

В. С. Михайленко, к. т. н., доц; Р. Ю. Харченко

ПРИМЕНЕНИЕ ГИБРИДНЫХ СЕТЕЙ В АДАПТИВНЫХ СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ ТЕПЛОЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ

Предлагается использование аппарата нейронечетких сетей при определении оптимальных значений параметров ПИ-регуляторов в системах адаптивного управления теплоэнергетических объектов. Показана эффективность предложенной интеллектуальной адаптивной системы по сравнению с традиционной адаптивной АСР.

Ключевые слова: параметрическая идентификация; генератор синусоидальных колебаний; оптимизация; гибридная сеть; ПИ-регулятор.

Актуальность

Алгоритмы функционирования автоматизированных систем управления (АСУ), разработанные на стадии проектирования, как правило, в значительной степени отличаются от оптимальных значений параметров традиционных регуляторов. Объясняется это несовершенством математических моделей объектов, представленных как в аналитическом (часто упрощенном), так и в экспериментальном виде. Практически затруднено получение математических моделей систем управления экспериментальным путем на действующих сложных объектах и на находящихся на дистанционном или автоматическом режиме работы. Данные трудности связаны с влиянием внешних и параметрических возмущений, часть которых имеет нестационарный характер и не подлежит контролю.

Исходя из этого, разработанные АСУ ТП нуждаются в перенастройке, сопровождающейся ухудшением качества процесса регулирования, что приводит к дополнительным затратам материальных ресурсов. Поскольку работы по настройке АСУ и АСР во время проведения пуско-наладочных работ, а также в течение последующей эксплуатации (при изменении нагрузки и задания) являются необходимыми и частыми, возникают организационные проблемы при их выполнении. Например, число настраиваемых контуров систем регулирования на современном теплоэнергетическом объекте может достигать нескольких десятков, что делает практически невозможным высококачественное и быстрое выполнение этих работ «вручную» ограниченным составом эксплуатационного персонала [1, 2]. Например, работающий в регулирующем режиме паровой котел воспринимает колебания тепловой и электрической нагрузок турбин, т. е. участвует в регулировании общей тепловой и электрической нагрузок станции и как следствие подвергается влиянию нестационарных внешних и внутренних возмущений. Следует отметить, что динамические характеристики участков регулирования энергоблока тепловой электростанции (ТЭС) существенно изменяются в процессе пуска. Как правило, динамические параметры этих характеристик, определенные для начального этапа пуска, значительно отличаются от тех же параметров, определенных для конечного этапа пуска или нормального режима работы. Например, запаздывания по температурам пара τ по тракту парового котла по каналу регулирующего воздействия существенно больше, а коэффициенты усиления k – меньше в начальной стадии пуска по сравнению с концом пуска и нормальным режимом. В связи с переходом с растопочного топлива на основное и с изменениями тепловой схемы блока автоматическое регулирование большинства технологических параметров в процессе пуска не может осуществляться штатными регуляторами даже при изменении их настроек и заданий [2]. С этой целью используют пусковые или растопочные АСР. Последние отличаются от штатных наличием устройств дистанционного изменения настроек регуляторов (K_p , T_n), устанавливаемых опытным

оператором-экспертом.

В связи с вышеприведенным, необходимость применения адаптивных интеллектуальных систем управления сложными многорежимными теплоэнергетическими объектами (контуры регулирования паровых котлов ТЭС) становится актуальной и необходимой мерой для повышения эффективности управления топливно-энергетическим комплексом в целом.

Структура объекта регулирования

В качестве объекта регулирования рассматривалась АСР температуры перегретого пара барабанного котла ТЭС [1, 2]. Задача управления пароперегревателем заключалась в обеспечении заданного температурного режима в паровом тракте котла. Изменение температуры пара осуществлялось за счет увеличения или уменьшения количества впрыскиваемой в пароохладитель воды с целью стабилизации заданного значения температуры пара на выходе пароперегревателя (рис. 1).

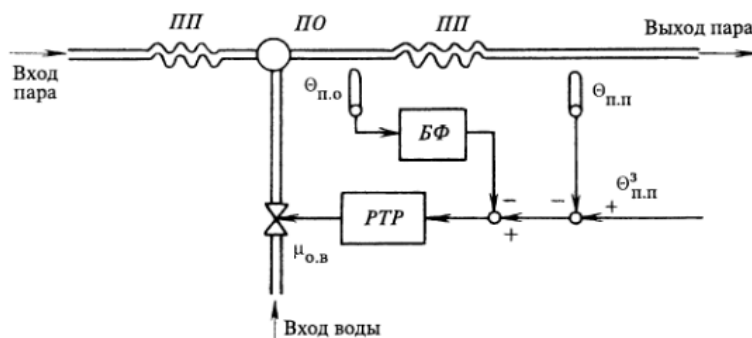


Рис. 1. АСР температуры перегретого пара: ПП – пароперегреватель, ПО – пароохладитель, БФ – блок формирования сигнала (дифференциатор), РТР – регулятор температуры, $\Theta_{п.о}$ – температура пара после пароохладителя, $\Theta_{п.п}$ – температура пара после пароперегревателя, $\Theta^3_{п.п}$ – задание

В отечественной теплоэнергетике преимущественно применяют типовую каскадную систему регулирования температуры перегретого пара. В состав каскадной АСР (рис. 2) входят управляющий контур ПИ-регулятора и дополнительный контур измерения вспомогательной регулируемой величины сформированной в блоке БФ. Практика эксплуатации такой системы показывает, что при существенных изменениях расхода пара, поступающего на турбину, возникает потребность в ручной перенастройке значений коэффициентов ее контура управления для достижения заданной температуры. Фактически это важный объективный признак того, что функционирование системы управления происходит в условиях априорной неопределенности. Анализ эксплуатационных характеристик пароперегревателя показывает, что объект управления имеет переменную величину транспортного запаздывания, его динамические свойства существенно зависят от содержания кислорода в выходящих газах, загрязнения поверхностей нагрева, а также от режимных факторов – нагрузки, вида и сорта сжигаемого топлива, состояния поверхностей нагрева, избытка воздуха и т. п. Кроме того получение математической модели температуры перегрева пара обычно связано с аппроксимацией кривых разгона, полученных экспериментально, вследствие чего математическое описание априори становится неточным.

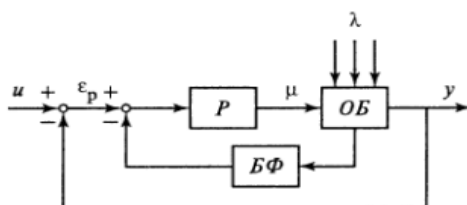


Рис. 2. Каскадная АСР: Р – регулятор, ОБ – объект управления, u – задание, λ – внешнее возмущение, ε_p – ошибка, μ – управляющее воздействие, y – выходной параметр

Анализ литературы

Исследование научных публикаций в области адаптивных АСР в теплоэнергетических системах [1 – 3] позволило сделать вывод, что широкое распространение получили традиционные методы активной идентификации и связанные с ними алгоритмы расчета оптимальных настроек ПИ- и ПИД-регуляторов по анализу КЧХ объектов или режима автоколебаний. Например, данные подходы применяются в российских адаптивных регуляторах Ремиконт и Протар. Следует отметить, что для рассматриваемой АСР температуры пара, автоколебательный процесс недопустим из-за требований технологического регламента, поскольку отклонение температуры пара от нормы может привести к преждевременному износу оборудования турбины. Таким образом, возникает научная задача поиска оптимальных методов идентификации объекта в случаях изменения его нагрузки и алгоритмов расчета настроек ПИ-регуляторов, с учетом мнения эксперта, для обеспечения ожидаемого переходного процесса (перерегулированием $G < 30\%$, степенью затухания $\Psi = (0,75 - 0,95)$, с минимальным временем регулирования T_p).

В настоящее время широкую популярность в теории адаптивного управления получили научные подходы, связанные с использованием интеллектуальных систем [4 – 6]. Данные системы успешно реализуют опыт и знания экспертов (нечеткие регуляторы), а также обладают способностью к самообучению (нейрорегуляторы). Совместное или комбинированное применение данных направлений послужило толчком к возникновению нового научного направления – гибридных, или нейронечетких сетей (ГС, ННС) [4]. Рассмотрение данной технологии применительно к идентификации и адаптации АСР температуры перегретого пара является актуальной научной задачей.

Цель статьи. Целью статьи является разработка и обучение гибридной сети для определения оптимальных значений настроек ПИ-регулятора в каскадной АСР температуры перегретого пара при изменении нагрузки объекта (регулировочного режима) и наличии пускового режима.

Разработка алгоритма функционирования адаптивной АСР температуры перегретого пара

Авторами была предложена структура гибридной адаптивной системы регулирования (рис. 3). На рис. 3 введены следующие обозначения: K – коэффициент передачи объекта, T – постоянная времени объекта, τ – запаздывание, n – порядок объекта, y – выходной параметр.

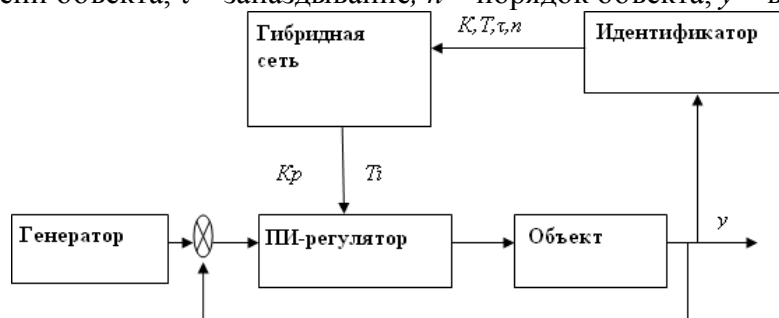


Рис. 3. Структура адаптивной АСР

Структура адаптивной настройки ПИ-регулятора основана на использовании активных частотных методов идентификации и определении оптимальных настроек ПИ-регулятора гибридной сетью. Применение частотных методов позволило обеспечить помехозащищенность алгоритма и рационально организовать активный эксперимент на действующей системе в плане поддержания области устойчивости. Идентификация осуществлялась путем подачи на вход системы двух синусоидальных сигналов от генератора на различающихся между собой частотах, принадлежащих к существенному диапазону [7]. Структура передаточной функции объекта состоит из нескольких инерционных звеньев с запаздыванием вида: $W(s) = \frac{K}{(T(s)+1)^n} e^{-\tau(s)}$ со значениями, изменяющимися на протяжении

времени в определенном диапазоне в зависимости от вида нагрузки или режима работы парового котла. Идентификатор определяет значения параметров объекта и его порядок. В дальнейшем данные значения используются оптимизатором в виде нейронечеткой сети, действующей по алгоритму Сугено [2 – 3] для поиска оптимальных значений настроек ПИ-регулятора (K_p , T_n). Обучение гибридной сети должно производиться с учетом мнения экспертов-наладчиков АСУ ТП.

Идентификация объекта и расчет оптимальных параметров ПИ-регулятора

Для определения значений четырех параметров объекта (K , T , τ , n) предлагается использовать генератор синусоидальных колебаний, который производит оценку КЧХ объекта на двух различных частотах, принадлежащих к существенному диапазону. С учетом вещественных уравнений:

$$\left. \begin{aligned} A_1 &= \frac{K}{(\beta^2 \tau^2 \omega_1^2 + 1)^{0,5n}}; \\ A_2 &= \frac{K}{(\beta^2 \tau^2 \omega_2^2 + 1)^{0,5n}}; \\ \varphi_1 &= -\arctg(\beta \tau \omega_1) - \tau \omega_1; \\ \varphi_2 &= -\arctg(\beta \tau \omega_2) - \tau \omega_2 \end{aligned} \right\},$$

решение которых при известных амплитудах, частотах и фазовых сдвигах: A_1 , A_2 , ω_1 , ω_2 , φ_1 , φ_2 – позволяет найти значения параметров передаточной функции объекта. При этом постоянная времени $T = \beta \tau$. Допускалось, что идентификатор определил следующие значения параметров передаточной функции исследуемого объекта по каналу регулирования [1, 2]: $W(s) = \frac{8,27}{(3,05s+1)^3} e^{-0,93}$. В программе MathCAD проведен расчет оптимальных

значений настроек ПИ-регулятора (рис. 4).

Следует отметить, что рассчитанные по представленному методу настройки ПИ-регулятора нуждались в ручной корректировке, поскольку ряд полученных затухающих переходных процессов не соответствовал заданным критериям (первому отклонению и времени регулирования). Для получения тестовой выборки (матрицы обучения нейронечеткой сети) значений оптимальных параметров ПИ-регулятора каскадной АСР был проведен компьютерный эксперимент в программе MatLab (Simulink) с ручной корректировкой значений настроек K_p и T_n , значения параметров передаточной функции объекта менялись с учетом различных режимов работы парового котла (номинального, экономного, пуска, останова, регулировочного, пикового) [7]. Результаты эксперимента представлены в табл. 1.

Таблица 1

Оптимальные настройки ПИ-регулятора при $n=3$ и действии на объект параметрического возмущения (изменении нагрузки)

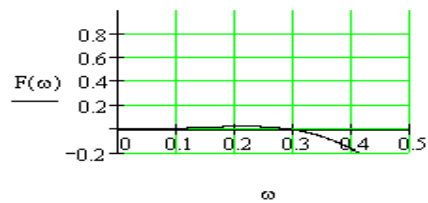
$K_{об}$	0,5	1	5	15	5	12	4,43	7,05	11,9	13,7
$T_{об}$	1,5	3	4	4	1,5	1,5	2,48	1,5	1,5	3,4
τ	0,5	1	1,5	1	0,5	0,5	0,92	0,5	0,5	0,7
K_p	1,34	0,99	0,49	0,146	0,135	0,031	0,22	1,92	0,031	0,021
T_i	1,91	5,55	40,63	20,4	1,92	1,58	6,61	0,1	1,58	3,55

Mathcad-документ**Расчет настройки ПИ-регулятора по вспомогательной функции**Ввод показателя колебательности: $M := 1.55$ Ввод параметров объекта: $k_{\mu} := 8.27$ $T_{\mu} := 3.05$ $\tau := .93$ $W_{\mu}(\omega) := \frac{k_{\mu} \cdot e^{-\tau \omega \cdot j}}{(T_{\mu} \cdot j \cdot \omega + 1)^3}$

Построение графика вспомогательной функции:

$$\omega_{end} := .5 \quad n := 500 \quad \Delta\omega := \frac{\omega_{end}}{n} \quad \omega := \Delta\omega, 2 \cdot \Delta\omega \dots \omega_{end}$$

$$\phi_{\mu}(\omega) := \arg(W_{\mu}(\omega)) \quad A_{\mu}(\omega) := |W_{\mu}(\omega)| \quad F(\omega) := \frac{-\omega \cdot M}{A_{\mu}(\omega) \cdot (M^2 - 1)} \cdot (M \cdot \sin(\phi_{\mu}(\omega)) + 1)$$



Определение частоты максимума вспомогательной функции:

 $\omega := .35$ Given $\omega \geq .2$ $\omega \leq .4$ $\omega_{res} := \text{Maximize}(F, \omega)$ $\omega_{res} = 0.213$ $F(\omega_{res}) = 0.022$

Определение оптимальных параметров регулятора и построение АЧХ замкнутого контура

$$A_{res} := A_{\mu}(\omega_{res}) \quad k_p := -M^2 \cdot \frac{\cos(\phi_{\mu}(\omega_{res}))}{(M^2 - 1) \cdot A_{res}} \quad T_i := \frac{k_p}{F(\omega_{res})} \quad W_I(\omega) := k_p \cdot \left(1 + \frac{1}{T_i \omega \cdot j}\right)$$

$$W(\omega) := W_{\mu}(\omega) \cdot W_I(\omega) \quad \Phi(\omega) := \frac{W(\omega)}{1 + W(\omega)} \quad A(\omega) := |\Phi(\omega)| \quad \omega_{end} := 2 \quad \Delta\omega := \frac{\omega_{end}}{n}$$

$$\omega := \Delta\omega, 2 \cdot \Delta\omega \dots \omega_{end}$$

Оптимальные значения

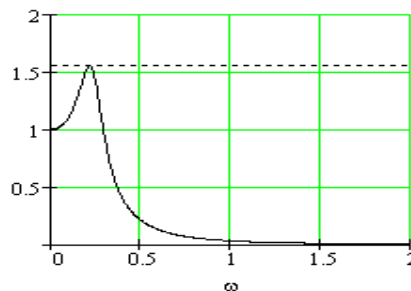
 $k_p = 0.124$ $T_i = 5.649$ $\frac{A(\omega)}{1.55}$ 

Рис. 4. Расчет оптимальных значений настроек ПИ-регулятора

Разработка нейронечеткой системы

Нейронечеткая сеть (ННС) или гибридная сеть (ГС) является многослойной нейронной сетью без обратных связей [3]. В такой сети входы (K , T , τ) представлены в виде лингвистических переменных (малое значение, среднее, большое). В программе Matlab (ANFIS) был проведен процесс построения адаптивной системы нейронечеткого вывода (рис. 5) для аппроксимации зависимости представляющий причинно-следственную связь между K , T , τ и K_p , T_i . Исходя из рекомендаций [5, 6] и компьютерных экспериментов в среде MatLab (Fuzzy Logic Toolbox), был выбран и тип функций принадлежности (трапециевидный и треугольный) [4], описывающий входные значения. В процессе обучения было использовано количество циклов, равное 40, и выбран метод обучения – обратного распространения ошибки [5].

Таким образом, гибридной сетью было реализовано отображение параметров ПИ-

регулятора по характеристикам объекта регулирования: $S^k = f(x^k) = f(x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k)$, $k = 1, 2, \dots, N$, при наличии обучающего множества $((x^1, y^1), \dots, (x^N, y^N))$, находящегося в табл. 1.

Для моделирования неизвестной функции f используется алгоритм Сугено с базой знаний следующего типа: Π_i : ЕСЛИ x_1 является A_{i1} И x_2 является A_{i2} И x_l является A_{il} , ТО $T_{ii} = S_i$, $i=1, 2, \dots, m$, где A_{ij} – нечеткие множества треугольной формы, описывающие высказывания эксперта (малое (М), среднее (С), большое (Б)), S_i – выходные значения регулятора. Степень истинности μ правила i определяется с помощью операции конъюнкции. Выход нечеткой

системы определялся методом центра тяжести [3]: $T_{ик} = \frac{\sum_{i=1}^m \mu_i S_i}{\sum_{i=1}^m \mu_i}$.

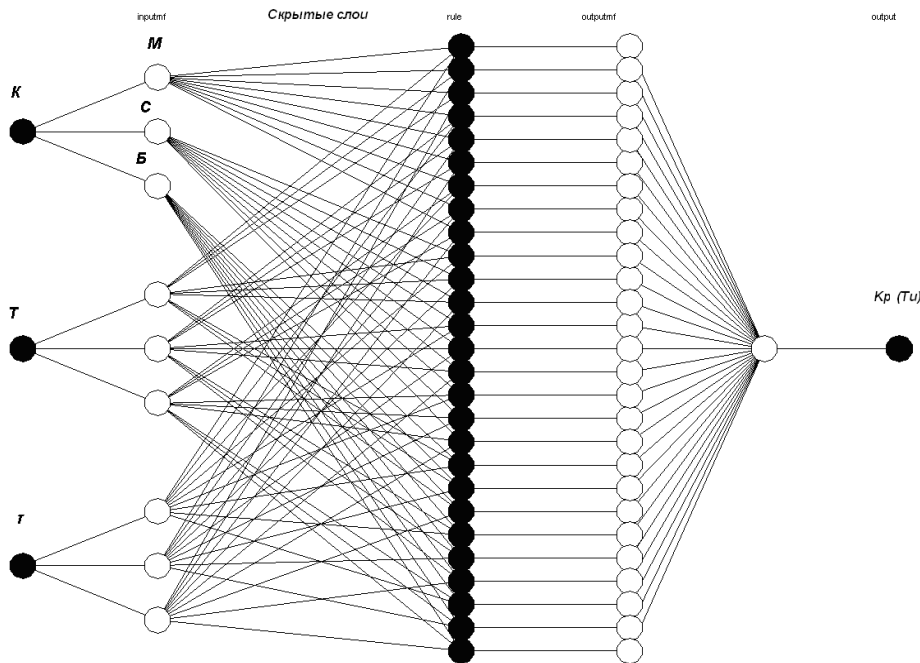


Рис. 5. Структура предложенной гибридной сети

После обучения ГС и подачи на ее вход значений параметров объекта ($K_{об} = 8,27$; $T_{об} = 3,05$; $\tau = 0,928$), отсутствующих в тестовой выборке (табл. 1) и определенных в результате активной идентификации, сеть рекомендовала значения настроек ПИ-регулятора: $T_{ii} = 5,15$; $K_p = 0,12$, а традиционный метод КЧХ (рис. 4) $K_p = 0,21$, $T_{ii} = 5,649$.

Компьютерные эксперименты по апробации значений настроек адаптивного ПИ-регулятора

В программе MatLab (Simulink) [8] были разработаны модели каскадных АСР (рис. 2) с ПИ-регуляторами и инерционными объектами третьего порядка с запаздыванием (модель пароперегревателя по каналу регулирования) с нелинейным элементом (ограничение на управляющее воздействие) (рис. 6). На вход системы подавался единичный скачок. При изменении значений параметров передаточной функции объекта в случаях перехода энергоблока на пиковый или пусковой режим (при моделировании действия параметрического возмущения) и установлении новых значений параметров объекта $K_{об} = 13,7$; $T_{об} = 5,4$; $\tau = 1,1$, ГС рекомендовала настройки: $K_p = 0,81$; $T_{ii} = 6,33$, а традиционный частотный метод по вспомогательной функции: $K_p = 0,021$; $T_{ii} = 3,55$. Подстановка этих значений в схему программы Simulink позволила получить следующие переходные процессы (рис. 7).

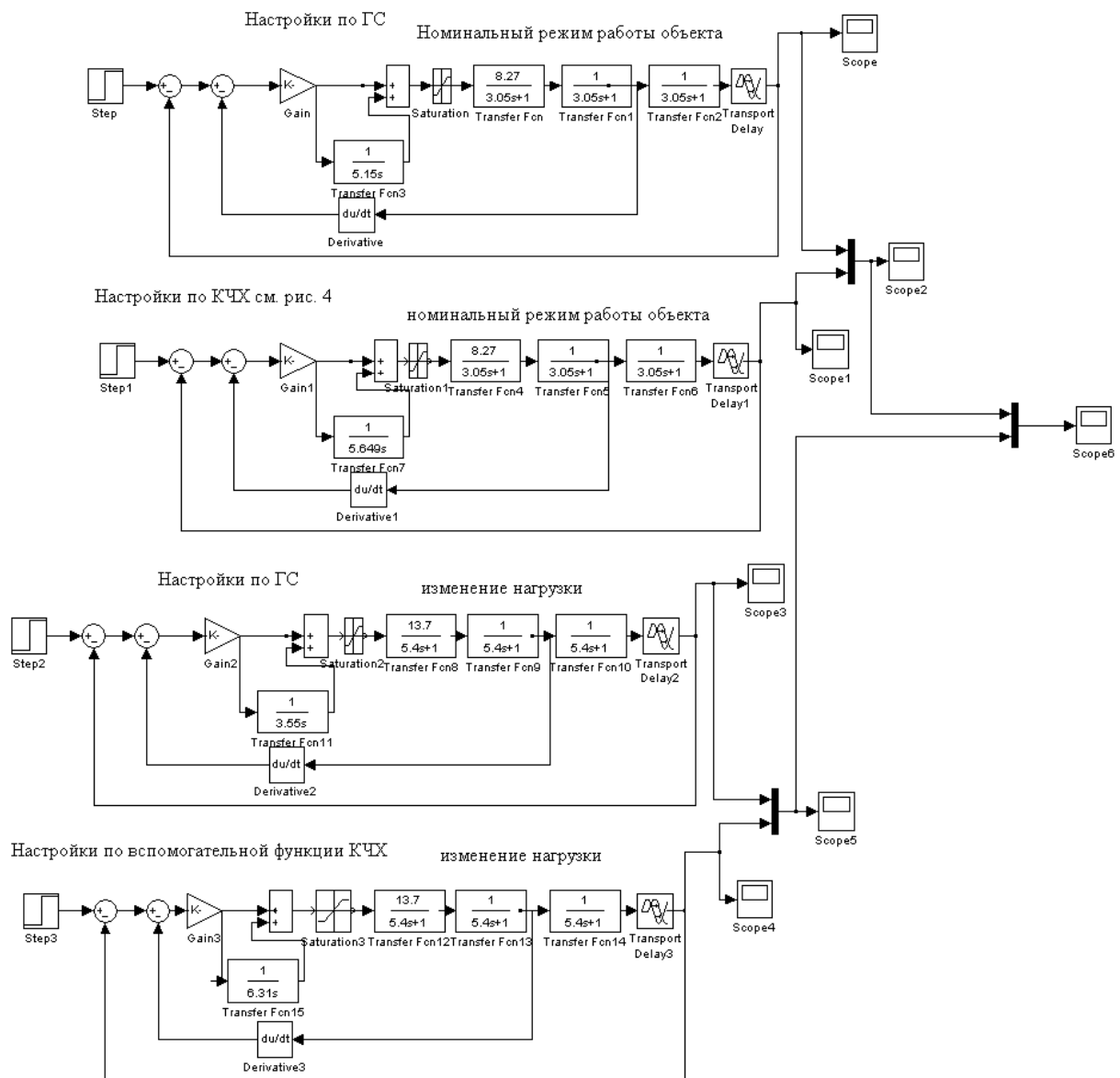


Рис. 6. Схема адаптивных АСР с ПИ-регуляторами и нелинейными элементами (Saturation)

Из анализа переходных процессов рис. 7 (1, 2) можно сделать вывод, что при номинальном или стабильном режиме работы объекта гибридный и традиционный ПИ-регуляторы демонстрировали одинаковые показатели качества (время регулирования $T_p = 45$ с), однако, при влиянии параметрического возмущения (3, 4), гибридная система обладает меньшим временем регулирования ($T_{p1} = 138$ с) по сравнению с традиционной адаптивной АСР ($T_{p2} = 173$ с), также перерегулирование гибридной АСР $G^p = 28\%$, традиционной $G^p = 50\%$, степень затухания гибридной $\Psi^p = 0,91$, традиционной $\Psi^p = 0,68$, т. е. предложенная гибридная АСР является оптимальной и энергоэкономной, а традиционная каскадная АСР требует дополнительной адаптации.

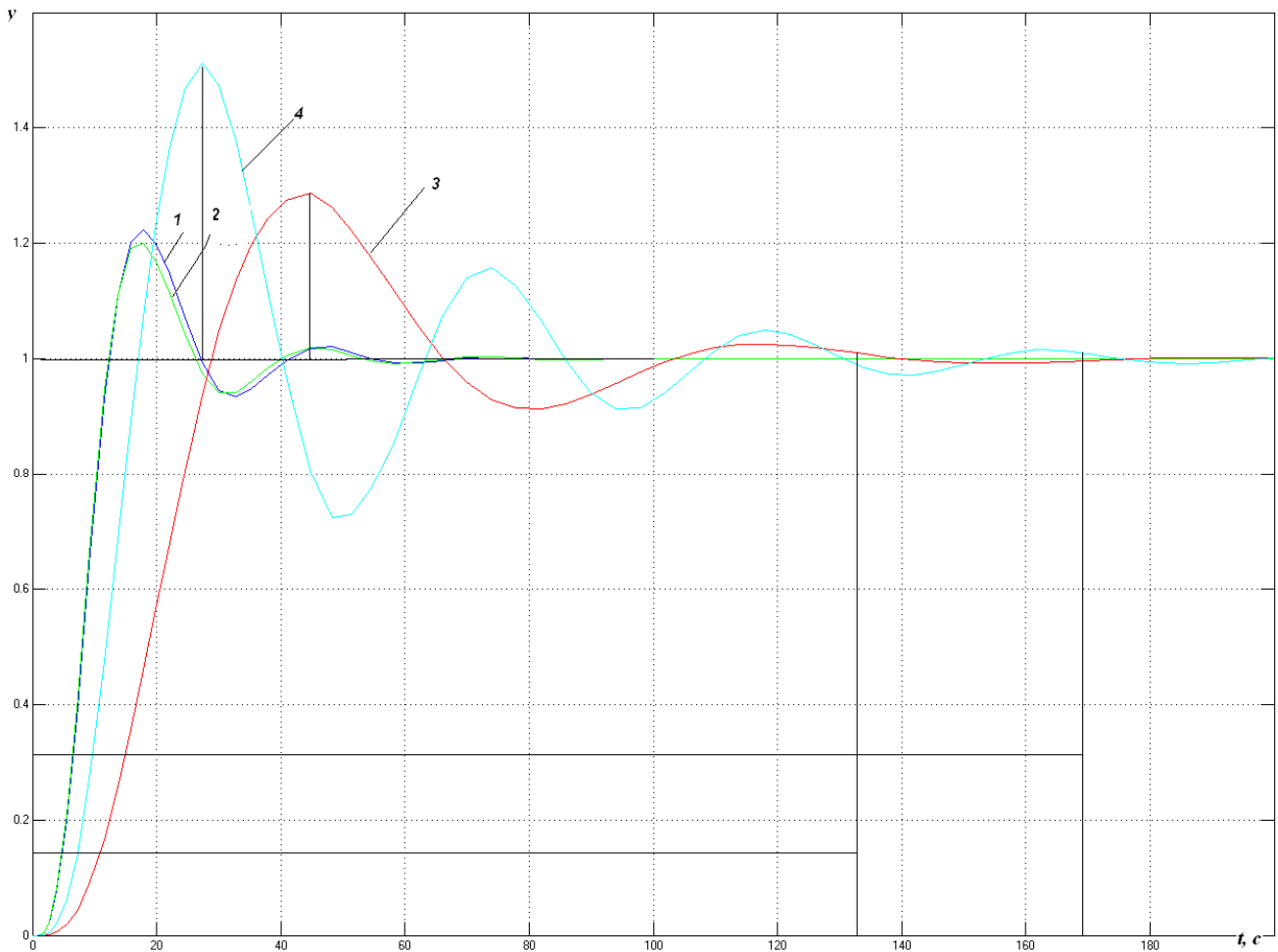


Рис. 7. Переходные процессы по каналу регулирования: 1 – традиционной АСР и 2 – нейронечеткой АСР (при номинальной нагрузке), 3 – нейронечеткой АСР и 4 – традиционной АСР (при изменении нагрузки)

Заключение

Компьютерные эксперименты в программе MatLab (Simulink) с варьированием значений параметров передаточной функции объекта (при моделировании пиковых и пусковых режимов парового котла) продемонстрировали в ряде случаев неэффективность традиционного адаптивного подхода (АСР была неэффективна) в отличие от алгоритма ГС, переходные процессы которой были оптимальными. Исходя из полученных результатов, можно сделать вывод, что предложенная интеллектуально-адаптивная АСР температуры перегретого пара обладает следующими преимуществами по сравнению с традиционными методами адаптации по КЧХ и автоколебаний, используемыми на сегодняшний день в АСР ТЭС:

- 1) быстротой процесса нахождения оптимальных настроек ПИ-регулятора каскадной АСР с возможностью их аппроксимации и экстраполяции, а также при действии неопределенных возмущений;
- 2) меньшими первым отклонением и временем переходного процесса регулирования;
- 3) возможностью оптимального функционирования каскадной АСР во всех режимах парового барабанного котла;
- 4) возможностью использования в процессах адаптации различных АСУ ТП и АСР с ПД и ПИД-регуляторами в теплоэнергетике.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Ротач В. Я. Теория автоматического управления / В. Я. Ротач. – М.: МЭИ, 2008 – 396 с.
2. Плетнев Г. П. Автоматизированное управление объектами тепловых электростанций / Г. П. Плетнев. – М.:

Энергоиздат, 1986. – 368 с.

3. Ключев А. С. Настройка систем автоматического регулирования котлоагрегатов / А. С. Ключев, А. Г. Товарнов. – М.: Энергия, 1970 – 280 с.

4. Леоненков А. Ю. Нечеткое моделирование в среде Matlab и fuzzyTech / А. Ю. Леоненков. – С. – СПб.: БХВ, 2003. – 720 с

5. Круглов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В. В. Круглов, Н. Н. Борисов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с.

6. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы ; пер. с польск. И. Д. Рудинского. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.

7. Дейч А. М. Методы идентификации динамических объектов / А. М. Дейч. – М: Энергия, 1979 – 240 с

8. Дьяконов В. П. Simulink 5/6/7: Самоучитель / В. П. Дьяконов. – М.: ДМК-Пресс, 2008. – 781 с.

Михайленко Владислав Сергеевич – к. т. н., доцент кафедры информационных систем и сетей, vlad_mihailenko@mail.ru.

Одесская государственная академия холода.

Харченко Роман Юрьевич – аспирант, ст. преподаватель кафедры морской электроники, romannn30@gmail.com.

Одесская национальная морская академия.