

# АДАПТИВНЫЙ НЕЙРОСЕТЕВОЙ НАСТРОЙЩИК ПИД-РЕГУЛЯТОРА ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ НАГРЕВАТЕЛЬНЫМИ ПЕЧАМИ<sup>1</sup>

А.И. Глущенко

Усовершенствован существующий нейросетевой настройщик ПИ-регулятора таким образом, чтобы осуществлять адаптацию параметров ПИД-регулятора. Для этого определена новая структура нейронной сети для настройщика, модернизирована его база правил, а также получен критерий оценки устойчивости для системы с настройщиком и ПИД-регулятором. Новая версия настройщика применена для управления типовой печью нагрева в рамках численных и натурных экспериментов с целью поддержания требуемого качества переходных процессов при условии нестационарности параметров печи. По сравнению с обычным ПИД-регулятором она позволила сократить энергопотребление печи в рамках натурных экспериментов на 8,4 %.

**Ключевые слова:** нестационарные печи нагрева, нейросетевой настройщик, ПИД-регулятор, устойчивость, база правил.

## ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время П-, ПИ- и ПИД-алгоритмы управления широко применяются в различных отраслях промышленности, так как они просты, надежны и понятны обслуживающему персоналу [1, 2]. При этом они линейны и, как правило, в течение всего периода функционирования технологических объектов сохраняют постоянными значения своих параметров, которые были найдены в процессе пуска-наладки «в среднем» для всех режимов. Однако практически все промышленные агрегаты нелинейные и нестационарные. Применение линейных регуляторов без настройки их параметров для управления подобными объектами приводит к снижению качества переходных процессов и увеличению энергозатрат [3].

Эта проблема особенно актуальна для энергоемких отраслей промышленности, в частности, для металлургии. Один из основных объектов управления (ОУ) со значительным потреблением энергоресурсов в металлургии — нагревательные печи. Значения их параметров (постоянные времени, коэффициенты усиления) изменяются во времени

из-за изменения загрузки печи, значения задания и действующих возмущений (в частности, влияния соседних зон в случае многозонных печей). Возможное решение данной проблемы заключается в применении оптимальных или адаптивных методов управления. При внедрении в промышленность таких методов возникают трудности [4—7], связанные с выбором весовых коэффициентов минимизируемого целевого функционала и сложностью определения функциональной связи между коэффициентами критерия оптимальности и показателями качества управления (перерегулирование и др.). Преодоление этих трудностей приводит к многократному повторению процедуры синтеза регулятора, основанной на знании модели ОУ [8, 9] (что трудно выполнить в условиях производства).

Наиболее перспективны для промышленного применения те адаптивные подходы, в рамках которых не предусмотрена замена базового линейного алгоритма управления [10]. Вместо этого предполагается коррекция его параметров в режиме онлайн [1, 11, 12] путем построения так называемых настройщиков. Подробный обзор таких методов приведен в работах [1—3]. Один из основных подходов к построению настройщиков заключается в предварительной идентификации ОУ с помощью релейного регулятора [10] и тестовых сигналов — ступенчатых [11, 13, 14] и гармонических [10, 15]. Однако в условиях производства такая

<sup>1</sup> Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства образования и науки РФ, договор № 14.575.21.0133 (RFMEFI57517X0133).

идентификация тепловых объектов не всегда обеспечивает необходимое качество управления.

Кроме того, такой настройщик может быть реализован путем применения эталонной модели [3, 16, 17] или интеллектуальных методов управления [18–20]. Эталонная модель позволяет получить уравнения для настройки коэффициентов регулятора, но одним из параметров в ней служит размер шага адаптации, определение которого представляет собой нетривиальную задачу для реального промышленного производства.

Что касается интеллектуальных методов, то они учитывают такие особенности, как знания (нечеткая логика [19, 21], экспертные системы [18]), способности к обучению и обобщению (нейронные сети [20, 22]), которыми обладает инженер АСУТП, настраивающий параметры регулятора без модели ОУ. Проблема заключается в том, что для решения рассматриваемой задачи настройщик должен сочетать в себе все эти способности человека, а упомянутые методы по отдельности не соответствуют данному требованию. Нечеткая логика требует выбора и последующей онлайн-подстройки коэффициентов нормировки значений входных и выходных параметров настройщика. База знаний экспертной системы тесно связана с динамикой конкретного ОУ из-за ограниченности возможностей по оперативному обучению таких систем. Нейронные сети могут быть обучены и автономно, и оперативно, но при этом возникает необходимость в обучающей выборке, содержащей оптимальные значения параметров регулятора для всех возможных ситуаций (для автономного обучения), и в методе расчета значения скорости обучения  $\eta_k^{(q)}$  ( $k$  — номер нейрона,  $q$  — номер слоя) для оперативного обучения, а также в выборе моментов времени, когда такое обучение необходимо. Решение указанных проблем может дать подход, объединяющий в себе несколько указанных методов [23].

В частности, коллективом исследователей, в состав которого входит автор настоящей работы, был предложен нейросетевой настройщик параметров П- и ПИ-регуляторов [24–26], объединяющий нейронные сети, которые обучаются в оперативном режиме, и набор правил (отражающих опыт инженера АСУТП) для расчета скорости  $\eta_k^{(q)}$  такого обучения. Такая структура позволяет преодолеть указанные проблемы и не требует наличия модели ОУ. Данный настройщик применялся для управления как металлургическими электронагревательными печами, так и электроприводами постоянного тока и позволял сохранять качество переходных процессов в условиях изменяющихся во времени значений параметров ОУ. Но нагревательные печи управляются также и с помощью ПИД-регулятора. При этом в работе [24] хотя и

упоминается ПИД-регулятор, однако результаты опытов с ним не приводятся, так как разработанная база правил (взятая из работы [26]) позволяет работать только с ПИ-регуляторами. Более того, в следствиях правил указаны конкретные скорости обучения нейронов выходного слоя, что в некоторой мере привязывает ее к динамике конкретного ОУ. К тому же в работе [24] оценивается только техническая устойчивость системы управления с настройщиком. В работе [25] используется база правил из работы [26] и разработан подход к оценке устойчивости указанной системы на основе второго метода Ляпунова, однако полученные формулы вновь применимы только для П- и ПИ-регуляторов.

Поэтому цель данного исследования состоит в:

- разработке базы правил для настройки параметров ПИД-регулятора, причем чтобы в следствиях правил находились эмпирические формулы для вычисления скорости обучения нейронов выходного слоя, что делает такую базу более универсальной;

- разработке критерия устойчивости на основе второго метода Ляпунова, позволяющего оценивать устойчивость и определять предельную скорость обучения для системы «нейросетевой настройщик + ПИД-регулятор»;

- определении структуры нейронной сети для настройщика в случае работы с ПИД-регулятором.

Достижение этой цели позволит усовершенствовать рассматриваемый подход и сделать его более универсальным.

## 1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Нейросетевой настройщик должен быть применен для системы управления, изображенной на рис. 1. Объектом управления в данной схеме служит однозонная печь нагрева или одна зона многозонной печи (применяемые, в частности, в металлургии и машиностроении), которые могут быть описаны передаточной функцией

$$W(s) = (K/(T_1s + 1))(1/(T_2s + 1))e^{-\tau s}, \quad (1)$$

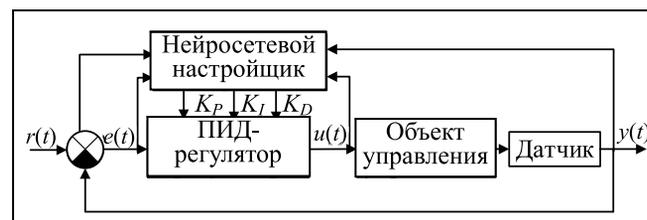


Рис. 1. Система управления с настройщиком:  $r(t)$  — задание,  $e(t)$  — рассогласование,  $u(t)$  — управляющее воздействие,  $y(t)$  — выход ОУ

где  $K$  — коэффициент усиления печи,  $T_1$  и  $T_2$  — постоянные времени печи и термопары,  $c$ ;  $\tau$  — время запаздывания печи,  $c$ ;  $K$ ,  $T_1$  и  $\tau$  не являются постоянными величинами из-за изменения задания для контура управления, загрузки и разгрузки печи, причем их значения неизвестны. График изменения задания ступенчатый и известен априори, как и требуемое качество управления.

Настройщик устанавливается на технологический агрегат, управляемый с помощью ПИД-регулятора с известными постоянными параметрами  $K_p$ ,  $K_I$  и  $K_D$ . Они должны корректироваться с помощью нейросетевого настройщика, чтобы сохранить требуемое качество переходных процессов в условиях нестационарности параметров ОУ.

## 2. ОПИСАНИЕ МОДИФИЦИРОВАННОЙ ВЕРСИИ НЕЙРОСЕТЕВОГО НАСТРОЙЩИКА

Функциональная схема нейросетевого настройщика приведена на рис. 2. Он вызывается дискретно один раз в  $\Delta t$  секунд, получает данные от системы управления и отправляет их в активную на данный момент нейронную сеть. Поскольку нагревательные печи представляют собой несимметричные ОУ [27] (необходимо контролировать два процесса с разной динамикой), применяются две сети, отвечающие за процессы нагрева и охлаждения. Для каждого из них необходимо найти свой набор параметров регулятора. В моменты изменения уставки переключатель выбирает сеть, которая будет использоваться далее, исходя из соотношения текущей  $r(t)$  и предыдущей  $r_{old}$  уставок. База правил определяет, когда и с какой скоростью обучать активную сеть в оперативном режиме.

Далее необходимо определить параметры настройщика для случая адаптации параметров ПИД-регулятора.

### 2.1. Определение структуры нейронной сети

Структура нейронных сетей (рис. 3) была выбрана в соответствии с методом, приведенным в работе [24] и основанном на теоремах о достаточ-

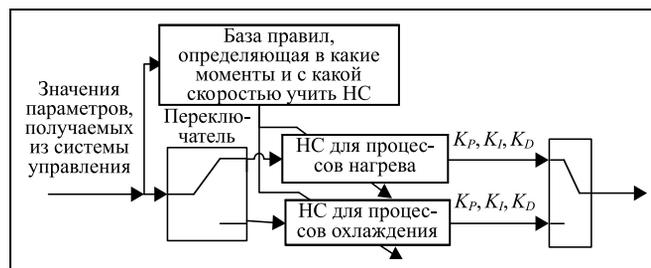


Рис. 2. Нейросетевой настройщик с двумя нейронными сетями (НС)

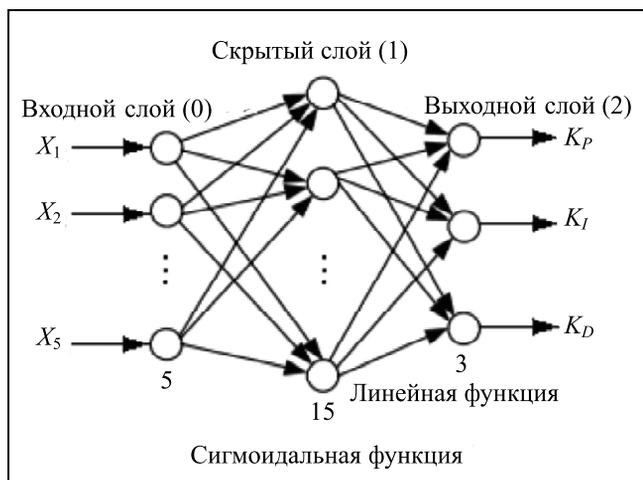


Рис. 3. Выбранная структура нейронных сетей

ности структур сетей. Ее авторами предположено, что настройщик на своих входах должен иметь не меньше данных, чем настраиваемый регулятор. Поэтому в данном случае набор входных нейронов определяется в результате анализа разностного уравнения ПИД-регулятора для ступенчатого графика задания. Выход регулятора зависит от пяти измеряемых величин:

$$u(t_k) = K_I \Delta t r - (K_p + K_I \Delta t + K_D / \Delta t) y(t_k) + (2K_D / \Delta t + K_p) y(t_k - \Delta t) - (K_D / \Delta t) y(t_k - 2\Delta t) + u(t_k - \Delta t).$$

Поэтому входной слой сетей состоит из пяти нейронов ( $N_{input} = 5$ ), в том числе два из них являются задержанными сигналами с выхода ОУ ( $N_{delay} = 2$ ) — значения уставки  $r$  ( $X_1$ ), выхода ОУ  $y(t_k)$  ( $X_2$ ),  $y(t_k - \Delta t)$  ( $X_3$ ) и  $y(t_k - 2\Delta t)$  ( $X_4$ ), выхода ПИД-регулятора  $u(t_k - \Delta t)$  ( $X_5$ ).

Количество скрытых нейронов вычисляется с помощью формулы [24]  $N_{hidden} = (2N_{input} + 1) + N_{av} + N_{delay} - 1$ , которая основана на анализе теорем R. Hecht-Nielsen [28], G.В. Huang и др. [29], а также учитывает, что выход ОУ усредняется в промышленных системах управления. В данном исследовании число точек усреднения  $y(t)$  равно трем ( $N_{av} = 3$ ). Тогда  $N_{hidden} = 15$ .

### 2.2. Обучение нейронных сетей

В момент запуска нейросетевой настройщик обучается с помощью метода экстремального обучения [29] таким образом, чтобы выходы нейронных сетей были равны значениям параметров ПИД-регулятора, использовавшимся до установки настройщика с систему управления. После этого

обе сети обучаются оперативно с помощью метода обратного распространения ошибки:

$$\Delta \omega_{kj}^{(2)}(t) = \eta_k^{(2)} e_k O_j^{(1)}, \quad \Delta b_k^{(2)}(t) = \eta_k^{(2)} e_k,$$

$$k = \overline{1, 3}, \quad j = \overline{1, 15},$$

$$\Delta \omega_{ji}^{(1)}(t) = \eta^{(1)} \left[ \sum_{k=1}^3 e_k \omega_{kj}^{(2)} (dO_j^{(1)} / ds_j^{(1)}) \right] X_i,$$

$$\Delta b_j^{(1)}(t) = \eta^{(1)} \left[ \sum_{k=1}^3 e_k \omega_{kj}^{(2)} (dO_j^{(1)} / ds_j^{(1)}) \right],$$

$$j = \overline{1, 15}, \quad i = \overline{1, 5}.$$

Каждый выходной нейрон обучается в соответствии со своей ошибкой  $e_2(t) = e(t) = r(t) - y(t)$ ,  $e_1(t) = e_2(t) - e_2(t - \Delta t)$  и  $e_3 = e_2(t) - 2e_2(t - \Delta t) + e_2(t - 2\Delta t)$  и скоростью обучения  $\eta_1^{(2)}$ ,  $\eta_2^{(2)}$ ,  $\eta_3^{(2)}$ . Скорость обучения нейронов скрытого слоя  $\eta^{(1)}$  постоянна, одинакова для всех нейронов и равняется  $10^{-5}$  согласно работе [30],  $O_j^{(1)}$  — выход  $j$ -го нейрона скрытого слоя,  $dO_j^{(1)} / ds_j^{(1)}$  — производная функции активации скрытого слоя. Значения  $\eta_1^{(2)}$ ,  $\eta_2^{(2)}$ ,  $\eta_3^{(2)}$  вычисляются согласно базе правил при каждом вызове настройщика.

### 2.3. База правил для настройки ПИД-регулятора

База правил для настройки П- и ПИ-регуляторов приведена в работе [26]. В данном случае она модифицирована для корректировки сигнала  $K_D$ , а кроме того, следствия правил представляют собой эмпирически полученные формулы для вычисления скорости обучения нейронов сети. Это делает данную базу не привязанной к динамике конкретного ОУ.

Основные обозначения:  $N_n$  — амплитуда шума, измеренная в установившемся режиме;  $r$  и  $r_{old}$  — текущее и предыдущее значения задания для контура управления;  $K_P \uparrow$  — увеличить  $K_P$ ;  $K_I \uparrow$  — увеличить  $K_I$ ;  $K_D \uparrow$  — увеличить  $K_D$ ;  $K_P \downarrow$  — уменьшить  $K_P$ ;  $K_D \downarrow$  — уменьшить  $K_D$ ;  $K_I \downarrow$  — уменьшить  $K_I$ ;  $v_{max}$  — максимально допустимая скорость изменения  $y(t)$  согласно технологической инструкции;  $\sigma = 100\% (y_{max} - r(t)) / (r(t) - r_{old})$  — перерегулирование для текущего переходного процесса;  $S\%$  — требуемая статическая ошибка;  $X\%$  — требуемое значение  $\sigma$ ;  $y_{max}$  — амплитуда первого пика переходного процесса. Если скорость изменения выхода ОУ оказалась ниже значения  $N_n$  до того, как кривая выхода ОУ в первый раз пересекла задание, то перерегулирование  $\sigma$  приравнивается к нулю.

Настройщик начинает обучение, если значение  $u(t)$  находится в допустимых пределах. Если в настоящее время идет переходный процесс и  $|e(t)| \geq 0,2|r - r_{old}|$ , и  $|e(t)| \leq 0,9|r - r_{old}|$ , и:

**Правило 1:** если  $|y(t) - y(t - \Delta t)| < N_n$ , то  $K_P \uparrow$  и  $K_D \uparrow$ ;  $\eta_1^{(2)}$  и  $\eta_3^{(2)}$  вычисляются согласно формулам

$$Sp = (|r(t) - y(t)| / |r(t) - r_{old}|) \times |y(t) - y(t - \Delta t)| / |r(t) - r_{old}|;$$

$$\eta_1^{(2)} = K_P(t)Sp, \quad \eta_3^{(2)} = K_D(t)Sp. \quad (2)$$

**Правило 2:** если  $|y(t) - y(t - \Delta t)| > v_{max}$ , то  $K_P \downarrow$  и  $K_D \downarrow$ ;  $\eta_1^{(2)}$  и  $\eta_3^{(2)}$  вычисляются согласно формулам

$$Sp = \frac{|r(t) - y(t)|}{N_{hidden}|r(t) - r_{old}|} \cdot \frac{|y(t) - y(t - \Delta t)|}{|r(t) - r_{old}|} \times \frac{|y(t - \Delta t) - y(t - 2\Delta t)|}{|r(t) - r_{old}|};$$

$$\eta_1^{(2)} = K_P(t)Sp, \quad \eta_3^{(2)} = K_D(t)Sp.$$

Если эти два правила не сработали и  $|e(t)| \leq 0,2|r - r_{old}|$ , то:

**Правило 3:** если в момент изменения задания  $|e(t)| < S\%|r - r_{old}|$ , и система управления устойчива, то текущее значение  $u$  сохраняется в специальный массив как эталонное значение  $u_{et}$  для данного значения  $r$ . Если после этого будет еще один переходный процесс к данной уставке  $r$ , и кривые  $y(t)$  и  $r$  пересекутся в первый раз в течение такого процесса, то извлекается текущее значение сигнала управления из И-канала регулятора  $u_i$ . Если  $u_i < u_{et}$ , то принимается решение  $K_I \uparrow$ , иначе —  $K_I \downarrow$ .

**Правило 4:** если есть решение  $K_I \uparrow$ , и  $\sigma > X\%|r - r_{old}|$ , то  $K_P \downarrow$ ,  $K_D \downarrow$ ;  $\eta_1^{(2)}$  и  $\eta_3^{(2)}$  вычисляются согласно формулам (2).

**Правило 5:** если есть решение  $K_I \uparrow$ , и  $\sigma < X\% \times |r - r_{old}|$ , и  $e(t) > S\%|r - r_{old}|$ , и  $|y(t) - y(t - 2\Delta t)| < N_n$ , то  $K_I \uparrow$ ,  $K_D \uparrow$ ;  $\eta_2^{(2)}$  и  $\eta_3^{(2)}$  вычисляются согласно формулам

$$Sp = \left( \frac{|r(t) - y(t)|}{|r(t) - r_{old}|} - S\% / 100\% \right) \cdot \frac{|y(t) - y(t - \Delta t)|}{|r(t) - r_{old}|} \times \frac{|y(t - \Delta t) - y(t - 2\Delta t)|}{|r(t) - r_{old}|};$$

$$\eta_2^{(2)} = K_I(t)Sp, \quad \eta_3^{(2)} = K_D(t)Sp. \quad (3)$$

**Правило 6:** если есть решение  $K_I \downarrow$ , и  $e(t) > S\%|r - r_{old}|$ , и  $|y(t) - y(t - 2\Delta t)| > N_n$ , то

$K_P^\downarrow$ ,  $K_D^\downarrow$ ;  $\eta_2^{(2)}$  и  $\eta_3^{(2)}$  вычисляются согласно формулам (3).

Правила 1–6 можно описать таким образом. Переходный процесс делится на две части для анализа. Если он завершен минимум на 10 %, но не более чем на 80 %, то рассматривается скорость переходного процесса. Если она выше или ниже допустимой, то корректируются значения  $K_P$  и  $K_D$  в сторону уменьшения или увеличения соответственно для придания переходному процессу необходимой динамики. Если кривая выхода ОУ уже пересекла кривую задания в первый раз и возникло недопустимое перерегулирование, то причиной этого может быть избыточное значение как  $K_P$ , так и  $K_I$ . Поэтому используется указанный выше массив для однозначного ответа на данный вопрос. При возникновении статической ошибки необходимо увеличивать значение  $K_I$ .

Эти правила подходят для процессов нагрева. Для процессов охлаждения разработан следующий набор правил (из предыдущего набора используются правила 3, 5 и 6).

**Правило 7:** если  $|y(t) - y(t - \Delta t)| < N_n$  и  $|e(t)| > S\%|r - r_{old}|$ , и кривая  $y(t)$  еще не пересекла кривую  $r$ , то  $K_I^\uparrow$ ,  $K_D^\uparrow$ ;  $\eta_2^{(2)}$  и  $\eta_3^{(2)}$  вычисляются согласно формулам (3).

**Правило 8:** если кривая  $y(t)$  уже пересекла кривую  $r$ , и  $y(t) > r$ , и  $|e(t)| > S\%|r - r_{old}|$ , то  $K_P^\downarrow$ ,  $K_D^\downarrow$ ;  $\eta_1^{(2)}$  и  $\eta_3^{(2)}$  вычисляются согласно формулам

$$Sp = (|r(t) - y(t)|/|r(t) - r_{old}| - S\%/100\%) \times |y(t) - y(t - \Delta t)|/|r(t) - r_{old}|;$$

$$\eta_1^{(2)} = K_P(t)Sp, \quad \eta_3^{(2)} = K_D(t)Sp. \quad (4)$$

**Правило 9:** если кривая  $y(t)$  уже пересекла кривую  $r$ , и  $|e(t)| > X\%|r - r_{old}|$ , то  $K_P^\downarrow$ ,  $K_D^\downarrow$ ;  $\eta_1^{(2)}$  и  $\eta_3^{(2)}$  вычисляются согласно формулам

$$Sp = (|r(t) - y(t)|/|r(t) - r_{old}| - X\%/100\%) \times |y(t) - y(t - \Delta t)|/|r(t) - r_{old}|;$$

$$\eta_1^{(2)} = K_P(t)Sp, \quad \eta_3^{(2)} = K_D(t)Sp. \quad (5)$$

**Правило 10:** если есть решение  $K_P^\downarrow$  и  $\sigma > X\%|r - r_{old}|$ , и  $e(t) > S\%|r - r_{old}|$ , и  $|y(t) - y(t - 2\Delta t)| < N_n$ , то  $K_P^\uparrow$ ,  $K_D^\uparrow$ ;  $\eta_1^{(2)}$  и  $\eta_3^{(2)}$  вычисляются согласно формулам (5).

Особенность этого набора правил заключается в том, что в данном случае значение сигнала управления ограничено снизу нулевым значением, а максимально возможная скорость остывания оп-

ределяется отдачей тепла печью во внешнюю среду. Поэтому в случае нулевого перерегулирования по итогам переходного процесса производится увеличение значения  $K_I$ , а не  $K_P$  (что привело бы к тому, что к моменту достижения задания в И-канале регулятора остался бы избыточный сигнал управления, который затем отбросил бы выход ОУ обратно в сторону увеличения температуры). При наличии перерегулирования производится корректировка  $K_P$ .

Скорость обучения  $\eta_k^{(2)}$ , рассчитанная по правилам, может быть слишком большой для текущего состояния ОУ. Это может привести к его нестабильности. Данная ситуация предотвращается с помощью разработанного критерия устойчивости (см. далее § 3).

#### 2.4. Промежуток времени между последовательными вызовами нейросетевого настройщика

Как уже упоминалось, настройщик вызывается один раз в  $\Delta t$  секунд. Метод расчета значения  $\Delta t$  предложен в работе [24]. Он основан на теореме Г.В. Huang и др. [29] и том факте, что настройщик применяется к уже функционирующему агрегату. Таким образом, известно время переходных процессов для данного графика заданий для текущих параметров ПИД-регулятора. Это время усредняется для последовательности рассматриваемых уставок и делится на  $N_{hidden}$  для получения значения  $\Delta t$ .

### 3. ОЦЕНКА УСТОЙЧИВОСТИ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ С НАСТРОЙЩИКОМ

Способ оценки устойчивости системы управления (см. рис. 1), но в случае применения П- или ПИ-регуляторов, предложен в работе [25]. Он основан на применении второго метода Ляпунова. Предполагается дискретно вычислять выбранную функцию Ляпунова и ее производную. На этой основе вычисляется максимально допустимое значение скорости обучения  $\eta_{kmax}^{(2)}$  нейронов выходного слоя. Для применения данного метода к системе на основе ПИД-регулятора в первую очередь необходимо модифицировать функцию Ляпунова, приведя ее к виду

$$V(E) = 0,5 \sum_{i=1}^3 e_i^2(t) = 0,5(e_1^2(t) + e_2^2(t) + e_3^2(t)),$$

и получить выражение для ее производной в дискретном виде

$$\Delta V = \frac{1}{\Delta t} \sum_{i=1}^3 \Delta e_i(t)e_i(t) + \frac{1}{2\Delta t} \sum_{i=1}^3 \Delta e_i^2(t). \quad (6)$$

Все значения  $e_i$  и  $\Delta e_i$  могут быть вычислены, используя значения  $r(t)$  и  $y(t)$ . Поэтому выражение (6) для случая ступенчатого изменения задания записывается в виде

$$\Delta V(t) = \frac{1}{2\Delta t} [9y^2(t) + 30y^2(t - \Delta t) + 16y^2(t - 2\Delta t) + y^2(t - 3\Delta t) + y(t)(-30y(t - \Delta t) + 18y(t - 2\Delta t) - 4y(t - 3\Delta t)) + y(t - \Delta t)(-42y(t - 2\Delta t) + 10y(t - 3\Delta t)) + y(t - 2\Delta t)(-8y(t - 3\Delta t)) + 2r(t)(y(t - \Delta t) - y(t))] \leq 0.$$

Это выражение позволяет проверять выполнение достаточного критерия устойчивости каждые  $\Delta t$  секунд, т. е. при каждом вызове настройщика. Более того, его можно рассматривать как неравенство, где  $y(t)$  — переменная. Зная действительное значение  $y(t)$  и, решив это неравенство, желаемое значение выхода ОУ  $y_{st}(t)$  [25], при котором система управления была бы устойчива в текущий момент времени, вычисляются максимально допустимые поправки для  $K_p$ ,  $K_I$  и  $K_D$ :  $\Delta K_p \leq (y_{st}(t) - y(t)) (K_p + K_D/\Delta t)/e(t)$ ,  $\Delta K_I \leq (y_{st}(t) - y(t)) (K_p + K_D/\Delta t)/(e(t)\Delta t/dt)$ ,  $\Delta K_D \leq (y_{st}(t) - y(t)) (K_p + K_D/\Delta t)/(e(t) - e(t - \Delta t))$ . Здесь  $dt$  — интервал дискретизации работы центрального процессора программируемого логического контроллера (ПЛК), в рамках которого реализован ПИД-регулятор.

С помощью математической модели метода обратного распространения ошибки, выражений для  $\Delta K_p$  ( $\Delta K_1$ ),  $\Delta K_I$  ( $\Delta K_2$ ),  $\Delta K_D$  ( $\Delta K_3$ ) и учитывая результаты, приведенные в работе [25], было получено выражение для вычисления максимально допустимой в данный момент скорости обучения нейронов выходного слоя  $\eta_{kmax}^{(2)}$  нейронной сети настройщика:

$$\eta_{kmax}^{(2)} = \Delta K_k / \left[ e_k^2 \left( \sum_{j=1}^{15} ((O_j^{(1)})^2 + 1) \right) \right], \quad k = \overline{1, 3}.$$

Выбор скорости обучения для текущего вызова настройщика ведется согласно выражению

$$\begin{cases} \eta_k^{(2)} = 0, \text{ если } \Delta V \geq 0 \text{ и } (K_p \text{ и } K_D) \text{ или } (K_I \text{ и } K_D) \text{ следует увеличивать,} \\ \eta_k^{(2)} = \eta_{kmax}^{(2)}, \text{ если } \Delta V \geq 0 \text{ и } (K_p \text{ и } K_D) \text{ или } (K_I \text{ и } K_D) \text{ следует снижать,} \\ 0 \leq |\eta_k^{(2)}| \leq |\eta_{kmax}^{(2)}| \text{ для всех остальных случаев.} \end{cases} \quad (7)$$

Далее были проведены численные и натурные эксперименты на типовой нагревательной печи.

## 4. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

### 4.1. Численные эксперименты

Математические модели электронагревательной печи СНОЛ-1,6,2,5.1/11-И4 — типового теплотехнического агрегата — были применены для проведения экспериментов. Печь была идентифицирована в двух состояниях: пустая печь (8) и загруженная на 20–25 % по массе стальной литой заготовкой (9), поскольку такой перепад по массе загрузки типичен для, например, нагревательных печей прокатного производства в металлургии:

$$W_{un}(s) = \frac{20,72}{1336s + 1} \cdot \frac{1}{69,4s + 1} e^{-64s}, \quad (8)$$

$$W_{ld}(s) = \frac{20,72}{2683s + 1} \cdot \frac{1}{35s + 1} e^{-90s}. \quad (9)$$

Идентификация осуществлена в лабораторных условиях только для проведения численных экспериментов. В условиях производства она трудноосуществима.

Для моделирования в Matlab была реализована модель системы управления (рис. 4). Здесь Subsystem — ПИД-регулятор, Saturation — блок ограничения управляющего воздействия в интервале [0, 100], Sysyst — модель ОУ вида (1), Subsystem1 — подсистема формирования входных сигналов для настройщика, S-Function — реализация нейросетевого настройщика. При этом параметры полученных моделей были неизвестны настройщику.

Цикл изменения значения уставки был определен следующим образом: переход от 590 до 640 °С, затем до 505 °С и назад до 590 °С. Такой график — это уменьшенный в 1,8 раза график изменения уставок для одной из зон печей нагрева металла перед прокатом АО «Оскольский электрометаллур-

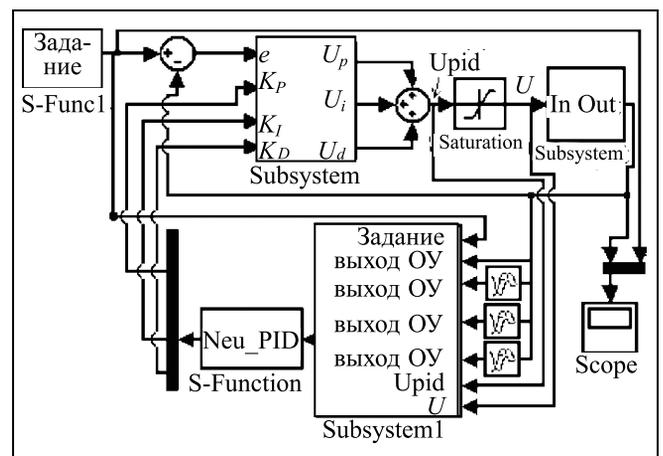


Рис. 4. Модель системы управления в Matlab

гический комбинат». Требуемое качество переходных процессов определено как  $X\% = S\% = \sigma_{\max} = 100\% \cdot (y_{\max} - r(t)) / (r(t) - r_{old}) = 5\%$ . Если значение  $S\%$  было ниже  $5\%$  от  $(r(t) - r_{old})$  в течение 30 мин, то значение уставки изменялось согласно описанному выше графику. Начальные значения для  $K_p$ ,  $K_I$  и  $K_D$  были определены для переходного процесса 505–590 °С для модели пустой печи

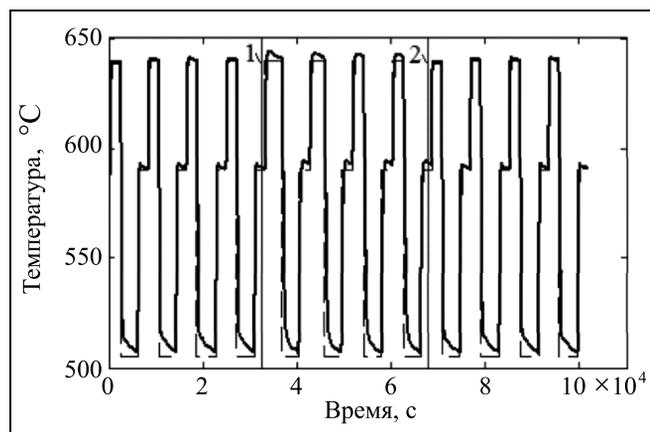


Рис. 5. Результаты применения ПИД-регулятора в рамках численного эксперимента

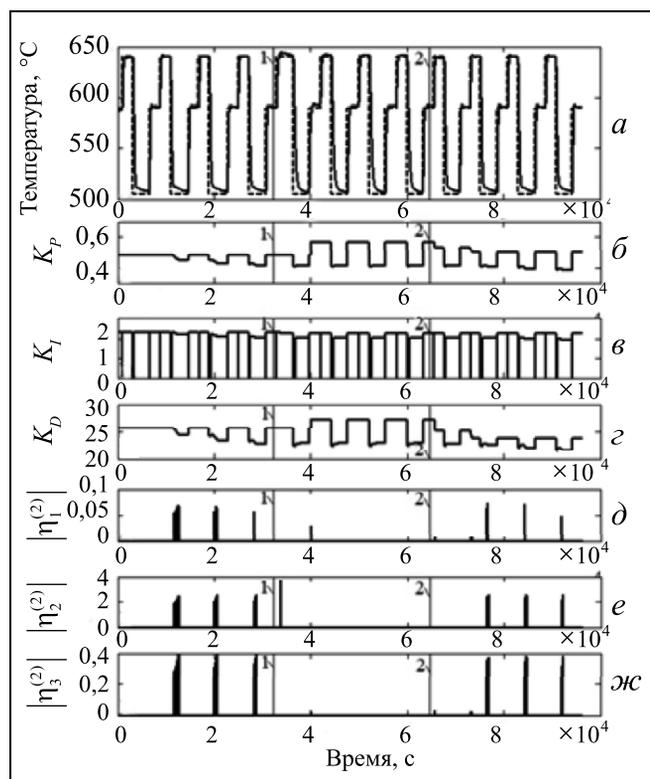


Рис. 6. Результаты для нейросетевого настройщика в рамках численного эксперимента

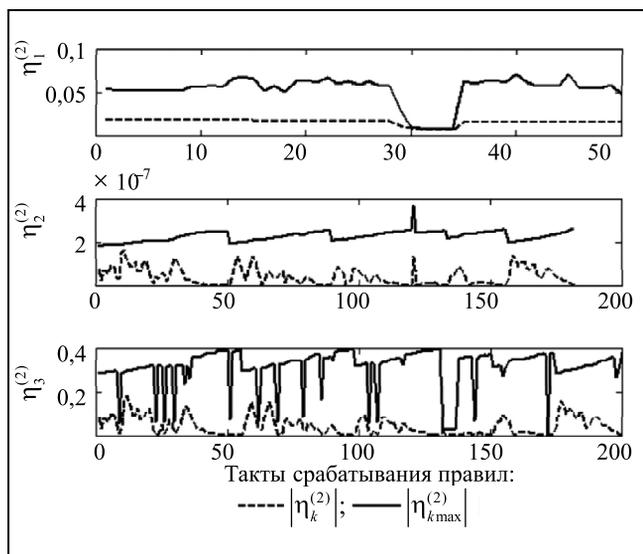


Рис. 7. Абсолютные значения скоростей обучения нейронов выходного слоя НС (численный эксперимент)

таким образом, чтобы удовлетворить требованию  $X\% = S\% = \sigma_{\max} = 5\%$ , —  $K_p = 0,48$ ;  $K_I = 0,00023$ ;  $K_D = 25,6$ .

Результаты, полученные для систем с ПИД-регулятором и нейросетевым настройщиком, представлены на рис. 5 и 6 соответственно (здесь и далее: линия 1 — переключение на модель загруженной печи, линия 2 — переключение на модель пустой печи).

Уровень перерегулирования превышал  $X\%$  для системы с ПИД-регулятором (см. рис. 5) в те моменты, когда применялась модель загруженной печи. Это привело к более длительным переходным процессам по сравнению с системой на основе нейросетевого настройщика (рис. 6, а). Он изменял параметры  $K_p$  (рис. 6, б),  $K_I$  (рис. 6, в),  $K_D$  (рис. 6, г), чтобы поддерживать требуемое качество переходных процессов.

Кривые для скорости обучения, вычисленной по правилам,  $\eta_k^{(2)}$  и максимально допустимой скорости  $\eta_{k\max}^{(2)}$ ,  $k = 1, 2, 3$ , для нейронов выходного слоя приведены на рис. 6, д, е и 6, ж. Большую часть времени все эти значения равнялись нулю. Исключив все такие моменты из этих рисунков, получим кривые, которые показаны на рис. 7. В большинстве случаев справедливо  $|\eta_{k\max}^{(2)}| > |\eta_k^{(2)}|$ . В целом, скорость для обучения выбиралась согласно выражению (7). Это позволило обеспечить устойчивость системы управления. Сводные данные по эксперименту приведены в табл. 1.

В сходном эксперименте, но с ПИ-регулятором, в работе [26] были получены следующие результаты. Время опыта: с настройщиком — 27,88 ч, с ПИ-регулятором — 30,86 ч; время переходных процессов: с настройщиком — 9,88 ч, с ПИ-регулятором — 12,86 ч; суммарное управление: с настройщиком — 2 762 413 ед., с ПИ-регулятором — 3 108 236 ед. Таким образом, использование Д-канала в регуляторе для обеих систем управления (и с настройщиком, и без него) позволило уменьшить как время опыта и переходных процессов, так и суммарное управление относительно соответствующего опыта с ПИ-регулятором.

Однако в данном опыте производилось переключение между двумя, по сути, линейными моделями ОУ. Реальные печи нагрева нелинейные. Поэтому был проведен эксперимент на самой печи, для которой были получены данные модели.

#### 4.2. Натурные эксперименты

Настройщик был реализован с помощью языка Structured Text в виде функционального блока FB. Этот язык поддерживается большинством производителей ПЛК. В данной работе использовался контроллер S7-300 с центральным процессором 314-2DP, широко применяемый в различных отраслях промышленности. Упомянутый функциональный блок с настройщиком был интегрирован в память ПЛК и занимал 32 КБ. Для реализации ПИД-регулятора использовался стандартный блок FB58. Выходы настройщика записывались в ячейки памяти ПЛК, из которых FB58 считывал  $K_P$ ,  $K_I$ ,  $K_D$ .

Эксперименты проводились на электронагревательной печи СНОЛ-1,6.2,5.1/11-И4 — типовом теплотехническом агрегате. Организация системы управления печью показана на рис. 8.

График изменения задания соответствовал численным экспериментам. В ходе каждого эксперимента было проведено 36 переходных процессов: двенадцать — с пустой печью, затем двенадцать — с печью, загруженной стальной литой заготовкой объемом 20—25 % от внутреннего объема печи,

Таблица 1

Результаты численных экспериментов

Показатель	ПИД-регулятор	Нейросетевой настройщик	Экономия по показателю, %
Время эксперимента, ч	28,29	26,55	6,2
Время переходных процессов, ч	10,29	8,55	16,9
Суммарное управление, ед.	2 832 511	2 571 117	9,2

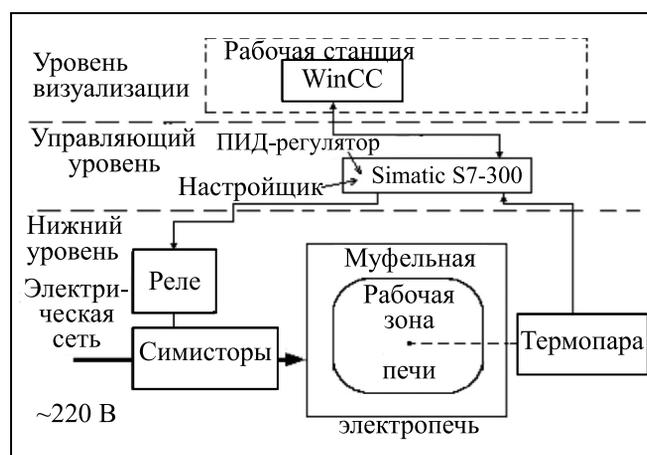


Рис. 8. Реализация системы управления печью

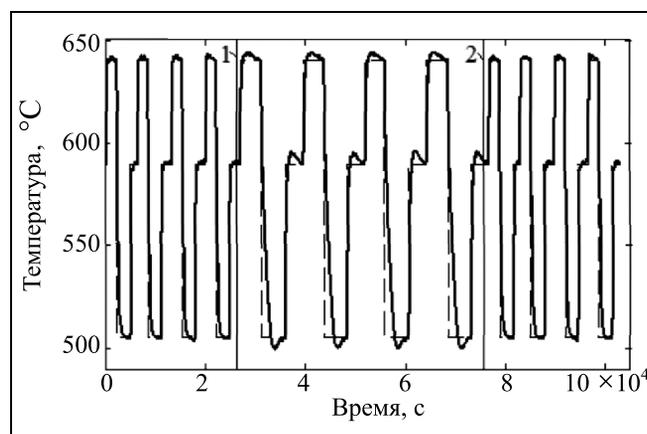


Рис. 9. Результаты применения ПИД-регулятора в рамках натурального эксперимента

после этого — двенадцать переходных процессов с пустой печью. Требуемое качество переходных процессов соответствовало численным экспериментам. Начальные значения для  $K_P$ ,  $K_I$  и  $K_D$  были определены для переходного процесса 505—590 °С для пустой печи таким образом, чтобы удовлетворять требованию  $X\% = S\% = \sigma_{\max} = 5\%$ , —  $K_P = 1,2$ ;  $K_I = 0,0024$ ;  $K_D = 18$ . Результаты, полученные для систем с ПИД-регулятором и настройщиком, представлены на рис. 9 и 10 соответственно.

Анализ данных графиков позволяет сделать вывод о том, что полученные результаты, в целом, совпадают с результатами численных экспериментов. Кривые для скорости обучения  $\eta_k^{(2)}$ , вычисленной правилами, и максимально допустимой скорости  $\eta_{k\max}^{(2)}$ ,  $k = 1, 2, 3$ , для нейронов выходного слоя приведены на рис. 10, д, 10, е и 10, ж.

Исключая моменты времени, когда скорости равны нулю, получаем кривые, приведенные на рис. 11.

Анализ данных кривых вновь позволяет утверждать, что критерий (7) позволил обеспечить устойчивость системы управления.

Результаты всех натуральных экспериментов также приведены в табл. 2.

В сходном эксперименте, но с ПИ-регулятором, в работе [24] были получены следующие ре-

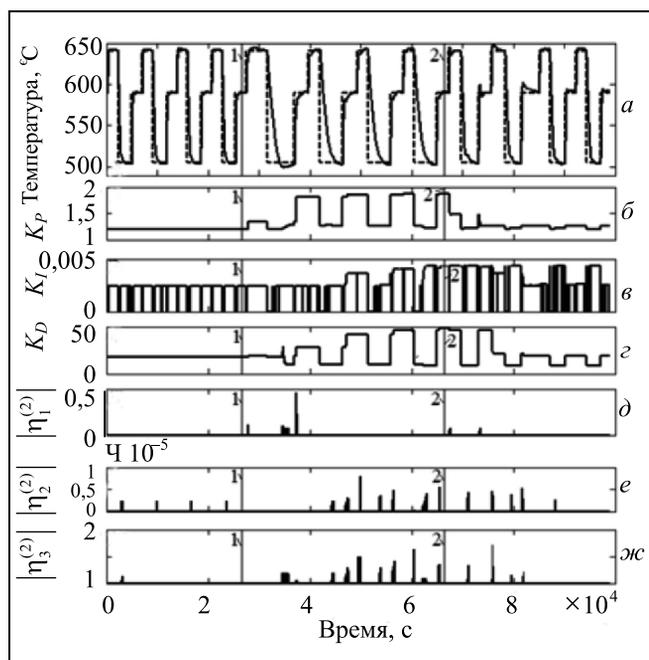


Рис. 10. Результаты применения настройщика в рамках натурального эксперимента

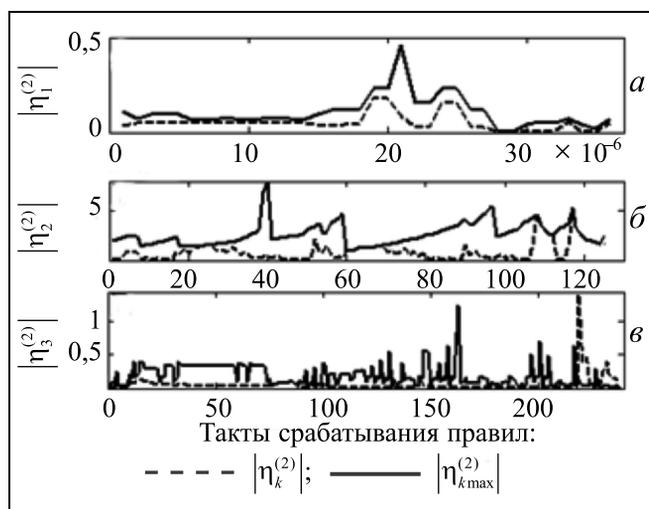


Рис. 11. Абсолютные значения скоростей обучения нейронов выходного слоя НС

Таблица 2

### Результаты натуральных экспериментов

Показатель	ПИД-регулятор	Нейросетевой настройщик	Экономия по показателю, %
Время эксперимента, ч	28,66	27,42	4,3
Время переходных процессов, ч	10,66	9,42	11,6
Расход электроэнергии, кВт·ч	17,48	16,02	8,4

зультаты. Время опыта: с настройщиком — 29,08 ч, с ПИ-регулятором — 37,7 ч; время переходных процессов: — с настройщиком — 11,88 ч, с ПИ-регулятором — 19,7 ч. Что касается энергопотребления для опытов с ПИ-регулятором, то его сравнение с экспериментами с ПИД-регулятором является некорректным, поскольку опыты проводились с разницей практически в четыре года, при этом печь использовалась достаточно интенсивно, что привело к сильному износу футеровки. Поэтому был сделан вывод только о том, что Д-канал позволил уменьшить время переходных процессов.

В целом, анализируя результаты всех экспериментов, отметим, что при постоянной нагрузке печи в течение 12 переходных процессов параметры ПИД-регулятора устанавливаются на постоянных значениях. Это означает, что настройщик сумел подобрать для каждого из двух имеющихся режимов необходимые для обеспечения требуемого качества переходных процессов значения параметров ПИД-регулятора. В дальнейшем настройщик можно отключить и просто переключаться между ними, реализуя стратегию табличной адаптации (gain scheduling) [31]. Однако для реальных производственных процессов, протекающих в промышленных печах (например, металлургических), применение данной стратегии затруднено, поскольку число возможных режимов достаточно сложно определить заранее. Например, загрузка печи металлом даже одной и той же марки отличается по массе от плавки к плавке. Также необходимо учитывать дрейф параметров ОУ и влияние соседних зон для многозонных печей.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Нейросетевой настройщик был усовершенствован таким образом, чтобы он мог подстраивать параметры ПИД-регуляторов. Для этого была выбрана структура нейронной сети (5-15-3) на основе анализа разностного уравнения такого регулято-



ра. Также доработана база правил, а для следствий правил определены эмпирические формулы расчета скорости обучения. Получен критерий устойчивости системы управления с настройщиком для случая подстройки ПИД-регуляторов в условиях ступенчатого изменения уставки.

Новая версия настройщика была применена для управления печью нагрева с нестационарными параметрами, в которую производилась загрузка стальной заготовки. Это для натуральных экспериментов позволило сократить время переходных процессов на 11,6 % и энергопотребление на 8,4 % по сравнению с обычным ПИД-регулятором.

## ЛИТЕРАТУРА

- Berner J., Soltész K., Hagglund T., Astrom K.J. An experimental comparison of PID autotuners // *Control Engineering Practice*. — 2018. — Vol. 73. — P. 124–133.
- Александров А.Г., Паленов М.В. Состояние и перспективы развития адаптивных ПИД-регуляторов в технических системах // *Автоматика и телемеханика*. — 2014. — № 2. — С. 16–30.
- Astrom K.J., Hagglund T. *Advanced PID control*. — Research Triangle Park: ISA, 2006. — 461 p.
- Aschepkov L.T., Dolgy D.V., Kim T., Agarwal R.P. Optimal control. — N.-Y.: Springer, 2016. — 209 p.
- Хлебников М.В., Щербаков П.С., Честнов В.Н. Задача линейно-квадратичного управления: I. Новое решение // *Автоматика и телемеханика*. — 2015. — № 12. — С. 65–79.
- Краснова С.А., Мысик Н.С. Каскадный синтез наблюдателя состояния с нелинейными корректирующими воздействиями // *Автоматика и телемеханика*. — 2014. — № 2. — С. 106–128.
- Салихов З.Г., Арунянц Г.Г., Рутковский А.Л. Системы оптимального управления сложными технологическими объектами. — М.: Теплоэнергетик, 2004. — 496 с.
- Гурецкий Х. Анализ и синтез систем управления с запаздыванием. — М.: Машиностроение. — 1974. — 329 с.
- Яковис Л.М., Спорягин К.В. Расчет регуляторов для инерционных объектов с запаздыванием // *Автоматизация в промышленности*. — 2009. — № 12. — С. 21–25.
- Ротач В.Я. Теория автоматического управления: 5-е изд., перераб. и доп. — М.: Изд-во МЭИ, 2008. — 396 с.
- Ротач В.Я., Кузичин В.Ф., Петров С.В. Настройка регуляторов по переходным характеристикам систем автоматического управления с использованием преобразования Фурье // *Автоматизация в промышленности*. — 2010. — № 1. — С. 14–18.
- Ribeiro J.M.S., Santos M.F., Carmo M.J., Silva M.F. Comparison of PID controller tuning methods: analytical/classical techniques versus optimization algorithms // *Proc. of 2017 18th International Carpathian Control Conference (ICCC)*. — IEEE; 2017. — P. 533–538.
- Шубладзе А.М., Гуляев С.В., Малахов В.Р., Ольшванг В.Р. Адаптивный ПИД-регулятор // *Датчики и системы*. — 2008. — № 1. — С. 20–23.
- 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.
- Александров В.А., Паленов М.В., Шатов Д.В. Частотное адаптивное управление процессом бурения // *Проблемы управления*. — 2016. — № 2. — С. 41–48.
- Мирошник И.В., Никифоров В.О., Фрадков А.Л. Нелинейное и адаптивное управление сложными динамическими системами. Сер. Анализ и синтез нелинейных систем. — СПб.: Наука, 2000. — 549 с.
- Штилевая О.Я. Формирование управляющих воздействий в системах прямого адаптивного управления // *Автоматика*. — 2009. — Т. 45, № 5. — С. 90–102.
- Calvo-Rolle J.L., Casteleiro-Roca J.L., Quintán H., et al. A hybrid intelligent system for PID controller using in a steel rolling process // *Expert Systems with Applications*. — 2013. — Vol. 40, № 13. — P. 5188–5196.
- Васильев С.Н., Кудинов Ю.И., Пащенко Ф.Ф. и др. Интеллектуальные системы управления и нечеткие регуляторы. Ч. 1. Нечеткие модели, логико-лингвистические и аналитические регуляторы // *Датчики и системы*. — 2017. — № 1. — С. 4–19.
- Chen J., Huang T. Applying neural networks to on-line updated PID controllers for nonlinear process control // *Journal of Process Control*. — 2004. — N 14. — P. 211–230.
- Erenoglu I., Eksin I., Yesil E., et al. An intelligent hybrid fuzzy PID controller // *European Conference on Modelling and Simulation*. — Bonn: European Council for Modelling and Simulation, 2006. — P. 62–67.
- Интеллектуальные системы автоматического управления / под ред. И.М. Макарова, В.М. Лохина. М. — М.: Физматлит, 2001. — 576 с.
- Рыбин В.М., Самхарадзе Т.Г., Щербаков Н.С. Применение динамических интегрированных экспертных систем для интеллектуального управления // *Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика*. — 2012. — № 4. — С. 29–32.
- 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.
- Глущенко А.И. О методе определения скорости обучения нейронной сети для задачи оперативной настройки линейных регуляторов при управлении нелинейными объектами // *Управление большими системами*. — 2018. — Вып. 72. — С. 52–107.
- Еременко Ю.И., Полещенко Д.А., Глущенко А.И. О применении нейросетевого оптимизатора параметров ПИД-регулятора для управления нагревательными печами в различных режимах работы // *Управление большими системами*. — 2015. — Вып. 56. — С. 143–175.
- Wei M., Luo X., Feng A. Predictive controller for nonlinear unsymmetrical systems based on control performance comparison // *CIESC Journal*. — 2012. — Vol. 63 (10). — P. 3183–3189.
- Hecht-Nielsen R. Kolmogorov's Mapping Neural Network Existence Theorem // *Proc. Int. Conf. Neural Networks*. — N.-Y.: IEEE Press, 1987. — Vol. III. — P. 11–14.
- Huang G.B., Zhou H., Ding X., Zhang R. Extreme learning machine for regression and multiclass classification // *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*. — 2012. — Vol. 42 (2). — P. 513–529.
- Omatu S., Khalid M., Rubiyah Y. *Neuro-Control and Its Applications*. — London: Springer, 1996. — 255 p.
- Astrom K.J., Wittenmark B. *Adaptive Control*. — N.-Y.: Dower Publications, 2008. — 573 p.

Статья представлена к публикации членом редколлегии С.А. Красновой.

Глущенко Антон Игоревич — канд. техн. наук, доцент, Старооскольский технологический институт им. А.А. Угарова (филиал) НИТУ «МИСиС», ✉ a.glushchenko@sf-misis.ru.

Поступила в редакцию 06.08.2018, после доработки 17.09.2018.  
Принята к публикации 17.10.2018.