрузки нейросетевой оптимизатор вернул исходные коэффициенты для незагруженной печи. Это заняло некоторое время, поэтому сразу после разгрузки наблюдается ухудшение качества переходных процессов.

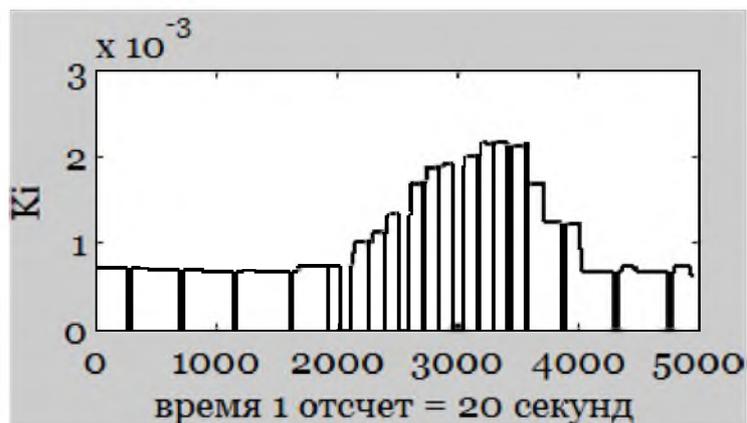


Рис. 6. График изменения коэффициента K_i

Результаты экспериментов, полученные с использованием обычного ПИД-регулятора, приведены на рис.7.

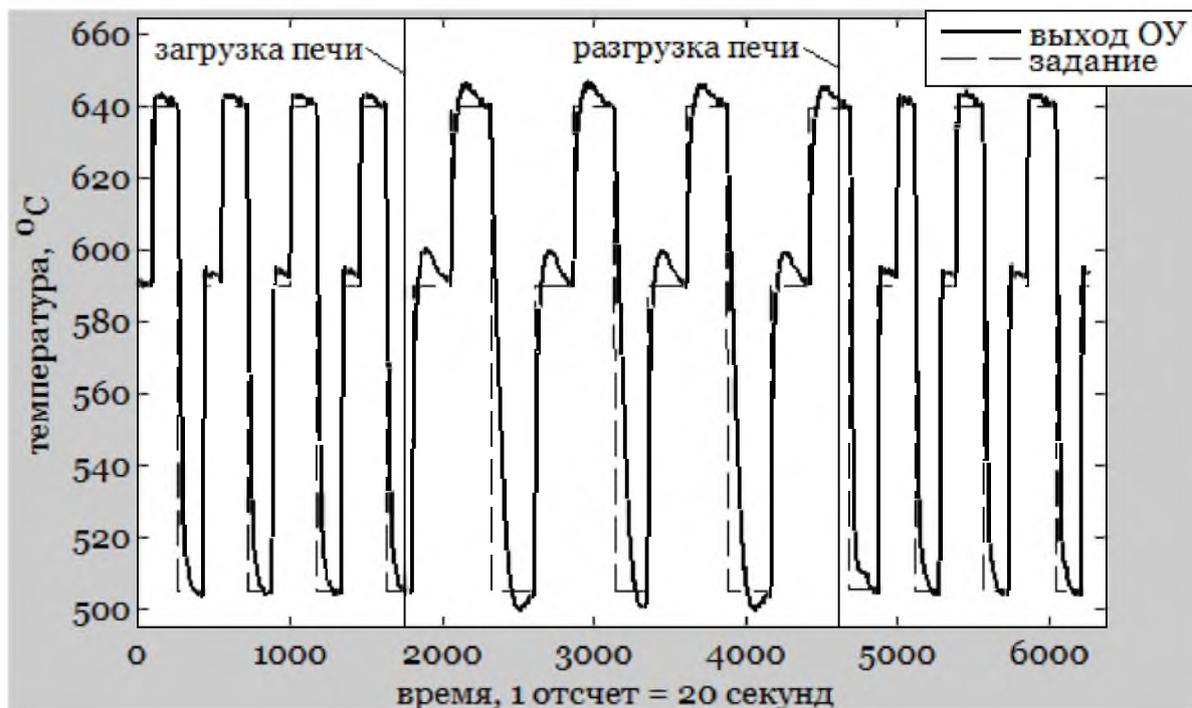


Рис. 7. Выход объекта управления, управляемого ПИД-регулятором с постоянными коэффициентами $K_p=0,6$, $K_i=0,0006976$

Время эксперимента составило 34 часа 24 минуты, расход электроэнергии — 16,27 кВт/ч. По результатам эксперимента можно сделать вывод, что коэффициенты, подобранные для пустой печи, не подходят для осуществления управления в режиме загрузки печи, и требуется их перенастройка. В период работы с загруженной печью перерегулирование достигало 15%, а время переходных процессов возросло более чем на 25%



по сравнению со временем переходных процессов в такой же период, но при использовании нейросетевого оптимизатора.

Сравнительные характеристики экспериментов приведены в табл. 1.

Таблица 1

Сравнительная характеристика результатов экспериментов

Критерий оценки	ПИД+НС	ПИД
Энергопотребление, кВт/ч	14,34	16,27
Время опыта, час	27,72	34,4

Таким образом, экономия электроэнергии составляет $(16,27-14,34) / 16,27 = 0,12$, то есть 12%. При учете энергоемкости реальных технологических агрегатов металлургического производства, экономия электроэнергии в 12% позволит существенно сократить расходы на производство продукции. А экономия времени в $100 \cdot (34,4-27,72) / 34,72 = 19\%$ позволит интенсифицировать производство на данном агрегате и, соответственно, повысить его производительность.

Указанные выше результаты позволяют сделать вывод о том, что использование Нейросетевого оптимизатора параметров ПИД-регулятора для учета нелинейных свойств объекта управления позволило не только сократить энергопотребление на ведение технологического процесса на 12% в единицу времени, но и снизить время проведения опыта более чем на 6 часов (19%). Таким образом, в условиях реального производства за один и тот же промежуток времени может быть выпущен больший объем продукции.

Заключение

Предлагаемые усовершенствования, внесенные в схему реализации ПИД-нейрорегулятора, позволили обеспечить стабильную работу НС и ее обучаемость в контуре управления в реальном масштабе времени. Кроме того, при изменении параметров объекта такая обученная (и постоянно оперативно дообучаемая) НС способна за время переходного процесса перенастроить параметры ПИД-регулятора и обеспечить требуемое качество переходного процесса.

Результаты проведенных экспериментов позволяют сделать вывод о том, что созданная нейронастройка вполне может стать прототипом универсального промышленного аппарата настройки параметров ПИД-регулятора для класса нагревательных объектов металлургического производства.

Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований.

Гранты №12-07-00252-а и №13-08-00532-а.

Список литературы

1. Еременко, Ю.И., Полещенко, Д.А., Глущенко, А.И. Анализ методов реализации схемы нейросетевого управления с самонастройкой / Ю.И. Еременко, Д.А. Полещенко, А.И. Глущенко // Приборы и системы. Управление. Контроль. Диагностика. — 2012. — №6. С.50-55.
2. Еременко, Ю.И., Полещенко, Д.А., Глущенко, А.И. К вопросу о совершенствовании схемы ПИД-нейрорегулятора с самонастройкой / Ю.И. Еременко, Д.А. Полещенко, А.И. Глущенко // Системы управления и информационные технологии. — 2012. — №4(50). С. 27-31.
3. Еременко, Ю.И., Полещенко, Д.А., Глущенко, А.И. Об условиях применения ПИД-нейрорегулятора для управления объектами, описываемыми аperiodическим звеном второго порядка с запаздыванием / Ю.И. Еременко, Д.А. Полещенко, А.И. Глущенко // Приборы и системы. Управление. Контроль. Диагностика. — 2013. — №6. С. 39-45.
4. Капалин, В.И., Витохин, И.В., Нгуен Дун Чинь, Нгуен Нгок Хуэ Нейросетевое моделирование систем управления // Научные ведомости Белгородского государственного университета. Серия: История. Политология. Экономика. Информатика. — 2009. — №9. — вып. 11/1. С.87-92.
5. Кариков, Е.Б., Мишунин, В.В., Рубанов, В.Г., Гольцов, Ю.А. Моделирование теплотехнологических объектов в классе дробно-иррациональных передаточных функций / Е.Б. Кариков, В.В. Мишунин, В.Г. Рубанов, Ю.А. Гольцов // Научные ведомости Белгородского государственного



университета. Серия: История, политология, экономика, информатика. — 2012. — № 13(132). — вып. 23/1. С.173-179.

6. Рубанов, В.Г., Бушуев, Д.А. Моделирование экстремальных систем управления в среде Matlab и Simulink как средство анализа динамики / В.Г. Рубанов, Д.А. Бушуев // Научные ведомости Белгородского государственного университета. Серия: История, политология, экономика, информатика. — 2012. — № 19(138). — вып. 24/1. С.169-175.

7. Семенов, М.Е., Канищева, О.И., Толоконников, П.В. О диссипативности одного класса систем автоматического регулирования с гистерезисными нелинейностями / М.Е. Семенов, О.И. Канищева, П.В. Толоконников // Системы управления и информационные технологии», 2006, №1 (23). С. 101-104.

8. Цуканов, М.А., Боева, Л.М. Мультиагентная система поддержки принятия решений по технологической координации производств с многовариантными технологическими маршрутами / Л.М. Боева, М.А. Цуканов // Системы управления и информационные технологии. 2012. Т. 48. № 2. С. 65-68.

9. Alexandrov, A.G., Palenov, M.V. Self-tuning PID-I controller / A.G. Alexandrov, M.V. Palenov. Preprints of the 18th IFAC World Congress. Milano, Italy. 28 Aug. — 2 Sept. 2011. Pp. 3635-3640.

10. Astrom, K. J., Hagglund, T., Hang, C. C. and Ho, W. K. Automatic tuning and adaptation for PID controllers. A survey / K.J. Astrom, T. Hagglund, C.C. Hang, W.K. Ho. IFAC J. Control Eng.. 1993. Practice 1. — Pp.699-714.

11. Omatu, S., Khalid, M., Yusof, R. Neuro-Control and its Applications / S. Omatu, M. Khalid, R. Yusof. — London: Springer, 1995. 255 p.

12. Pfeiffer, B.-M. Towards «plug and control»: self-tuning temperature controller for PLC / B.-M. Pfeiffer // International journal of Adaptive Control and Signal Processing. — 2000. — №14. Pp.519-532.

13. Ziegler, J., Nichols, N. Optimum settings for automatic controllers / J. Ziegler, N. Nichols // Trans. ASME. — 1942. — №65. — Pp. 759-768.

ABOUT PID-REGULATOR INTELLECTUAL PARAMETERS ADAPTATION FOR CONTROL PROCESS POWER CONSUMPTION DECREASING

Y.I. EREMKO
D.A. POLESHCHENKO
A.I. GLUSHCHENKO
D.Y. JARMURATY

*Sary Oskol technological
institute (branch)
NUST "MISIS"*

*e-mail:
strondutt@mail.ru*

The neural network with self-adjustment control scheme is implemented. The backpropagation online training method was used. It was modified by adding a rule base. It contains conditions for choosing learning rate for certain neurons. PID-regulator with neural tuner and conventional PID-regulator were used for muffle electric heating furnace control, working in different loading modes and with different setpoints. Electric power consumption and time estimation was done for both experiments with neural optimizer and conventional PID-regulator and the conclusion was made that the system with neural tuner made it possible to reduce the power consumption by 12% and amount of time by 19% in comparison with the conventional PID-regulator.

Keywords: neural network, PID-regulator, neural tuner, backpropagation algorithm, nonlinear systems.