

СИНТЕЗ АДАПТИВНОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ТЕМПЕРАТУРНЫМ РЕЖИМОМ КОТЛОАГРЕГАТА НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

<https://doi.org/10.5281/zenodo.7853701>

Мамиров Уктам Фарходович

*Ташкентский государственный технический университет,
доктор технических наук, доцент*

Холикулова Муслима Примберди кизи

Наманганский инженерно-технологический институт, магистрант

Аннотация: В статье рассматривается синтез адаптивной системы управления температурным режимом котлоагрегата на основе нейросетевых технологий. Предложенную схему предлагается применять для котлоагрегатов, относящихся к классу тепловых объектов управления. Задачей является подстройка коэффициентов ПИ-регулятора в оперативном режиме в соответствии с изменениями режима работы объекта управления и ступенчатого графика уставок для обеспечения качественного управления. Полученное значение позволит вызывать нейросетевой настройщик достаточное количество раз за переходный процесс.

Ключевые слова: нейросетевые технологии, котлоагрегат, адаптивной системы управления.

В работе рассматривается следующая схема управления рис.1.

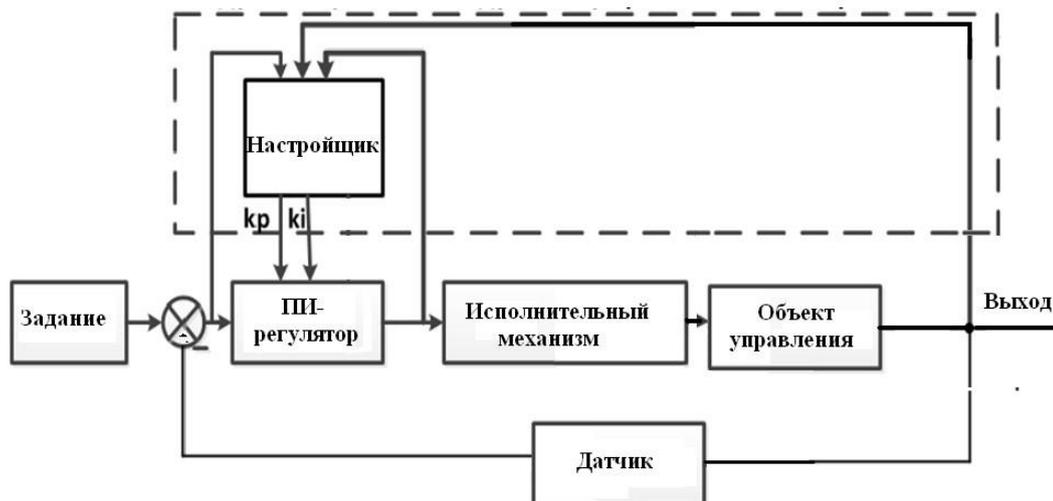


Рис. 1. Система управления с настройкой параметров регулятора

Задачей контура управления, изображенного на рис. 1, является отслеживание графика заданий, представляющего собой набор ступенчатых изменений задания, таким образом, чтобы переходный процесс удовлетворял

критериям качества по перерегулированию, колебательности, скорости нагрева и статической ошибке в установившемся режиме.

Предложенную схему предлагается применять для котлоагрегатов, относящихся к классу тепловых объектов управления. Особенностью котлеагрегатов данного класса является общий вид математической модели, получаемый в процессе идентификации: два аperiodических звена первого порядка и звено запаздывания (рис. 2) [1]. Одной из особенностей управления данным классом объектов является ступенчатый характер смены заданий.

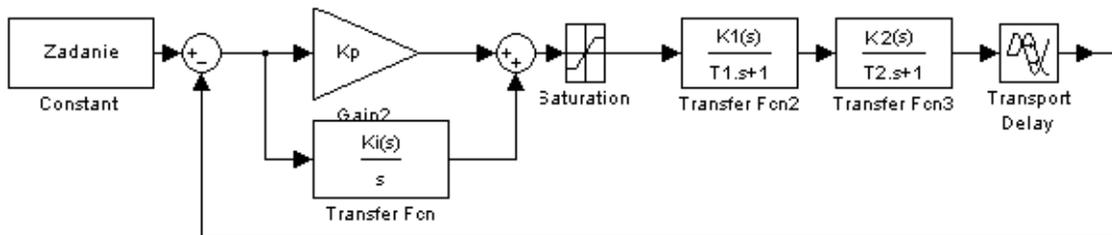


Рис. 2. Общий вид модели системы управления тепловыми объектами

В данном случае предполагается, что ОУ уже функционирует под управлением ПИ-регулятора и качество переходных процессов на этих коэффициентах для различных режимов является удовлетворительным, но не оптимально возможным. Задачей является подстройка коэффициентов ПИ-регулятора в оперативном режиме в соответствии с изменениями режима работы ОУ и ступенчатого графика уставок для обеспечения качественного управления. Под качеством управления во время переходных процессов понимаются следующие критерии (рис. 3):

- 1) минимальное перерегулирование при смене уставок с учетом технологического допуска;
- 2) минимизация статической ошибки по температуре с учетом технологического допуска;
- 3) поддержание необходимой по технологии скорости нагрева и остывания;
- 4) отсутствие автоколебаний в установившемся режиме;

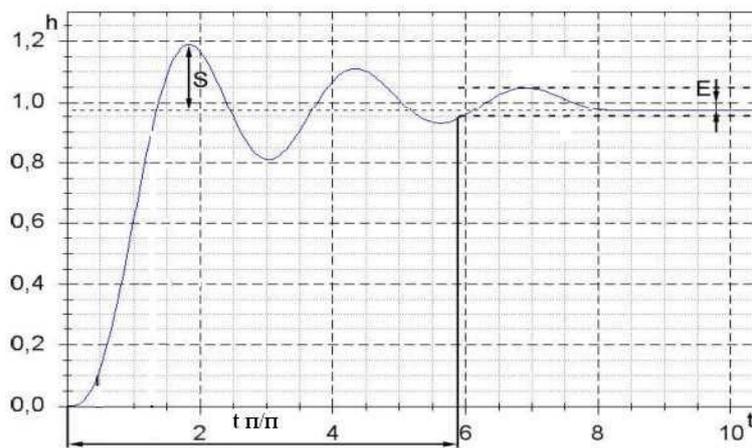


Рис. 3. Оценки качества переходных процессов (S – перерегулирование, t п/п – время переходного процесса, E – статическая ошибка в установившемся режиме)

В [2, 3] проведенный анализ существующих адаптивных регуляторов и методов настройки ПИ/ПИД регуляторов демонстрирует сложность или невозможность использования их на данном классе объектов по следующим причинам:

- 1) необходимость в актуальной и адекватной математической модели объекта, идентификация которой в режиме непрерывного производства представляет крайне сложную задачу;
- 2) отсутствие ясного для понимания технологическим персоналом и структурно обоснованного алгоритма работы регулятора;
- 3) часть методов используют тестовый сигнал для настройки регулятора, что так же невозможно в условиях непрерывного производства.
- 4) анализ интеллектуальных методов настройки выявил достоинства и недостатки таких методов как нейронные сети и экспертные системы, такие как незнание специфики управляемого объекта с возможностью обучения для нейронных сетей и учет особенностей объекта управления с невозможностью оперативного обучения для экспертных систем.

Нейросетевой настройщик состоит из двух частей – базы правил, учитывающей особенности функционирования котлоагрегата, и нейронной сети, позволяющей учитывать нелинейность процессов, происходящих в печи.

Предлагаемая функциональная схема изображена на рис. 4.

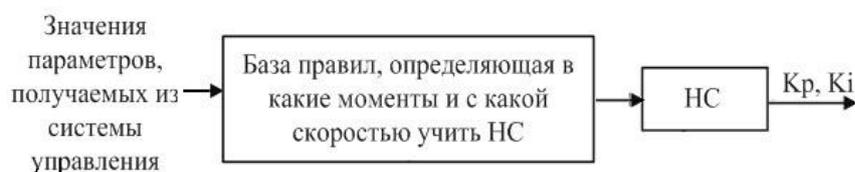


Рис. 4. Функциональная схема нейросетевого настройщика



Структура нейронной сети. В качестве нейронной сети для нейросетевого настройщика выбрана нейронная сеть прямого распространения сигнала. При выборе структуры нейронной сети за основу были взяты рекомендации [3-6], суть которого описана ниже.

Для нахождения количество нейронов во входном слое рассмотрим общую формулу ПИ-регулятора: зависимость выхода регулятора от входа может быть описана в операторной форме (1) $U(s)$ и $Y(s)$ – преобразования Лапласа для $u(t)$ и $y(t)$ соответственно):

$$U(s) = \left(K_p + \frac{K_i}{s} \right) * Y(s). \quad (1)$$

При переводе закона управления в разностный вид и проведя замену $a_1 = K_p + K_i * \delta T$ получим,

$$u(t_k) = a_1 e(t_k) + a_1 e(t_k - \Delta t) + u(t_k - \Delta t). \quad (2)$$

Из данного уравнения следует, что регулятор в процессе работы, имеет информацию об ошибке управления в данный момент, такт назад. Авторами [2] делается вывод, что нейронная сеть, заменяющая ПИ-регулятор, должна иметь не меньшее количество информации, чем непосредственно сам ПИ-регулятор.

Схожая ситуация наблюдается и в проектируемой системе: нейросетевой настройщик должен обладать той же информацией, что и ПИ-регулятор. При этом, нейросетевой настройщик также должен знать текущую температурную уставку, так как при одинаковой ошибке на разных уставках, ввиду нелинейности теплового объекта управления, необходимы разные параметры ПИ-регулятора. Учитывая перечисленные требования и ограничения, а именно ступенчатый характер смены уставок, уравнение (2) примет вид:

$$u(t_k) = (a_1 + a_2) \cdot r - a_1 y(t_k) - a_2 y(t_k - \Delta t) + u(t_k - \Delta t). \quad (3)$$

Таким образом, нейронная сеть, реализованная в нейросетевом настройщике, должна содержать четыре входа – температурную уставку, выход ОУ в текущий момент, такт назад, и управляющее воздействие шаг назад.

Количество нейронов на выходном слое определяется количеством настраиваемых параметров. Так как в данной работе рассматривается настройка ПИ-регулятора, то на выходе сети должно быть два нейрона, ответственных за K_p и K_i коэффициента регулятора. Функция активации выходного слоя, в соответствии с работами [5], – линейная.

Функцией активации скрытого слоя, в соответствии с теоремами [2], должна быть нелинейная функция сигмоидального вида. Семейство этих функций представлены широко применяемые гиперболический тангенс и сигмоидальная функция, общий вид которых показан на рис. 5.

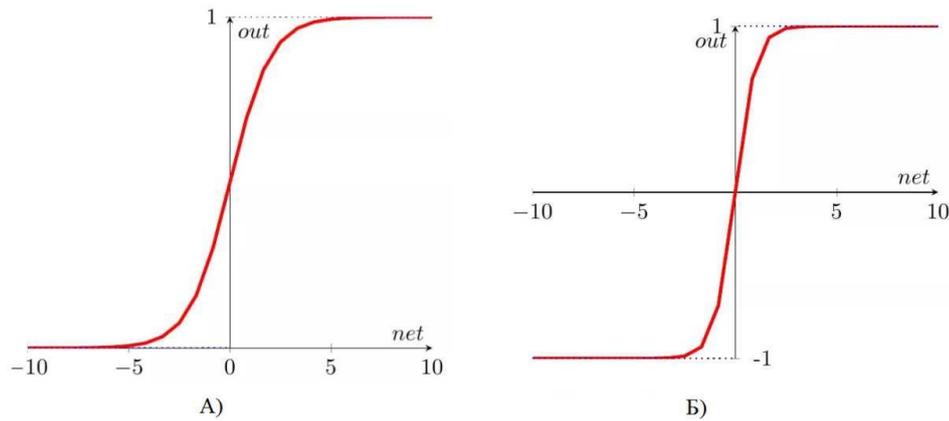


Рис. 5. Сигмоидальная функция (а) и гиперболический тангенс (б)

При этом сигмоидальная функция активации, в отличие от гиперболического тангенса, позволяет учитывать знак ошибки при обучении сети, за счет отсутствия отрицательной области. Такая реализация позволяет, меняя знак скорости обучения выходного нейрона, соответственно уменьшать или увеличивать его выходной сигнал. При использовании гиперболического тангенса ввиду наличия у него отрицательной области, изменение знака скорости обучения не гарантирует соответственное изменение выходного сигнала нейрона.

При выборе количества нейронов в скрытом слое сети, за основу взята формула (4) из работы [3]:

$$N_{nid} = (2N + 1) + N_{av} + N_{delay} - 1, \quad (4)$$

где N_{nid} – количество нейронов в скрытом слое НС; N – число входов НС; N_{av} – число точек, по которым ведется усреднение данных, получаемых с ОУ; N_{delay} – число входов НС, являющихся задержанными сигналами по выходу ОУ.

После расчета получим количество нейронов для скрытого слоя

$$N_{nid} = (2 \cdot 4 + 1) + 3 + 1 - 1 = 12.$$

В результате получим нейронную сеть для нейросетевого настройщика, структура которой показана на рис. 6.

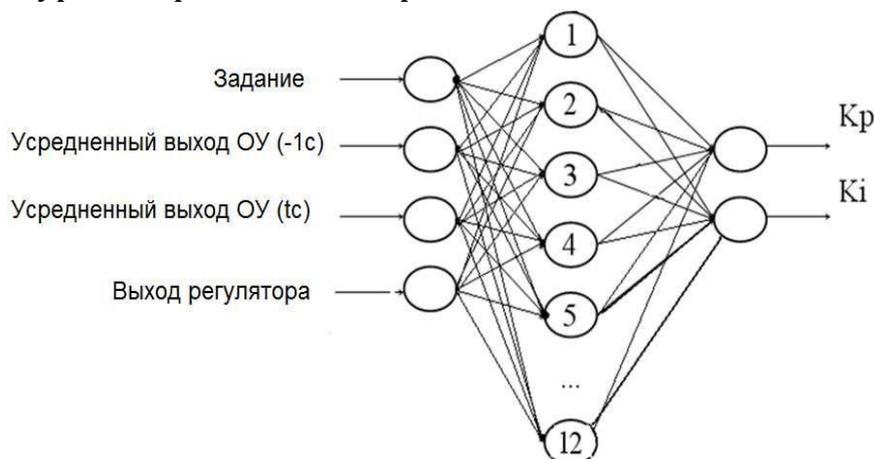


Рис. 6. Структура нейронной сети



На вход сети подаются задание, усредненный выход объекта управления, задержанный на $1c$, Δt и выход управляющего воздействия с ПИ-регулятора. Коэффициент Δt напрямую связан с динамикой объекта управления. При его определении использовалась работа [6] и выводы, описанные выше. Количество нейронов в скрытом слое совпадает с количеством вызовов нейронной сети в течение переходного процесса. Принимая во внимание, что нейросетевой настройщик интегрируется в уже действующие контуры управления, где известны текущие значения коэффициентов регулятора (дающие удовлетворительный, но не оптимальный по качеству результат) и длительность конкретных переходных процессов. Зная эти данные, Δt можно определить, выбрав самый короткий по длительности переходный процесс из всей картины заданий и разделив его на число нейронов скрытого слоя. Полученное значение позволит вызывать нейросетевой настройщик достаточное количество раз за переходный процесс.

ЛИТЕРАТУРА:

1. Еремин Е.Л., Теличенко Д.А. Адаптивное и робастное управление объектами теплоэнергетики. – Благовещенск: Амурский гос. ун-т., 2009, –208 с.
2. Агвами С.А., Коломейцева М.Б. Синтез адаптивного нейрорегулятора для управления нелинейным многосвязным объектом// Вестник МЭИ. 2011. № 6. С. 209-215.
3. Igamberdiev, H., Yusupbekov, A., Mamirov, U., Abdukaaxarov, I. (2022). Stable Algorithms for Solving the Problem of Determining the Weighting Coefficients of Neural Networks with Radial-Basis Activation Functions. In: Aliev, R.A., Kacprzyk, J., Pedrycz, W., Jamshidi, M., Babanli, M., Sadikoglu, F.M. (eds) 11th International Conference on Theory and Application of Soft Computing, Computing with Words and Perceptions and Artificial Intelligence - ICSCCW-2021. ICSCCW 2021. Lecture Notes in Networks and Systems, vol 362. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-92127-9_87.
4. Yusupbekov, A.N., Sevinov, J.U., Botirov, T.V., Mamirov, U.F.: Algorithms for the Synthesis of a Neural Network Regulator for Control of Dynamic Objects. In: Aliev R.A., Kacprzyk J., Pedrycz W., Jamshidi M., Babanli M., Sadikoglu F.M. (eds) 14th International Conference on Theory and Application of Fuzzy Systems and Soft Computing. Advances in Intelligent Systems and Computing. vol. 1306. 723-730 (2020) Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-64058-3_90.
5. Yusupbekov N.R., Igamberdiev H.Z., Zaripov O.O., Mamirov U.F. Stable Iterative Neural Network Training Algorithms Based on the Extreme Method In: Aliev R.A., Kacprzyk J., Pedrycz W., Jamshidi M., Babanli M., Sadikoglu F.M. (eds) 14th International Conference on Theory and Application of Fuzzy Systems and Soft



Computing – ICAFS-2020. ICAFS 2020. Advances in Intelligent Systems and Computing, vol 1306. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-64058-3_30.

6. Yusupbekov, N.R., Igamberdiev, H.Z., Mamirov, U.F.: Adaptive Control System with a Multilayer Neural Network under Parametric Uncertainty Condition. In: Russian Advances in Fuzzy Systems and Soft Computing: selected contributions to the 8-th International Conference on Fuzzy Systems, Soft Computing and Intelligent Technologies (FSSCIT-2020), Vol. 2782, pp. 228-234. CEUR Workshop Proceedings, Aachen, Germany. doi: http://ceur-ws.org/Vol-2782/paper_32.pdf