

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ И АВТОМАТИЗАЦИЯ В ЧЕРНОЙ МЕТАЛЛУРГИИ

УДК 004.89, 669.162

ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВОГО ОПТИМИЗАТОРА ПАРАМЕТРОВ ПИД-РЕГУЛЯТОРА ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧ УПРАВЛЕНИЯ НАГРЕВАТЕЛЬНЫМИ ОБЪЕКТАМИ В МЕТАЛЛУРГИИ*

Еременко Ю.И.¹, д.т.н., профессор, заведующий кафедрой «Автоматизированных и информационных систем управления»

Полеценко Д.А.¹, к.т.н., доцент кафедры «Автоматизированных и информационных систем управления»

Глуценко А.И.¹, к.т.н., доцент кафедры «Автоматизированных и информационных систем управления» (strondutt@mail.ru)

Солодов С.В.², к.т.н., доцент кафедры «Автоматизированных систем управления», заместитель директора института «Информационных технологий и автоматизированных систем управления»

¹ Старооскольский технологический институт, филиал
Национального исследовательского технологического университета «МИСиС»
(309516, Россия, Белгородская обл., г. Старый Оскол, микрорайон Макаренко, д. 42)

² Национальный исследовательский технологический университет «МИСиС»
(119049, Россия, Москва, Ленинский пр., 4)

Аннотация. Рассмотрены вопросы реализации схемы управления с ПИД-регулятором, коэффициенты которого в реальном времени подбираются с помощью нейросетевого оптимизатора. Для такого оптимизатора была выбрана трехслойная нейронная сеть прямого распространения, обучаемая оперативно с помощью алгоритма обратного распространения ошибки. Алгоритм был модифицирован рядом условий, позволяющих учесть особенности работы с нагревательными объектами управления. Также была произведена оценка энергетической эффективности применения нейросетевого оптимизатора для настройки ПИД-регулятора при управлении лабораторной печью нагрева литых заготовок. Произведена оценка экономии электроэнергии на ведение технологического процесса при использовании оптимизатора по сравнению с обычным ПИД-регулятором и адаптивным ПИД-регулятором фирмы Siemens.

Ключевые слова: нейронная сеть, ПИД-регулятор, нейросетевой оптимизатор, метод обратного распространения ошибки, адаптивное управление, нагревательные печи, энергетическая эффективность.

На сегодняшний день проблема совершенствования систем управления в металлургической отрасли является весьма актуальной ввиду наличия большого числа энергоемких потребителей, например таких, как печи нагрева литой заготовки, дуговые печи и прочие [1], так как большинство из них обладают нелинейными характеристиками, которые изменяются в процессе эксплуатации, в то время как управление объектами управления (ОУ) ведется, в большинстве случаев, с помощью линейных ПИД-регуляторов.

Одним из возможных решений данной проблемы является построение адаптивных систем управления технологическими процессами, автоматически подбирающих коэффициенты ПИД-регулятора. Всю совокупность методов построения таких систем можно разбить на две группы. Первая группа – это классичес-

кие методы, такие как метод Циглера-Никольса [2], частотный метод А.Г. Александрова [3], метод, заложенный в основу адаптивных ПИД-регуляторов фирмы Siemens [1]. Большинство подобных подходов базируются на идентификации объекта управления на основе подачи в канал управления тестовых сигналов (Δu). Исследование данных алгоритмов показало, что процедура идентификации ОУ приводит к различным результатам (от абсолютно точных до неприемлемых) при движении системы управления из одинаковых начальных условий.

Вторая группа – это методы, в базе функционирования которых лежат принципы искусственного интеллекта. Анализ некоторых из них предложен авторами в работе [4]. Одно из возможных направлений предложил С. Омату в работе [5], где экспериментально было установлено, что наиболее реализуемой с практической точки зрения является схема нейрорегулирования на основе автонастройки коэффициентов ПИД-регулятора с помощью НС.

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

Авторами была реализована и усовершенствована данная схема управления для реального технологического объекта и выполнено сравнение результатов ее работы с системами управления с обычным ПИД-регулятором и адаптивным ПИД-регулятором фирмы Siemens, в том числе с точки зрения энергопотребления.

Реализация схемы управления с нейросетевым оптимизатором

В качестве ОУ была выбрана муфельная электронагревательная печь типа СНОЛ-1,6,2,5.1/11-И4. Реализованная система управления муфельной электропечью состояла из трех уровней управления. На нижнем уровне находились термopapa, измеряющая температуру рабочей зоны печи, и реле, посредством симисторов включающее нагревательный элемент.

На управляющем уровне контроллер (Simatic S7-300) получал данные от термopapa, производил их обработку и отправлял на рабочую станцию, от которой он получал значение управляющего воздействия.

На верхнем уровне управления 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.

Для рассматриваемой пустой печи с помощью идентифицированной ранее модели были подобраны коэффициенты ПИД-регулятора: $K_p = 0,6$; $K_I = 0,0006976$; $K_D = 0$, т.е. был реализован ПИД-регулятор, поскольку Д-канал существенно подвержен влиянию помех.

Используемая в опытах НС состояла из трех слоев. Входной слой состоял из пяти каналов: текущее задание по температуре; задержанный на 1, 20 и 40 с сигнал по выходу ОУ; задержанные на 1 с сигналы управления после и до ограничителя управляющего воздействия, установленного на выходе регулятора (0 – 100 %), в выходном слое – три нейрона (отвечают за K_p , K_I , K_D). Экспериментально было установлено, что в скрытом слое оптимально использовать 15 нейронов и функцию активации гиперболический тангенс. В выходном слое применена линейная функция. Нейронная сеть обучалась оперативно с помощью алгоритма обратного распространения ошибки [5], модифицированного рядом условий. Рассмотрим эти условия подробнее.

Модификации, внесенные в схему нейросетевого управления

Основные дополнения, внесенные в схему С. Омату:

- разработан метод формирования начального состояния НС;

- разработаны правила изменения скорости обучения НС;

- разработаны правила обучения выходов НС, формирующих p -канал и i -канал;

- определено число эпох обучения НС на каждом такте работы схемы. Данные модификации частично описаны в работе [6].

Модификации для обучения нейрона, формирующего K_I . 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, т.е. скорость изменения температуры должна быть менее 0,5 град за последние 2 такта работы схемы (1 такт = 20 с), а текущее рассогласование – менее 3 % разницы между текущим заданием и предыдущим. Если система стабильна, то текущее задание и сигнал управления сохранялись в специально отведенный 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.

Ускорение обучения i -канала в сторону увеличения начиналось при соблюдении следующих условий: переходный процесс уже достиг своего первого максимума после пересечения задания, скорость изменения температуры за последние 2 такта работы схемы менее 0,5 град, а текущее рассогласование больше 3 % разницы между текущим заданием и предыдущим. Ускорение обучения i -канала в сторону уменьшения начиналось при соблюдении следующих условий: скорость изменения температуры за последние 2 такта работы схемы более 0,5 град, а текущее рассогласование больше 3 % разницы между текущим заданием и предыдущим. Скорость обучения в обоих случаях возрастала в 100 раз.

Модификации для обучения нейрона, формирующего K_p . В алгоритм управления был внесен ряд условий, варьирующих скорость обучения нейрона, формирующего коэффициент пропорциональной составляющей регулятора, для влияния на качество переходного процесса. Если после пересечения задания перерегулирование составляло более 5 % разницы между предшествующим заданием и текущим и не было принято решение об уменьшении значения K_I , а модуль производной температуры за 20 с превышал 2 % разницы между предшествующим заданием и текущим, то производилось увеличение скорости обучения p -канала в 100 раз. Вызванное этим уменьшение значения K_p позволяло в ходе следующих переходных процессов снизить перерегулирование.

Кроме того, если при смене уставки с меньшей на большую в процессе нагревания в промежутке от 10 до 80 % завершенности переходного процесса скорость нарастания сигнала температуры падала ниже 0,5 °С за 20 с (прекращался рост температуры), то принималось

решение об увеличении скорости обучения нейрона, формирующего коэффициент p -канала, в 100 раз. Это позволило избежать ситуации, когда коэффициент K_p недостаточен для вывода объекта на задание.

Результаты экспериментов

В рамках исследования были проведены одинаковые по условиям эксперименты для трех систем управления – для системы с нейросетевым оптимизатором, для обычного ПИД-регулятора и адаптивного ПИД-регулятора фирмы Siemens. Первоначально использовалась пустая печь для отслеживания следующего графика заданий: $590\text{ }^{\circ}\text{C} \rightarrow 640\text{ }^{\circ}\text{C} \rightarrow 505\text{ }^{\circ}\text{C} \rightarrow 590\text{ }^{\circ}\text{C}$ (11 смен задания). Затем печь загружалась литой заготовкой, объем которой составлял примерно 30 % объема печи,

и опыт повторялся. Затем печь разгружалась и для нее также повторялся указанный график заданий. Каждый переходный процесс считался завершенным, если после входа в 5 % окрестность задания проходило 30 мин. Нейросетевой оптимизатор и адаптивный ПИД-регулятор Siemens начинали эксперимент с известными значениями коэффициентов ПИД-регулятора, указанными ранее как оптимальные для пустой печи.

Результаты экспериментов, полученные с использованием обычного ПИД-регулятора, приведены на рис. 1. Из графиков видно, что качество переходных процессов для системы управления с коэффициентами для пустой печи существенно падает (до 15 % по переуправлению) при работе на загруженной печи.

Результаты экспериментов, полученные с помощью адаптивного ПИД-регулятора Siemens, приведены на рис. 2.

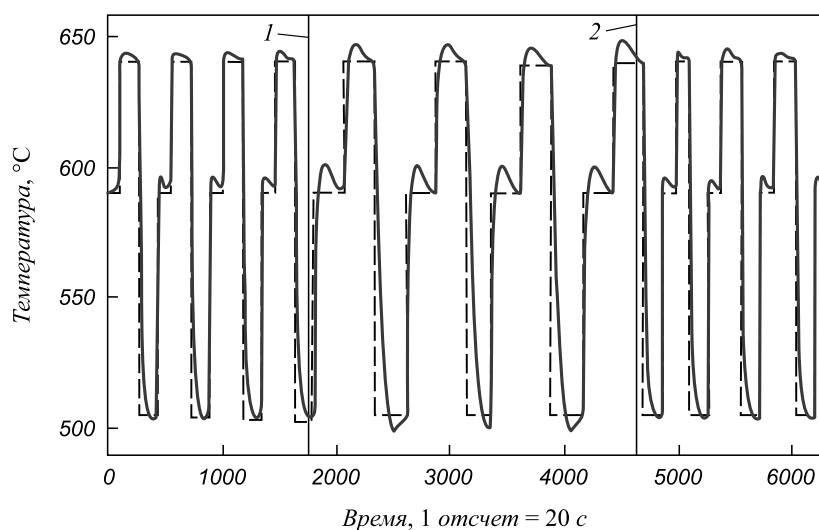


Рис. 1. Выход ОУ, управляемого ПИД-регулятором с коэффициентами $K_p = 0,6; K_i = 0,0006976$ (1 – момент загрузки печи, 2 – момент разгрузки): — выход ОУ; ---- задание

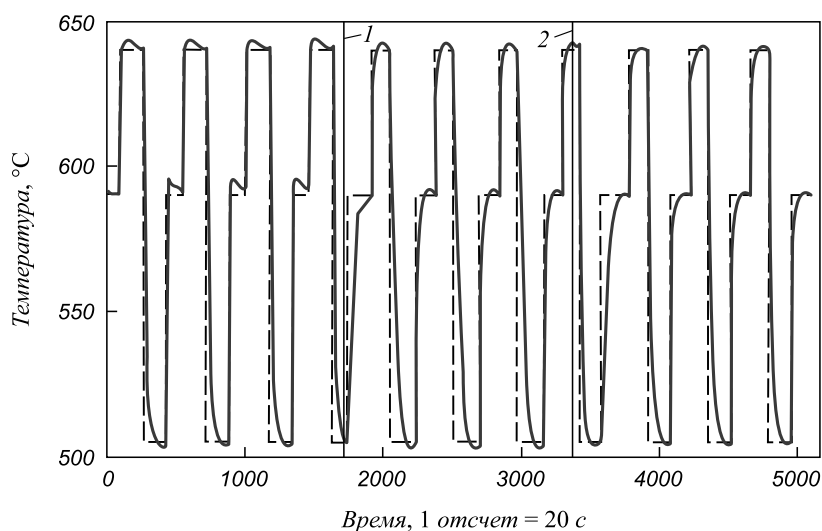


Рис. 2. Выход ОУ, управляемого адаптивным ПИД-регулятором Siemens (1 – момент загрузки печи при $\Delta u = 15$, 2 – момент разгрузки при $\Delta u = 10$): — выход ОУ; ---- задание

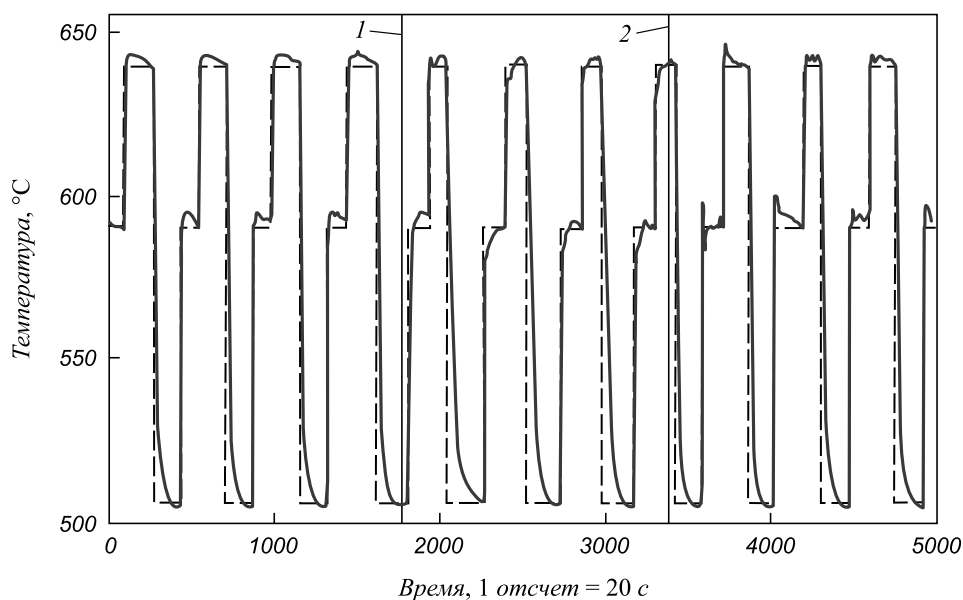


Рис. 3. Выход ОУ, управляемого нейросетевым оптимизатором (1 – момент загрузки печи, 2 – момент разгрузки):
 — выход ОУ; ---- задание

Данный результат является лучшим среди 25 проделанных опытов (по 5 для каждого из значений амплитуды тестового сигнала Δu , имевшего последовательно следующие значения: 10, 15, 20, 25, 30). При этом лишь каждый третий опыт был удачным. По сравнению с системой с обычным ПИД-регулятором, удалось снизить энергопотребление на 12,6 %, а время эксперимента на 17,9 %. Первый переходный процесс после загрузки и разгрузки ОУ затянут по времени, поскольку именно в течение него определялись новые коэффициенты ПИД-регулятора.

Результаты экспериментов, полученные с помощью нейросетевого оптимизатора параметров ПИД-регулятора, приведены на рис. 3. Подобный эксперимент также был произведен несколько раз и каждый раз был получен один и тот же результат. В целом, 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 наблюдалось незначительное ухудшение качества переходных процессов. С другой стороны, плавное

изменение существующих коэффициентов (вместо их замены как в регуляторе Siemens) позволяло получать при повторении опыта тот же самый результат.

Результаты измерений по всем опытам сведены в таблицу.

Выводы. Результаты проведенных экспериментов показывают, что созданная нейронастройка позволяет экономить энергетические ресурсы и время на ведение технологического процесса. При сравнении работы предложенного нейросетевого оптимизатора и адаптивного ПИД-регулятора Siemens были получены примерно одинаковые результаты. Однако регулятор Siemens требует активного участия оператора, а кроме того, такая система при повторных экспериментах показывает результаты, весьма существенно отличающиеся друг от друга. Было установлено, что все указанные недостатки не свойственны предлагаемому нейросетевому оптимизатору.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Pfeiffer В.-М. // International Journal of Adaptive Control and Signal Processing. 2000. No. 14. P. 519 – 532.
2. Ziegler, J., Nichols, N. // Trans. ASME. 1942. No. 65. P. 759 – 768.
3. Alexandrov A.G., Palenov M.V. // Proceedings of the 18th IFAC World Congress. Milano, Italy. 2011. P. 3635 – 3640.
4. Еременко Ю.И., Полещенко Д.А., Глущенко А.И. // Приборы и системы. Управление. Контроль. Диагностика. 2012. № 6. С. 50 – 55.
5. Omatu S., Khalid M., Yusof R. Neuro-Control and its Applications. London: Springer, 1995. – 255 p.
6. Еременко, Ю.И., Полещенко, Д.А., Глущенко, А.И. // Системы управления и информационные технологии. 2012. № 4. С. 27 – 31.

Сравнительная характеристика результатов экспериментов

Критерий оценки	ПИД+НС	Siemens	ПИД
Энергопотребление, кВт·ч	14,34	14,61	16,71
Экономия электроэнергии, %	14,10	12,60	0
Время опыта, ч	27,72	28,23	34,40
Экономия времени, %	19,00	17,90	0

© 2014 г. Еременко Ю.И., Полещенко Д.А., Глущенко А.И., Солодов С.В.
 Поступила 25 мая 2014 г.

THE APPLIANCE EFFICIENCY ESTIMATION OF PID-REGULATOR PARAMETERS OF NEURAL OPTIMIZER FOR SOLVING OF CONTROL PROBLEM OF METALLURGICAL HEATING PLANTS

Eremenko Yu.I.¹, *Dr. Sci. (Eng.), Prof., Head of the Chair “Automation and Information Systems”*

Poleshchenko D.A.¹, *Cand. Sci. (Eng.), Assoc. Prof. of the Chair “Automation and Information Systems”*

Glushchenko A.I.¹, *Cand. Sci. (Eng.), Assoc. Prof. of the Chair “Automation and Information Systems”*

(strondutt@mail.ru)

Solodov S.V.², *Cand. Sci. (Eng.), Assoc. Prof. of the Chair “Automation Systems”, Deputy Director*

¹ **Sary Oskol technological Institute of National University of Science and Technology “MISiS”,** (mikrorajon Makarenko, 42, g. Saryj Oskol, Belgorodskaya obl., 309516, Russia)

² **National Research Technological University MISiS** (Leninskii pr., 4, Moscow, 119049, Russia)

Abstract. The article considers the questions of control scheme with neural optimizer implementation. That optimizer is used for PID-regulator parameters of on-line tuning according to current situation. Three-layer feed-forward neural network was chosen for neural optimizer implementation. That network was on-line trained with the help of back propagation algorithm. The algorithm was modified with several conditions in order to give the neural network the opportunity to consider features of control of heating plants. Energy efficiency estimation of neural optimizer usage for PID-regulator parameters tuning was made during the experiment of cast steel heating in laboratory

furnace. Electrical energy saving estimation during the mentioned process was made for control schemes with conventional PID-regulator, PID-regulator with neural optimizer and adaptive PID-regulator, made by Siemens.

Keywords: neural network, PID-regulator, neural optimizer, back propagation training method, adaptive control, heating furnace, energy efficiency.

REFERENCES

1. Pfeiffer B.-M. Towards «plug and control»: self-tuning temperature controller for PLC. *International journal of Adaptive Control and Signal Processing*. 2000. No. 14. Pp. 519–532.
2. Ziegler J., Nichols N. Optimum settings for automatic controllers. *Trans. ASME*. 1942. No. 65. Pp. 759–768.
3. Alexandrov A.G., Palenov M.V. Self-tuning PID-I controller. *Proceedings of the 18th IFAC World Congress*. Milano, Italy, 2011. Pp. 3635–3640.
4. Eremenko Yu.I., Poleshchenko D.A., Glushchenko A.I. Analysis of the methods of the pattern of neural network control with self-tuning. *Pribory i sistemy. Upravlenie. Kontrol'. Diagnostika*. 2012. No. 6. Pp. 50–55. (In Russ.).
5. Omatu S., Khalid M., Yusof R. *Neuro-Control and its Applications*. London: Springer, 1995. 255 p.
6. Eremenko Yu.I., Poleshchenko D.A., Glushchenko A.I. On improvement schemes of self-tuning neural PID-regulator. *Sistemy upravleniya i informatsionnye tekhnologii*. 2012. No. 4. Pp. 27–31. (In Russ.).

Received May 25, 2014