

О применении нейросетевого настройщика параметров ПИ-регулятора для отработки возмущающих воздействий для объектов с различной динамикой¹

Ю.И. Еременко, А.И. Глущенко, А.В. Фомин, В.А. Петров

Аннотация. В большинстве случаев при управлении промышленными нелинейными объектами и для выполнения графика уставок, и для компенсации возмущающих воздействий используется один набор параметров ПИ-регулятора, подобранный для решения первой из указанных задач, что ведет к увеличению времени на отработку возмущений и повышению расхода энергоносителя. В данной работе предлагается с помощью нейросетевого настройщика с момента возникновения возмущения производить подстройку ПИ-регулятора. Разработаны усовершенствованные структура и алгоритм работы настройщика. Проведены эксперименты на моделях нагревательной печи и электропривода постоянного тока прокатной клети, а также на действующей электронагревательной печи.

Ключевые слова: возмущающее воздействие, нейросетевой настройщик, адаптивное управление, нейронная сеть.

Введение

В настоящее время простая замена используемых для управления производственным процессом контроллеров на более современные уже не приносит прироста показателей эффективности работы контролируемого агрегата. Проблема заключается в том, что алгоритм управления, реализованный в контроллерах, не претерпевает изменений – это линейный ПИ/ПИД-алгоритм [1]. Несоответствие линейности закона управления и нелинейного характера объекта управления приводит к тому, что параметры регулятора, подобранные для конкретного режима работы такого объекта, в других режимах не позволяют получать столь же высокого качества переходных процессов, что в конечном итоге выражает-

ся в повышенном расходе энергоносителя на ведение технологического процесса. Эта проблема актуальна как для несимметричных объектов [2], таких как нагревательные печи, так и симметричных, таких как электропривод (ЭП) постоянного тока [3].

Решением указанной проблемы является построение адаптивной системы управления, задачей которой является постоянная подстройка параметров линейного регулятора [1, 2, 4, 5]. Такой настройщик ПИ-регуляторов может иметь достаточно широкую область применения, поскольку более 95% контуров управления на реальных производствах реализованы именно на основе ПИ-алгоритма [1]. Рассмотрим задачу разработки такого настройщика для управления как нагревательными печами, так и электроприводами постоянного тока.

¹ Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта 15-07-06092-а

Печи являются несимметричными объектами, т.е. требуют эффективного управления двумя различными по скорости протекания процессами: нагреванием и охлаждением. В таком случае [2] для эффективной отработки графика заданий для ПИ-регулятора должны быть подобраны два набора параметров. Электропривод является симметричным объектом. Для управления им достаточно одного набора параметров регулятора. В дополнение к этому, на рассматриваемые объекты действуют возмущения, отрабатываемые отдельным набором параметров регулятора. Поэтому задача заключается в определении и актуализации трех или двух (в зависимости от объекта) наборов K_P (коэффициент усиления пропорциональной части ПИ-регулятора), K_I (коэффициент усиления интегральной части ПИ-регулятора).

Далее рассмотрим подходы к настройке ПИ-регулятора, обзор которых приведен в [6, 7]. Среди них можно выделить группу классических методов, в основном основанных на построении модели ОУ с помощью специального испытательного сигнала [8-11]. Подобная идентификация ОУ даже из сходных начальных условий может давать существенно отличающиеся друг от друга результаты. Моменты времени, когда необходимо использовать метод адаптации, определяются человеком, как и амплитуда испытательного сигнала. Таким образом, применение данных методов для автоматической оперативной подстройки параметров регуляторов является затруднительным.

В то же время опытный инженер-практик АСУ ТП способен подбирать параметры ПИ-регулятора, не имея модели и не применяя тестовые сигналы, а используя свои знания, опыт и возможность предвидеть дальнейшее поведение процесса. Указанные свойства в определенной мере позволяют воспроизводить интеллектуальные методы, рассмотренные ниже.

Методы роя частиц [12] и генетических алгоритмов [13] применяются для решения задач оптимизации. В случае с задачей настройки параметров регулятора каждая особь/частица – это набор значений параметров K_P , K_I . В качестве целевой функции выступает некоторая оценка качества переходного процесса. Методы являются итерационными, то есть в регулятор

необходимо последовательно подставлять все имеющиеся в популяции наборы параметров и для оценки их оптимальности проводить опыты на реальном объекте управления (ОУ), если нет точной модели ОУ.

Настройка ПИ-регулятора с помощью нечеткой логики [14-16] и экспертных систем [17] может осуществляться без использования модели ОУ. В частности, в экспертных системах (ЭС) в базе правил указано на сколько процентов следует изменить амплитудное значение того или иного коэффициента регулятора в зависимости от текущей ситуации, описанной 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 ЭС необходимо будет вносить изменения уже в процессе работы. В случае с использованием нечеткой логики для создания настройщика параметров регулятора его входные и выходные переменные определяют в диапазоне [-1;1] или [0;1]. Измеряемые с выхода ОУ значения контролируемых параметров затем приводятся в данные диапазоны с помощью коэффициентов нормировки. Получаемые с выходов настройщика значения K_P , K_I переводят из промежутка [0;1] в диапазон, требуемый для ОУ. Данные коэффициенты нормировки также необходимо подстраивать в процессе работы [14].

Нейронные сети [18-21] (НС) могут быть обучены оперативно, что позволяет поддерживать настройщик адекватным текущему состоянию контролируемого процесса. Однако НС не обладают экспертными знаниями, например, о том, что объект является несимметричным, или об ограничениях, накладываемых на сигнал управления, и пр.

Нейросетевой настройщик параметров ПИ-регулятора, предложенный нами в [22, 23] сочетает в себе преимущества указанных выше подходов и позволяет избежать их недостатков. Он содержит в своем составе базу правил, основанную на опыте эксперта-настройщика регуляторов и определяющую, когда и с какой скоростью необходимо обучать нейронную сеть. Кроме того, настройщик включает саму нейронную сеть (или несколько сетей), обучаемую оперативно

и вычисляющую на своих выходах значения K_P и K_I . Однако в указанных работах приведены принципы построения такого настройщика для эффективного отслеживания последовательности значений уставки различной формы. Целью данной работы является усовершенствование нейросетевого настройщика для придания ему возможности определения параметров регулятора для отработки ступенчатых возмущений, действующих на выход объекта управления, в качестве которого используются муфельная печь и электропривод постоянного тока реверсивной прокатной клети.

1. Постановка задачи

В данной работе исследуется система управления, приведенная на Рис. 1. В качестве ОУ выступают нагревательная печь и система управления электроприводом, построенная по принципу «тиристорный преобразователь (ТП) – двигатель постоянного тока (ДПТ)». Для второго ОУ система управления является многоконтурной [3]. В данном исследовании рассматривается контур управления скоростью. Для управления обоими типами объектов на практике используют ПИ-регуляторы, т.к. Д-канал существенно подвержен влиянию помех [24].

f – ступенчатое возмущающее воздействие (постоянная утечка тепла из печи, подача заготовки на валки прокатной клети, т.е. $f \leq 0$). Ступенчатое возмущение для печи действует в течение нескольких смен уставки, а затем $f = 0$. Для ЭП оно существует до смены задания в контуре скорости.

Рассматриваемые объекты являются нелинейными, поскольку в действительности их постоянные времени и коэффициенты усиления не постоянны, а изменяют значения при переходе объекта из одного режима работы в другой. Постоянные времени печи увеличивается при ее загрузке. Коэффициент усиления печи нарастает по мере снижения температуры в печи. Для ЭП влияние оказывает состояние механической части системы и тот факт, что производится прокат (изменение геометрии) заготовок различных марок стали. Таким образом, подстройку параметров ПИ-регулятора необходимо производить непосредственно в процессе работы объекта.

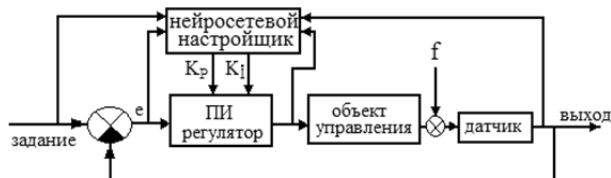


Рис. 1. Система управления с нейросетевым настройщиком

Предполагается, что объект уже функционирует под управлением ПИ-регулятора с постоянными параметрами. Они позволяют системе стабильно работать, но качество компенсации возмущений не является оптимальным. Для печи график уставок является ступенчатым, для ЭП в контуре скорости задание является линейно нарастающим. Задача заключается в минимизации времени переходного процесса, вызванного возмущением. Это позволит повысить энергетическую эффективность технологического процесса, поскольку быстрее будет осуществлен возврат к требуемому режиму, время выдержки на котором определяется технологической инструкцией, и снизить количество бракованной продукции.

Решать поставленную задачу предлагается с помощью нейросетевого настройщика параметров ПИ-регулятора без построения модели объекта управления.

2. Описание предлагаемого подхода

Структура нейросетевого настройщика показана на Рис. 2. Первые две сети используются для эффективного отслеживания графика уставок с учетом нелинейности ОУ. Если ОУ – симметричный (ЭП), используется только первая из них. Если же ОУ – несимметричный (печь), то при отслеживании графика уставок используются обе НС, поскольку ведется управление нагреванием и охлаждением, динамика которых различается. Выбор текущей нейронной сети производится автоматически в моменты смены задания.

По сравнению с [22, 23] в структуру настройщика внесена третья нейронная сеть, ответственная за определение параметров ПИ-регулятора при отработке возмущающих воздействий. Если технологический процесс достиг установившегося режима, а затем контро-

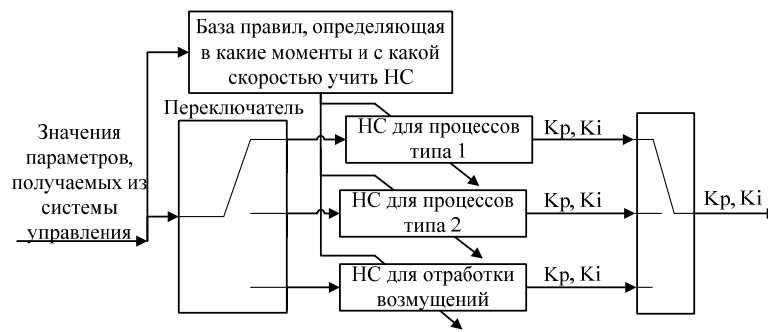


Рис. 2. Функциональная схема нейросетевого настройщика

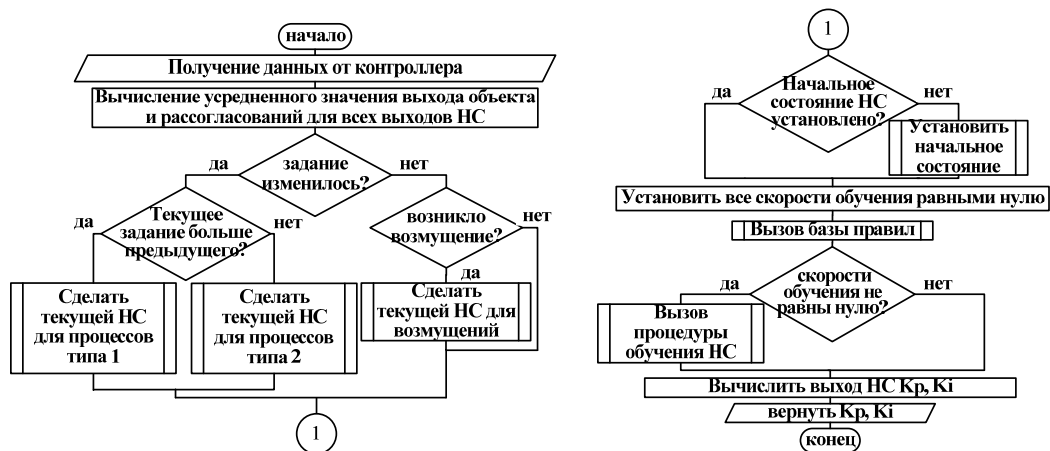


Рис. 3. Общий алгоритм функционирования настройщика

лируемая величина отклоняется от значения уставки больше допустимого, значит, возникло возмущающее воздействие, и производится переключение на третью сеть.

Все три нейронные сети имеют трехслойную архитектуру, определенную в соответствии с методом, описанным в [25]. Для задачи управления печью во входном слое расположено 4 нейрона: текущее задание (x_1); текущий (x_2) и задержанный на Δt секунд (x_3) сигнал по выходу ОУ; текущее значение сигнала управления, формируемого ПИ-регулятором (x_4). В скрытом слое расположено 13 нейронов с сигмоидальной функцией активации.

Для задачи управления ЭП во входном слое расположено 5 нейронов: текущее (x_1) и задержанное на Δt секунд (x_2) значения задания; текущее (x_3) и задержанное на Δt секунд (x_4) значение выхода ОУ; текущее значение сигнала управления, формируемого ПИ-регулятором (x_5). В скрытом слое расположено 14 нейронов с сигмоидальной функцией активации.

Нижеприведенное справедливо для обеих задач. Входные сигналы нормируются в интервал $[0; 1]$. Настройщик вызывается раз в Δt секунд, Δt также вычисляется в соответствии с [25]. В выходном слое расположено два нейрона, выходы которых являются параметрами регулятора K_p и K_i . В данном слое используется линейная функция активации. Алгоритм функционирования нейросетевого настройщика показан на Рис. 3.

Выход текущей нейронной сети при запуске настройщика должен совпадать с K_p и K_i , использовавшимися до его внедрения в систему управления. Для этих целей используется метод экстремального обучения [26], адаптированный для данной задачи и приведенный в [23]. С его помощью «начальное состояние» задается для всех нейронных сетей без процедуры автономного обучения. В дальнейшем сети оперативно обучаются методом обратного распространения ошибки [25] (1). Обозначим: $r(t)$ – задание; $y(t)$ – выход ОУ; $\eta_k^{(2)}$ – скорость обучения k -го

нейрона выходного слоя; $\delta_k^{(2)}$ и e_k – совокупная ошибка и ошибка k -го нейрона выходного слоя; $dO_k^{(2)}/ds_k^{(2)}$ – производная функции активации выходного слоя, $O_j^{(1)}$ – выходной сигнал с j -го нейрона скрытого слоя, $O_k^{(2)}$ – выходной сигнал с k -го нейрона выходного слоя, $s_k^{(2)}$ – взвешенная сумма k -го нейрона выходного слоя, $\Delta\omega_{kj}^{(2)}$ – величина коррекции весового коэффициента на связи между j -м нейроном скрытого слоя и k -м нейроном выходного слоя, $\Delta b_k^{(2)}$ – величина коррекции смещения k -го нейрона выходного слоя.

Тогда:

$$\begin{aligned} \Delta\omega_{kj}^{(2)}(t) &= \eta_k^{(2)} \delta_k^{(2)} O_j^{(1)}, \Delta b_k^{(2)}(t) = \eta_k^{(2)} \delta_k^{(2)}, \\ \delta_k^{(2)} &= e_k \frac{dO_k^{(2)}}{ds_k^{(2)}} = e_k \cdot 1 = e_k, k = \overline{1, 2}, \\ e_2(t) &= r(t) - y(t), \quad e_1(t) = e_2(t) - e_2(t - \Delta t). \end{aligned} \quad (1)$$

В данном случае предлагается использовать различные значения скоростей обучения для каждого из нейронов выходного слоя сети $\eta_1^{(2)}$ и $\eta_2^{(2)}$, а также менять значения этих скоростей в процессе функционирования. Это вызвано, во-первых, тем фактом, что порядок значений самих параметров K_P и K_I может быть различным. Кроме того, в определенных случаях настройки требует только один параметр из двух, а иногда – настройка не требуется совсем.

В начале каждой итерации работы нейросетевого настройщика (вне зависимости от того, какая нейронная сеть используется) все скорости обучения приравниваются к нулю. Затем производится вызов базы правил. Условия правил описывают ситуации, когда нейронную сеть необходимо обучать. Следствия правил содержат значения скоростей обучения для нейронов скрытого слоя и каждого из нейронов выходного слоя. База правил для отработки переходных процессов при ступенчатых сменах задания приведена в [23], для плавно изменяющегося задания – в [22]. Если же возникает возмущающее воздействие, то вызываются правила, описанные ниже. Таким образом, модель ОУ не строится и не используется. Вопросы устойчивости подобной системы управления для конкретного переходного процесса рассмотрены в [23].

3. База правил для отработки возмущающих воздействий

3.1. Идентификация возмущения

ЕСЛИ переходный процесс уже достиг установившегося режима, И затем модуль отклонения выхода объекта от уставки оказался выше допустимого, ТОГДА возникло возмущающее воздействие. В этом случае используемые в настоящий момент параметры нейронной сети сохраняются. Производится отработка возмущения с использованием настоящей базы правил. А после смены задания сохраненные параметры сети вновь записываются в нейронную сеть, а текущие – отбрасываются.

3.2. Правила для определения скорости обучения нейрона выходного слоя, ответственного за вычисление K_P

ЕСЛИ пик переходного процесса, вызванного возмущением, еще не достигнут, И значение модуля скорости изменения выхода объекта управления выше, чем амплитуда шума, измеренная в течение $2 \cdot \Delta t$ секунд в установившемся режиме, И значение модуля рассогласования больше 5% модуля разницы между текущей уставкой и предыдущей, ТОГДА скорость обучения нейрона выходного слоя $\eta_1^{(2)}$, ответственного за вычисление K_P , должна быть на два порядка меньше самого значения K_P . Это, при выборе знака для $\eta_1^{(2)}$ с учетом знака ошибки e_1 , приведет к увеличению K_P с целью минимизации разницы между уставкой и амплитудным значением пика данного переходного процесса.

ЕСЛИ пик переходного процесса, вызванного возмущением, уже был достигнут, И текущее значение выхода ОУ выше, чем измеренное Δt секунд назад, И значение модуля скорости нарастания выхода ОУ больше, чем отношение разницы уставки и пика переходного процесса к величине Δt , ТОГДА скорость обучения нейрона выходного слоя $\eta_1^{(2)}$, ответственного за вычисление K_P , должна быть на три порядка меньше самого значения K_P . Это, при выборе знака для $\eta_1^{(2)}$ с учетом знака ошибки e_1 , приведет к уменьшению K_P .

3.3. Правило для определения скорости обучения нейрона выходного слоя, ответственного за вычисление K ,

ЕСЛИ пик переходного процесса, вызванного возмущением, достигнут, И значение модуля скорости изменения выхода объекта управления ниже, чем амплитуда шума, измеренная в течение $2 \cdot \Delta t$ секунд в установившемся режиме, И значение модуля рассогласования больше 5% модуля разницы между текущей уставкой и предыдущей, ТОГДА скорость обучения нейрона выходного слоя $\eta_2^{(2)}$, ответственного за вычисление K_I , должна быть на пять порядков меньше самого значения K_I . Это, выбирая знак для $\eta_2^{(2)}$ с учетом знака ошибки e_2 , приведет к увеличению K_I с целью минимизации возникшей статической ошибки.

4. Экспериментальные исследования по управлению нагревательным объектом

В качестве объекта управления была выбрана муфельная электронагревательная печь SNOL 40/1200. Первоначально был проведен эксперимент на ее модели. В пакете Matlab была реализована система управления (Рис. 4) объектом типа (2), представленным блоком *Subsyst* с ПИ-регулятором (*Subsystem*) с нейросетевым настройщиком (*S-Function neuC_PI*).

Здесь U_i , U_p , U_{pi} – сигналы управления на выходе i -, p -каналов и всего ПИ-регулятора соответственно; e – текущее рассогласование. U – управляющее воздействие. Блок *Saturation* ограничивает U следующим промежутком: $[0; 100]$. Блок *Subsyst* реализует ОУ типа (2), на выход которого наложена помеха с амплитудой, равной 1°C .

$$W(s) = \frac{K}{T_1 s + 1} \cdot \frac{1}{T_2 s + 1} \cdot e^{-\tau s}, \quad (2)$$

где $W(s)$ – передаточная функция ОУ; K – коэффициент усиления печи; T_1 – постоянная времени печи, с; T_2 – постоянная времени термомпары, с; τ – время запаздывания, с.

Для моделирования в качестве объекта использовалась математическая модель незагруженной и загруженной металлическими заготовками муфельной электропечи SNOL 40/1200, полученная путем идентификации. Загрузка со-

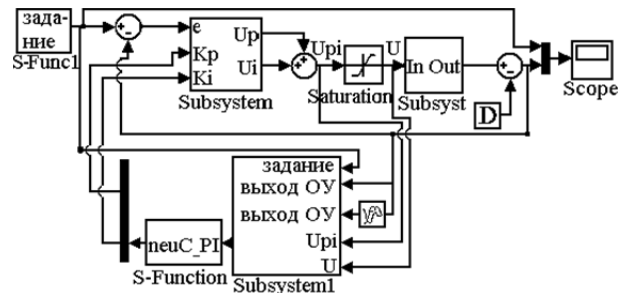


Рис. 4. Реализация в Matlab схемы управления с нейросетевым настройщиком

ставляла ориентировочно 20–30% от рабочего пространства печи. Параметры для моделей печи SNOL 40/1200: 1) пустая: $K = 34.2$, $T_1 = 9000$ с, $T_2 = 100$ с, $\tau = 12$ с; 2) загруженная: $K = 34.2$, $T_1 = 22000$ с, $T_2 = 100$ с, $\tau = 20$ с. Реализованы они были в пакете Matlab в виде S-функций при помощи метода структурного моделирования. Настройщик не знает значения параметров модели и не использует их. Для изменения состояния ОУ в процессе моделирования производилась замена параметров модели (2): модель пустой печи (12 смен задания) → модель загруженной печи (12 смен задания) → модель пустой печи (12 смен задания).

Исходя из технологического регламента для печей нагрева металлургических предприятий, был сформирован график температурного режима нагрева литой заготовки (Рис. 4, блок *S-Func1* «Задание»): $590^\circ\text{C} \rightarrow 640^\circ\text{C} \rightarrow 505^\circ\text{C} \rightarrow 590^\circ\text{C}$ и т.д. Для смены уставки температура должна удерживаться в течение 30 минут в окрестности задания, равной 5% разности текущего задания и предыдущего. Для рассматриваемой модели незагруженной печи были подобраны значения коэффициентов ПИ-регулятора, обеспечивающие не более 5% перерегулирования для рассматриваемого графика заданий: $K_p = 1,2$, $K_i = 1,2 \cdot 10^{-4}$. Нейросетевой настройщик начал работу с формирования этих значений коэффициентов на своих выходах.

В соответствии с рекомендациями [25] параметр Δt был выбран равным 10 с. Первые четыре входа S-функции *neuC_PI* совпадают с описанными выше входами нейронных сетей. Пятый вход необходим для обеспечения работы базы правил, также реализованной внутри данной S-функции. Ступенчатые возмущающие воздействия (S-функция *D*) были организованы

для моделирования открывания дверцы печи в тот момент, когда переходный процесс после шестой, 18-й и 30-й смен задания достигал установившегося режима. Дверца закрывалась (амплитуда возмущения приравнивалась к нулю) после того, как переходный процесс после девятой, 21-й и 33-й смен задания достигал установившегося режима. Амплитуда возмущения составляла 100°C .

Результаты моделирования для систем управления с обычным ПИ-регулятором и нейросетевым настройщиком с использованием моделей печи СНОЛ приведены на Рис. 5 (а, б) и в Табл. 1. Более быстрая обработка возмущения позволила раньше вернуться на режим и начать отсчет требуемых 30 минут для смены задания, что и позволило снизить расход энергоносителя.

Подобный по условиям эксперимент был также проведен на реальной лабораторной печи СНОЛ 40/1200. Управление велось с помощью

контроллера Siemens Simatic S7-300. Контроллер отправлял все сигналы измерений и значения управляющего воздействия в SCADA-систему WinCC, установленную на станции оператора. WinCC посредством тегов обменивалась данными с Matlab, где и был реализован нейросетевой настройщик.

Результаты экспериментов для печи СНОЛ приведены на Рис. 6 (а, б) и в Табл. 2.

Эксперименты, подобные приведенным выше, были проведены также и для импульсных возмущений, подаваемых на выход ОУ, а кроме того, для импульсных и ступенчатых возмущений, подаваемых в канал управления ОУ. Для всех случаев настройщик позволил повысить эффективность компенсации данных воздействий относительно системы управления с постоянными параметрами регулятора: средняя экономия времени на компенсацию возмущения составила 26.5%, а средняя экономия электроэнергии на компенсацию возмущения – 14.9%.

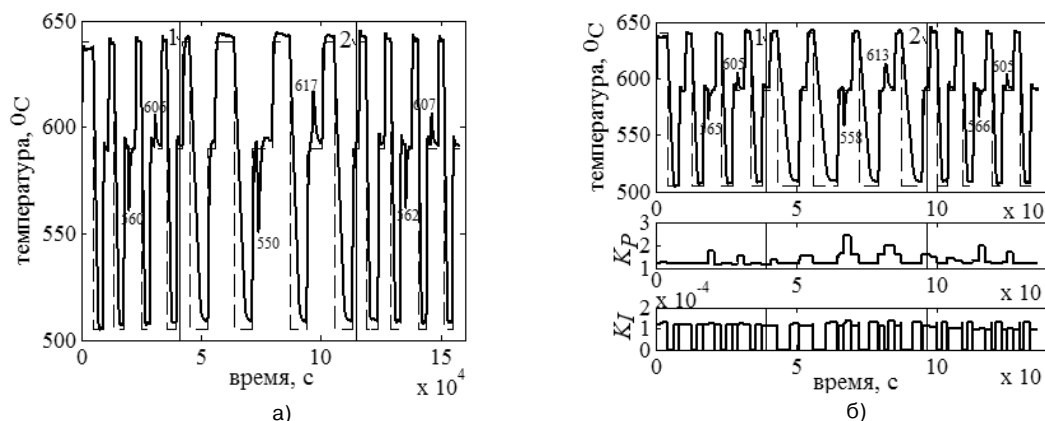


Рис. 5. Результаты для систем с обычным ПИ-регулятором (а) и нейросетевым настройщиком (б) для модели печи 1 – момент загрузки печи; 2 – момент разгрузки печи

Табл. 1. Результаты экспериментов для модели печи SNOL 40/1200

Показатели	ПИ + настройщик	ПИ- регулятор
Время эксперимента, часов	37.65	43.74
Экономия по времени, %	13.9	0
Суммарный сигнал управления, ед.	$2.59 \cdot 10^6$	$3.04 \cdot 10^6$
Экономия по расходу энергоносителя, %	14.8	0
Время на обработку возмущений, часов	4.65	6.08
Экономия времени на обработку возмущающих воздействий, %	23.5	0
Среднее значение амплитуды максимального отклонения от задания при возмущении. $^{\circ}\text{C}$	22.55	25.92

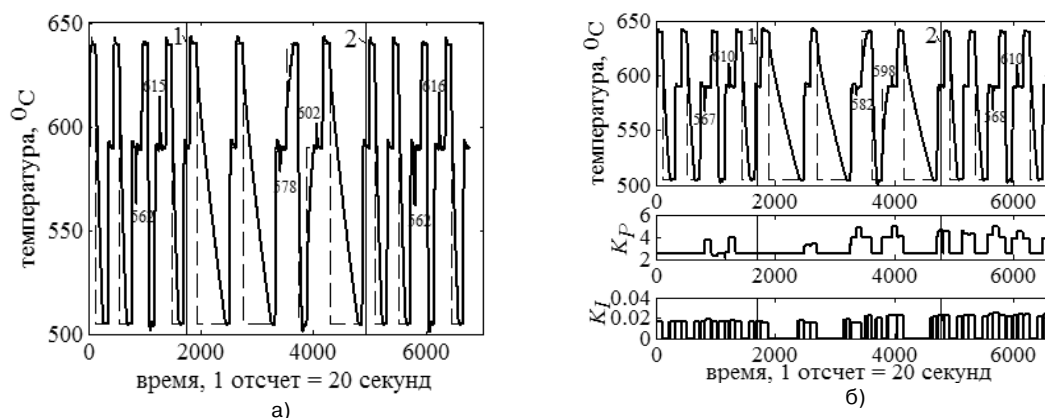


Рис. 6. Результаты для систем с обычным ПИ-регулятором (а) и нейросетевым настройщиком (б) для печи СНОЛ 40/1200
1 – момент загрузки печи; 2 – момент разгрузки печи

Табл. 2. Результаты экспериментов для модели печи SNOL 40/1200

Показатели	ПИ + настройщик	ПИ- регулятор
Время эксперимента, часов	36.53	37.5
Экономия по времени, %	2.6	0
Расход электроэнергии, кВт·ч	33.06	35.5
Экономия по расходу электроэнергии, %	6.9	0
Время на обработку возмущений, часов	0.82	1.03
Экономия времени на обработку возмущающих воздействий, %	20	0
Расход электроэнергии на обработку возмущений, кВт·ч	1.37	1.59
Экономия электроэнергии на обработку возмущающих воздействий, кВт·ч	13.8	0
Среднее значение амплитуды максимального отклонения от задания при возмущении, °C	16.83	22

5. Экспериментальные исследования по управлению электроприводом

Рассмотрим систему автоматизированного управления (САУ) главным электроприводом двухвалковой реверсивной прокатной клетки 1000, которая используется для обжата заготовки прокатными валками. В данном случае каждый из прокатных валков приводится в движение двигателем постоянного тока независимого возбуждения мощностью 3500 кВт.

Как правило, такие электроприводы строятся по схеме ТП-ДПТ с двухзонным регулированием скорости. Управление в первой зоне происходит за счет снижения напряжения пи-

тания якоря, управление во второй зоне происходит за счет ослабления магнитного потока возбуждения.

Захват заготовки прокатными валками производится при номинальном магнитном потоке (первая зона) двигателя (это обусловлено необходимостью поддержания максимального момента), поэтому система регулирования (СУ) тока возбуждения (вторая зона) в данной статье рассматриваться не будет.

Для моделирования построена математическая модель системы подчиненного регулирования скоростью прокатного валка, состоящая из контура тока и внешнего по отношению к нему контура скорости (Рис. 7). Коэффициенты регулятора тока рассчитаны в соответствии с

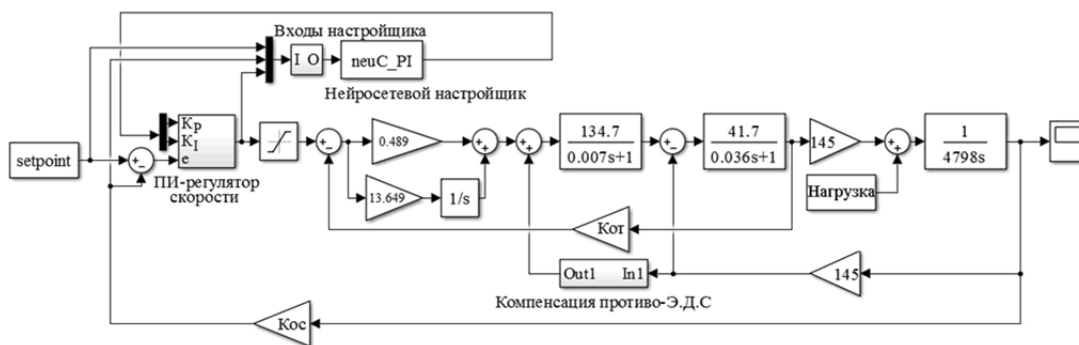


Рис. 7. Упрощенная математическая модель САУ прокатной клетки

настройкой на технический оптимум ($K_P = 0.489$, $K_I = 13.649$), регулятора скорости – на симметричный ($K_P = 1.745$, $K_I = 31.157$).

Задание по скорости реализовано в блоке *setpoint* и изменяется линейно с интенсивностью 10В/с: 0 об/мин (0 В) → 60 об/мин (4 В) → 0 об/мин (0 В) → -60 об/мин (-4 В). Коэффициент обратной связи по скорости K_{oc} равен 0.637; коэффициент обратной связи по току K_{om} равен $9.41 \cdot 10^{-4}$. Момент нагрузки $M_c = 300$ кН·м.

Процесс захвата заготовки прокатными валками является возмущением, характеризующимся ударными нагрузками на главный электропривод прокатной клетки.

Для обработки возмущений, вызванных захватом прокатываемой заготовки, контур скорости расширен добавлением нейросетевого настройщика, реализованного с помощью S-функции *neuC_PI*. Настройщик работает параллельно с работой замкнутого контура и при выявлении момента возникновения возмущения изменяет настройку ПИ-регулятора скорости в соответствии с базой правил.

В ходе эксперимента моделировался цикл работы прокатной клетки (Рис. 8, А): разгон прокатных валков до номинальной скорости

(60 об/мин), захват заготовки, прокат заготовки, «выброс» заготовки, останов, реверс. Для наглядности полученных графиков длина заготовки при моделировании принята равной $L = 1$ метр.

При выявлении возмущения нейросетевой настройщик изменял параметры K_P (Рис. 8, Б) и K_I (Рис. 8, В) регулятора скорости. Это позволило снизить максимальное отклонение по скорости от задания на 25% и время обработки возмущения на 20% (Рис. 8, Г) по сравнению с аналогичной системой управления, но без настройки параметров регулятора скорости.

Подобное улучшение качества процесса обработки возмущения позволит уменьшить длину отрезаемой (бракованной) части заготовки на 30 см (0.3 м – для системы с настройщиком, 0.6 м – для системы без настройщика). В условиях реального производства (длина заготовки равна 20 м) это позволит экономить 1.5% металла, что при высокой интенсивности изготовления проката позволит снизить себестоимость стальной заготовки.

Эксперименты, подобные приведенным выше, были также проведены на натурном стенде с электроприводом постоянного тока. Настройщик позволил снизить максимальное

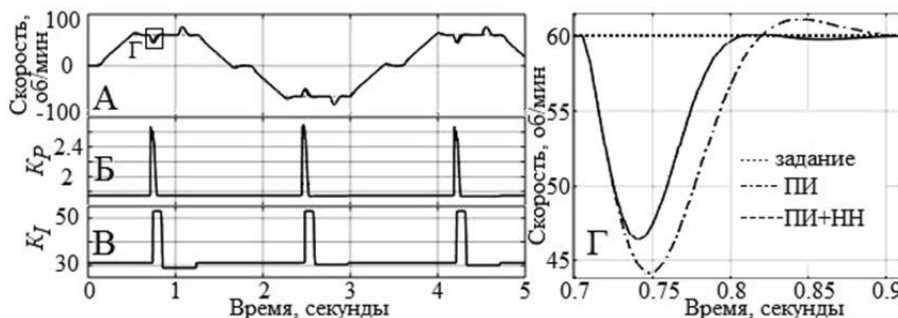


Рис.8. Результаты моделирования для САУ электроприводом прокатной клетки

отклонение по скорости от задания на 11% и время отработки возмущения на 35% относительно системы управления с постоянными параметрами регулятора.

Заключение

Нейросетевой настройщик параметров ПИ-регулятора был усовершенствован для обеспечения возможности отработки ступенчатых возмущений ограниченной амплитуды. Внешние изменения позволяют, не имея модели ОУ, получать значения параметров регулятора для борьбы с возмущениями. Применение настройщика для выбранных объектов позволило сократить время на отработку возмущений на 20%. Для печи также удалось снизить расход электроэнергии на 13.8%, а для электропривода – сократить на 1.5% объем отбракованной продукции. Полученные результаты говорят о возможности интенсификации производства на реальном объекте управления и получения экономического эффекта. В дальнейшем предполагается применить настройщик для контуров управления ЭДС и магнитным потоком двигателя постоянного тока.

Литература

- Astrom K.J., Hagglund T. Advanced PID Control. – Research Triangle Park: ISA, 2006. – 461 p.
- Mimura K., Shiotsuki T. Experimental study of PID auto-tuning for unsymmetrical processes. Proceedings of ICCAS-SICE 2009. – IEEE, 2009. – P. 2967-2971.
- Сташинов Ю.П. К вопросу о настройке системы управления электропривода постоянного тока на модульный оптимум. Часть 1 // Электротехника. – 2016. – № 1. – С. 2-7.
- Pfeiffer V.-M. Towards «plug and control»: self-tuning temperature controller for PLC // International journal of Adaptive Control and Signal Processing. – 2000. – № 14. – P. 519-532.
- Тюкин И.Ю., Терехов В.А. Адаптация в нелинейных динамических системах. – М.: ЛКИ, 2008. – 384 с.
- Li Y., Ang K., Chong C. Patents, software, and hardware for PID control – an overview and analysis of the current art // IEEE Control Systems Magazine. – 2006. – № 26(1). – P. 42–54.
- Александров А.Г., Паленов М.В. Состояние и перспективы развития адаптивных ПИД регуляторов в технических системах // Автоматика и телемеханика. – 2014. – № 2. – С. 16-30.
- Шубладзе А.М., Кузнецов С.И. Автоматически настраивающиеся промышленные ПИ и ПИД регуляторы // Автоматизация в промышленности. – 2007. – № 2. – С. 15–17.
- Schaedel H.M. A new method of direct PID controller design based on the principle of cascaded damping ratios. European Control Conference (ECC). – IEEE, 1997. – P. 1265–1271.
- Alexandrov A.G., Palenov M.V. Self-tuning PID-I controller. Proceedings of the 18th IFAC World Congress. – IFAC, 2011. – P. 3635-3640.
- Ротач В.Я., Кузицин В.Ф., Петров С.В. Настройка регуляторов по переходным характеристикам систем управления без их аппроксимации аналитическими выражениями // Автоматизация в промышленности. – 2009. – № 11. – С.9-12.
- Allaoua B., Gasbaoui B., Mebarki B. Setting up PID DC motor speed control alteration parameters using particle swarm optimization strategy // Leonardo Electronic Journal of Practices and Technologies. – 2009. – Vol. 14. – P. 19–32.
- Bindu R., Namboothiripad M.K. Tuning of PID controller for DC servo motor using genetic algorithm // Emerging Technology and Advanced Engineering. – 2012. – Vol. 2. – № 3. – P. 310–314.
- Erenoglu I., Eksin I., Yesil E., Guzelkaya M. An intelligent hybrid fuzzy PID controller. European Conference on Modelling and Simulation. – Bonn: ECMS, 2006. – P. 62–67.
- Кудинов Ю.И., Келина А.Ю. Упрощенный метод определения параметров нечетких ПИД регуляторов // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2013. – № 1. – С. 12–22.
- Ahmed H., Rajoriya A. Performance Assessment of Tuning Methods for PID Controller Parameter used for Position Control of DC Motor // International Journal of u- and e-Service, Science and Technology. – 2014. – Vol. 7. – № 5. – P. 139-150.
- Anderson K.L., Blankenship G.I., Lebow L.G. A rule-based adaptive PID controller. Proc. 27th IEEE Conf. Decision. Control. – IEEE, 1988. – P. 564-569.
- Omatu S., Khalid M., Yusof R. Neuro-Control and its Applications. – London: Springer, 1995. – 255 p.
- 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.
- 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.
- Макаров И.М., Лохин В.М. Интеллектуальные системы автоматического управления. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2001. – 576 с.
- Еременко Ю.И., Глущенко А.И., Петров В.А. О нейросетевой адаптации параметров ПИ-регулятора контура тока системы управления прокатной клетью в реальном времени // Системы управления и информационные технологии. – 2016. – Т.65. – № 3. – С.62-68.
- 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. – 2015. – Вып. 56. – С. 143-175.
- Song Y., Guo J., Huang X. Smooth Neuroadaptive PI Tracking Control of Nonlinear Systems With Unknown

- and Nonsmooth Actuation Characteristics // IEEE Transactions on neural networks and learning systems. – 2016. – Vol. 99. – P.1-13.
25. Еременко Ю. И., Глущенко А. И. О разработке метода выбора структуры нейронной сети для решения задачи адаптации параметров линейных регуляторов // Управление большими системами. – 2016. – Вып. 62.– С.75-123.
26. Huang G.B., Wang D.H., Lan Y. Extreme learning machines: a survey // International Journal of Machine Learning Cybernetics. – 2011. – № 2. – P. 107-122.

Еременко Юрий Иванович. Заведующий кафедрой СТИ НИТУ «МИСиС». Окончил Таганрогский радиотехнический институт в 1971 году. Доктор технических наук, профессор. Количество печатных работ: более 250. Область научных интересов: системы и методы автоматизации технологических процессов. E-mail: erem49@mail.ru

Глущенко Антон Игоревич. Доцент СТИ НИТУ «МИСиС». Окончил НИТУ «МИСиС» в 2008 году. Кандидат технических наук. Количество печатных работ: 80. Область научных интересов: интеллектуальные адаптивные системы управления технологическими процессами. E-mail: strondutt@mail.ru

Фомин Андрей Вячеславович. Аспирант СТИ НИТУ «МИСиС». Окончил НИТУ «МИСиС» в 2014 году. Количество печатных работ: 14. Область научных интересов: интеллектуальные адаптивные системы управления технологическими процессами. E-mail: verner444@yandex.ru

Петров Владислав Анатольевич. Аспирант СТИ НИТУ «МИСиС». Окончил НИТУ «МИСиС» в 2014 году. Количество печатных работ: 12. Область научных интересов: интеллектуальные адаптивные системы управления технологическими процессами. E-mail: 79040882508@ya.ru

PI-controller neural tuner appliance to reject disturbances acting on plants of different dynamics

Y.I. Eremenko, A.I. Glushchenko, A.V. Fomin, V.A. Petrov

Nowadays, as far as nonlinear industrial plants control is concerned, in most cases the same set of PI-controller parameters is used both to follow a setpoint schedule and reject disturbances. This set is usually found to solve the first of the mentioned tasks. Not only does that lead to disturbances rejection time increase, but also it increases energy consumption. A neural tuner is developed in this research in order to adjust PI-controller parameters should step-like limited disturbances acting on a plant output emerge. An additional neural network is added to its structure to solve this task. Tuner structure, rule base and algorithm are also improved. The rule base is used to define both moments when to train the neural network and the learning rate values. Experiments are conducted with the help of heating furnace and rolling mill DC drive mathematical models and a real muffle electroheating furnace. Having analyzed obtained results, a conclusion could be made that the tuner usage allows to achieve 20% time decrease to reject disturbances in comparison with a conventional PI-controller. Moreover, energy consumption is decreased by 13.8% for furnace, and amount of rejected products is decreased by 1.5% for the DC drive.

Keywords: disturbance, neural tuner, adaptive control, neural network.

References

1. Astrom, K.J., and T. Hagglund. 2006. Advanced PID Control. Research Triangle Park: ISA. 461 p.
2. Mimura, K., and T. Shiotsuki. 2009. Experimental study of PID auto-tuning for unsymmetrical processes. Proceedings of ICCAS-SICE 2009. IEEE. 2967-2971.
3. Stashinov, Ju.P. 2016. К вопросу о настройке системы управления электропривода постоянного тока на модульный оптимум. Chast' 1 [On the issue of control system adjustment of a direct current drive on the modular optimum. Part 1]. Jelektrotehnika [Russian Electrical Engineering]. 1: 2-7.
4. Pfeiffer, B.–M. 2000. Towards «plug and control»: self-tuning temperature controller for PLC. International journal of Adaptive Control and Signal Processing. 14: 519-532.
5. Tjukin, I.Ju., and V.A. Terehov. 2008. Adaptacija v nelinejnyh dinamicheskix sistemah [Adaptation in nonlinear dynamical systems]. Moscow: LKI. 384 p.
6. Li, Y., K. Ang, and C. Chong. 2006. Patents, software, and hardware for PID control – an overview and analysis of the current art. IEEE Control Systems Magazine. 26(1): 42–54.

7. Aleksandrov, A.G., and M.V. Palenov. 2014. Sostojanie i perspektivy razvitiya adaptivnyh PID reguljatorov v tehniceskikh sistemah [Adaptive PID Controllers: State-of-the-Art and Future Developments]. *Avtomatika i telemekhanika* [Automation and remote control]. 2: 16-30.
8. Shubladze, A.M., and S.I. Kuznecov. 2007. Avtomaticheski nastravivajushiesja promyshlennye PI i PID reguljatory [Automatically tunable industrial PI and PID controllers]. *Avtomatizacija v promyshlennosti* [Industrial automation]. 2:15-17.
9. Schaedel, H.M. 1997. A new method of direct PID controller design based on the principle of cascaded damping ratios. *European Control Conference (ECC)*. IEEE. 1265-1271.
10. Alexandrov, A.G., and M.V. Palenov. 2011. Self-tuning PID-I controller. *Proceedings of the 18th IFAC World Congress*. IFAC. 3635-3640.
11. Rotach, V.Ja., V.F. Kuzishhin, and S.V. Petrov. 2009. Nastrojka reguljatorov po perehodnym harakteristikam sistem upravlenija bez ih approksimacii analiticheskimi vyrazhenijami [Controllers tuning based on control systems transients analysis without their approximation with analytical dependencies]. *Avtomatizacija v promyshlennosti* [Industrial automation]. 11: 9-12.
12. Allaoua, B., B. Gasbaoui, and B. Mebarki. 2009. Setting up PID DC motor speed control alteration parameters using particle swarm optimization strategy. *Leonardo Electronic Journal of Practices and Technologies*. 14: 19-32.
13. Bindu, R., and M.K. Namboothiripad. 2012. Tuning of PID controller for DC servo motor using genetic algorithm. *Emerging Technology and Advanced Engineering*. 3(2): 310-314.
14. Erenoglu, I., I. Eksin, E. Yesil, and M. Guzelkaya. 2006. An intelligent hybrid fuzzy PID controller. *European Conference on Modelling and Simulation*. Bonn: ECMS. 62-67.
15. Kudinov, Ju.I., and A.Ju. Kelina. 2013. Uproshhennyj metod opredelenija parametrov nechetkih PID reguljatorov [The Simplified Method of Definition of Parameters Fuzzy Pid Regulators]. *Mehatronika, avtomatizacija, upravlenie* [Mechatronics, automation, control]. 1: 12-22.
16. Ahmed, H., and A. Rajoriya. 2014. Performance Assessment of Tuning Methods for PID Controller Parameter used for Position Control of DC Motor. *International Journal of u- and e-Service, Science and Technology*. 5(7): 139-150.
17. Anderson, K.L., G.I. Blankenship, and L.G. Lebow. 1988. A rule-based adaptive PID controller. *Proc. 27th IEEE Conf. Decision. Control*. IEEE. 564-569.
18. Omatu S., M. Khalid, and R. Yusof. 1995. *Neuro-Control and its Applications*. London: Springer. – 255 p.
19. Chen, J., and T. Huang. 2004. Applying neural networks to on-line updated PID controllers for nonlinear process control. *Journal of Process Control*. 14: 211-230.
20. Reyes, J., C. Astorga, M. Adam, and G. Guerrero. 2010. Bounded neuro-control position regulation for a geared DC motor. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 23: 1398-1407.
21. Makarov, I.M., and V.M. Lohin. 2001. *Intellektual'nye sistemy avtomaticheskogo upravlenija* [Intelligent automatic control systems]. Moscow: FIZMATLIT. 576 p.
22. Eremenko, Y.I., A.I. Glushchenko, and V.A. Petrov. 2016. O nejrosetevoj adaptacii parametrov PI-reguljatora kontura toka sistemy upravlenija prokatnoj klet'ju v real'nom vremeni [Rolling mill current control loop PI-controller parameters adaptation based on neural tuner]. *Sistemy upravlenija i informacionnye tehnologii* [Control systems and information technologies]. 3(65): 62-68.
23. Eremenko, Y.I., D.A. Poleshchenko, and A.I. Glushchenko. 2015. O primenenii nejrosetevogo optimizatora parametrov PI-reguljatora dlja upravlenija nagrevatel'nymi pechami v razlichnyh rezhimah raboty [About usage of PI-controller parameters neural tuner for control of heating furnaces functioning in different modes]. *Upravlenie bol'shimi sistemami* [Large scale systems control]. 56: 143-175.
24. Song, Y., J. Guo, and X. Huang. 2016. Smooth Neuroadaptive PI Tracking Control of Nonlinear Systems With Unknown and Nonsmooth Actuation Characteristics. *IEEE Transactions on neural networks and learning systems*. 99: 1-13.
25. Eremenko, Y.I., and A.I. Glushchenko. 2016. O razrabotke metoda vybora struktury nejronnoj seti dlja reshenija zadachi adaptacii parametrov linejnyh reguljatorov [On development of neural network structure selection method to solve linear controllers parameters adjustment problem]. *Upravlenie bol'shimi sistemami* [Large scale systems control]. 62: 75-123.
26. Huang, G.B., D.H. Wang, and Y. Lan. 2011. Extreme learning machines: a survey. *International Journal of Machine Learning Cybernetics*. 2: 107-122.

Eremenko Yuri. Head STI NUST "MISIS". In 1971 graduated from Taganrog radiotechnical institute. D.Eng.Sc., professor. Author of more than 250 scientific papers. Research interests: methods and systems of technological processes automation. E-mail: erem49@mail.ru

Glushchenko Anton. Assistant STI NUST "MISIS". In 2008 graduated from NUST "MISIS". C.Sc., associate professor. Author of 68 scientific papers. Research interests: technological processes intelligent adaptive control systems. E-mail: strondutt@mail.ru

Fomin Andrey. Postgraduate student STI NUST "MISIS". In 2014 graduated from NUST "MISIS". Author of 14 scientific papers. Research interests: technological processes intelligent adaptive control systems. E-mail: verner444@yandex.ru.

Petrov Vladislav. Postgraduate student STI NUST "MISIS". In 2014 graduated from NUST "MISIS". Author of 12 scientific papers. Research interests: technological processes intelligent adaptive control systems. E-mail: 79040882508@ya.ru