



РАЗРАБОТКА И РЕАЛИЗАЦИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ НЕЧЕТКОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ДЛЯ ТЕПЛОЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ

Бахрамов Муҳаммадали Ералиевич
асистент, Alfraganus University
m.bahramov@afu.uz

Аннотация

В данной работе рассматривается разработка интеллектуальной нечеткой системы управления теплоэнергетическими объектами. Современные энергетические системы сталкиваются с задачами повышения энергоэффективности, снижения негативного воздействия на окружающую среду и функционирования в условиях неопределенности данных. В этих условиях методы нечеткой логики представляют собой эффективный инструмент для построения адаптивных систем управления.

Представлены основные принципы применения нечеткой логики в управлении теплоэнергетическими установками, включая моделирование объекта, выбор ключевых параметров, формирование нечетких правил и базы знаний.

Особое внимание уделено интеграции нечеткой логики с интеллектуальными технологиями — машинным обучением и искусственными нейронными сетями. Такой подход обеспечивает адаптацию системы к изменяющимся условиям и позволяет принимать решения в реальном времени на основе анализа больших данных.

Практическая апробация на реальном теплоэнергетическом объекте показала повышение стабильности, надежности и энергоэффективности управления, что подтверждает перспективность применения гибридных интеллектуальных систем в энергетике.

Ключевые слова: *parametric identification, sine wave generator, optimization, hybrid network, controller, intelligent systems.*

Введение

Современные теплоэнергетические объекты — котельные установки, теплоэлектростанции и системы централизованного отопления — требуют высокой надежности, адаптивности и энергоэффективности. Для решения этих задач все большее значение приобретают интеллектуальные технологии, основанные на нечеткой логике и машинном обучении.

Нечеткие системы управления обеспечивают устойчивое функционирование при наличии неопределенностей, шумов и неполных данных. Они позволяют использовать



экспертные знания в виде правил «если–то», что упрощает интерпретацию и повышает качество принятия решений.

Процесс синтеза нечеткой системы включает моделирование объекта, выбор входных и выходных переменных (например, температура, давление, расход топлива), формирование базы знаний и разработку управляющих правил с использованием методов Мамдани и Сугено.

Интеграция нечеткой логики с искусственными нейронными сетями и алгоритмами машинного обучения позволяет системе адаптироваться к изменениям внешних условий и работать в режиме реального времени. Практическая реализация на примере барабанного котла ТЭС показала, что такая гибридная система повышает стабильность, снижает энергетические потери и обеспечивает оптимальный температурный режим даже при изменении нагрузок.

Таким образом, применение адаптивных интеллектуальных систем управления является перспективным направлением для повышения эффективности и устойчивости теплоэнергетических процессов.

Метод решения

Структура гибридной адаптивной системы регулирования представлена на рис. 1. Принята обозначения: K – коэффициент передачи объекта, T – постоянная времени объекта, τ – запаздывание, n – порядок объекта, y – выходной параметр.

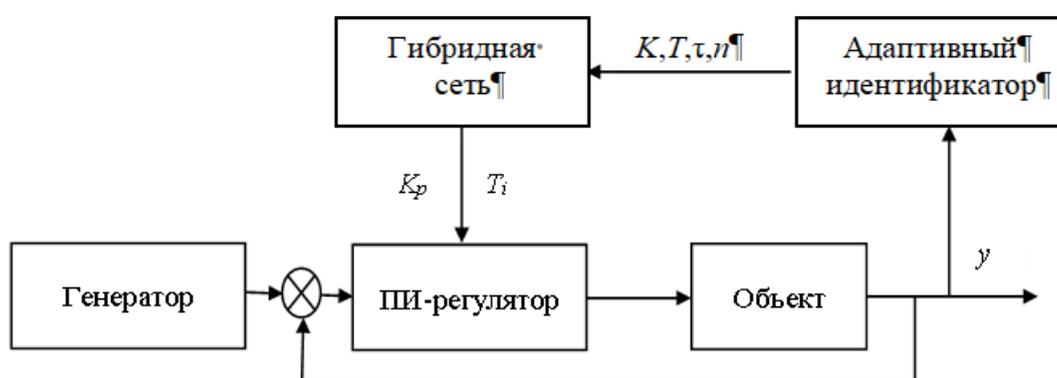


Рис. 1. Структура адаптивной нечеткой АСР

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 регулятора управления (K_p , T_n). Обучение гибридной сети должно производиться с учетом мнения экспертов-наладчиков АСУ ТП.

Разработка нечеткой 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. 2) для аппроксимации зависимости представляющий причинно-следственную связь между K, T, τ и K_p, T_n . Исходя из рекомендации [5, 6] и компьютерных экспериментов в среде Matlab (Fuzzy Logic Toolbox), был выбран и тип функций принадлежности (трапецеидальный и треугольный) [4], описывающий входные значения. В процессе обучения было использовано количество циклов, равное 40, и выбран метод обучения – обратного распространения ошибки [7].

Изменение параметров функционального преобразователя позволяет корректировать как динамические, так и статические характеристики системы управления. Такая структура регулятора в сочетании с оптимальным выбором параметров нечеткого регулятора, позволяет при минимуме настроек реализовывать адаптивные системы управления неопределенными и нестационарными механизмами вне зависимости от их структуры.

Для придания адаптивных свойств нечеткому регулятору, с целью обеспечения устойчивости динамической системы к возмущениям (изменениям параметров объекта управления и внешних воздействий), осуществлена оценка скорости изменения ошибки регулирования $\Delta \varepsilon$.

Для обучения нечеткого регулятора с функциональным преобразователем предлагается алгоритм, основанный на теории интерактивной адаптации.

Сущность данного алгоритма заключается в том, что ошибка, которая требуется для обучения, вычисляется неявным образом.

При использовании алгоритма интерактивной адаптации система разбивается на N -подсистем, каждый из которых имеет интегрируемый выходной сигнал y_n и интегрируемый входной сигнал x_n , отношение между ними представляется в виде функциональной зависимости

$$F_n : X_n \rightarrow Y_n, n = 1, 2, \dots, N$$

Отношение i -го элемента системы имеет вид:

$$y_i(t) = F_i[x_n(t)], i = 1, 2, \dots, N$$



Пусть взаимодействие между элементами и внешним сигналом $u_i(t)$ линейно и описывается уравнением:

$$x_i(t) = u_i(t) + \sum_{k \in J_i} \alpha_k \cdot y_i(t), i \in N, \quad (1)$$

где $J_i = \{k : y_k = i\}$ – множества связанных входов i -го элемента; α_k – веса связей, то отношение входа и выхода i -го элемента описывается следующим уравнением:

$$y_i(t) = F_i[u_i(t) + \sum_{k \in J_i} \alpha_k \cdot y_i(t)], i \in N$$

Целью алгоритма обучения является настройка весов связей α_k таким образом, что бы минимизировать функцию потерь $E(y_1, \dots, y_n, u_1, \dots, u_n)$, которая представляет собой функцию ошибки системы.

Обучение нейронных сетей заключается в минимизации ошибки системы управления. Это осуществляется за счет настройки весов связей α_k нейронной сети.

Если система описывается уравнением (1), то веса связей α_k настраиваются по следующему правилу:

$$\dot{\alpha}_k = F'_{\text{ex}K}[x_{\text{ex}K}] \cdot \left(\frac{y_{\text{вы}K}}{y_{\text{ex}K}} \right)_{S \in Q_{\text{вы}K}} \sum \alpha_s \cdot \dot{\alpha}_s - \gamma \cdot F'_{\text{ex}K}[x_{\text{ex}K}] \cdot y_{\text{вы}K} \cdot \frac{\delta E}{\delta y_{\text{ex}K}}, \quad (2)$$

где $\gamma > 0$ – коэффициент, определяющий скорость обучения; $F'_{\text{ex}K}[x_{\text{ex}K}]$ – производная Фреше; E – функция потерь (ошибка) $k \in K$.

При условии, что уравнение (2) имеет единственное решение для α_k , где функция потерь $E(y_1, \dots, y_k, u_1, \dots, u_n)$ будет монотонно убывать во времени и будет удовлетворяться следующее равенство:

$$\dot{\alpha}_k = -\gamma \frac{\delta E}{\delta \alpha_k}, k \in K$$

При таком подходе нейросеть может быть разложена на составные элементы, представляемые как элементарная нейросеть.

Математический нейросетевой алгоритм обучения представим в виде:

$$P_n = \sum_{s \in D_n} \omega_s \cdot r_{\text{pres}} \\ r_n = \sigma(p_n),$$

где: n – индекс нейрона; s – индекса синапса; D_n – набор входных синапсов нейрона n –; pres и post – пресинаптический и постсинаптический нейрон, соответствующий синапсу s –; ω_s – вес синапса s –; P_n – мембранный потенциал нейрона n ; r_n – частота возбуждения нейрона n ; σ – функция активации типа сигмоид, которая представляется в виде:



$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

При этом вес синапсов определяется по формуле:

$$\dot{\omega}_s = r_{pres} (\varphi_{posts} \sigma(-P_{posts}) + \gamma \cdot f_{posts}),$$

$$\varphi_n = \sum_{s \in A_n} \omega_s \cdot \dot{\omega}_s,$$

где

где γ – коэффициент непосредственной обратной связи для всех нейронов, φ_n – сигнал непосредственной обратной ошибки.

Следует отметить, что данный алгоритм обучения эквивалентен алгоритму обратного распространения ошибки, но для передачи ошибки от выхода сети к ее входу не требуется применения нейросети с обратным распространением. Рассмотрим возможности данного алгоритма для конструкции адаптивного нейроконтроллера. Пусть нейроконтроллер имеет два входа e_1 – сигнал ошибки, e_2 – задержанный сигнал e_1 . Ведение сигнала e_2 заключается в том, что нейроконтроллер есть устройство без памяти. Выходной сигнал объекта управления зависит как от текущего сигнала управления, так и от предыдущих сигналов управления.

При таком представлении нейросети математические соотношения контроллера имеют следующий вид:

$$r_1 = x_1, \quad r_2 = x_2;$$

$$P_3 = \omega_1 \cdot r_1 + \omega_2 r_2; \quad P_4 = \omega_3 \cdot r_1 + \omega_4 r_2$$

$$r_3 = \delta(P_3), \quad r_4 = \delta(P_4)$$

$$P_5 = \omega_5 \cdot r_3 + \omega_6 r_4$$

Тогда функция потерь (сигнал ошибки) пишется в следующем виде:

$$E = x_1^2 = (r - y)^2$$

$$\frac{dE}{dy} = -2r + 2y = -2(r - y) = -2x_1$$

Тогда

В этом случае настройка весов нейросети осуществляется следующим образом:

$$\dot{\omega}_1 = x_1 \cdot \varphi_3 \delta(-P_1)$$

$$\dot{\omega}_2 = x_2 \cdot \varphi_3 \delta(-P_1)$$

$$\dot{\omega}_3 = x_1 \cdot \varphi_4 \delta(-P_2)$$

$$\dot{\omega}_4 = x_2 \cdot \varphi_4 \delta(-P_2),$$

$$\text{где } \varphi_3 = \omega_5 \dot{\omega}_5, \quad \varphi_4 = \omega_6 \dot{\omega}_6$$

Функция φ_n определяется из выходных синапсов нейрона n следующим образом:



$$\varphi_n = \frac{1}{2} \frac{d}{dt} \cdot \sum_{s \in A_n} \omega_s^2 = \sum_{s \in A_n} \omega_s \cdot \dot{\omega}_s,$$

где A_n – набор выходных сигналов нейрона n . Для вычисления $\dot{\omega}_5$ и $\dot{\omega}_6$ используя производную Фреше, получим:

$$\dot{\omega}_5 = -\gamma \cdot F'_{\text{postc}}[u] \cdot r_3 \cdot (-2x_1),$$

где γ – скорость обучения; $F'_{\text{postc}}[u]$ – производная Фреше; u – внешний сигнал.

При условии, что если производная Фреше будет аппроксимирована константой, то включая ее в скорость обучения γ , получим:

$$\dot{\omega}_5 = \gamma \cdot r_3 \cdot x_1$$

$$\dot{\omega}_6 = \gamma \cdot r_4 \cdot x_2$$

Для уменьшения времени регулирования и перерегулирования системы необходимо изменить начальные веса системы, приняв их значения равными установившимся.

В алгоритме нечеткого логического регулятора [1] используются следующие четыре переменные, описывающие управляемый процесс: P_E – отклонение давления в паровом котле, определенное как разность между текущим значением и выбранным заранее значением, соответствующим норме; S_E – скорость изменения P_E ; C_{PE} – изменение отклонения давления, определяемое как разность между текущим давлением P_E и значением давления, полученным в предыдущем измерении; C_{EE} – изменение скорости отклонения C_{PE} .

Регулирование осуществляется по двум алгоритмам: по одному корректируется степень подогрева пара, т.е. регулируется давление (H_C – изменение подогрева), по другому изменяется положение дросселя (T_C – изменение положение дросселя). В каждом алгоритме учитываются все приведенные выше переменные.

Заключение

Результаты экспериментов показали, что предложенная адаптивная нечеткая система автоматического регулирования температуры перегретого пара превосходит традиционные методы адаптации по частотным характеристикам и автоколебаниям. Она обеспечивает более быстрое определение оптимальных настроек регулятора, снижает время переходного процесса и амплитуду отклонений.

Система демонстрирует устойчивую работу во всех режимах барабанного котла и может быть эффективно применена в различных автоматизированных системах управления технологическими процессами теплоэнергетики.



Литература

1. Siddikov Isamidin Hakimovich, Bakhrieva Xurshida Askarxodjaevna Designs Neuro-Fuzzy Models in Control Problems of a Steam Heater // Universal Journal of Electrical and Electronic Engineering 6(5), 2019.-P. 359-365. (№29; Scopus; IF:0.283).
2. Siddikov Isamidin Hakimovich, Umurzakova Dilnoza Maxamadjonovna and Bakhrieva Hurshida Askarxodjaevna Adaptive system offuzzy-logical regulation by temperature mode of a drum boiler // IIUM Engineering Journal, Vol.21, №.1, 2020.-P. 182-192. (№6; Scopus; IF:0.281).
3. И.Х. Сидиков, Х.А.Бахриева Нечетко-логические управления технологическими процессами в теплоэнергетических объектах// Монография – ТГТУ, «Fan Ziyosi»нашриёти, 89 б. Тошкент 2022 й. ISBN 978-9943-7478-2-1
4. Плетнев Г. П. Автоматизированное управление объектами тепловых электростанций / Г. П. Плетнев. – М.: Автоматика и информационно-измерительная техника Наукові праці ВНТУ, 2012, № 1 9 Энергоиздат, 1986. – 368 с.
5. Ключев А. С. Наладка систем автоматического регулирования котлоагрегатов / А. С. Ключев, А. Г. Товарнов. – М.: Энергия, 1970 – 280 с.
6. Леоненков А. Ю. Нечеткое моделирование в среде Matlab и fuzzyTech / А. Ю. Леоненков. – С. – Птб.: БХВ, 2003. – 720 с.
7. Круглов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В. В. Круглов, Н. Н. Борисов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с.