

Литература

1. Ullman S., Vidal-Naquet M. Visual features of intermediate complexity and their use in classification // Nature Neuroscience, 2002. 490 с. URL: <https://courses.csail.mit.edu/6.803/pdf/features.pdf>.
2. Yann LeCun, Fu Jie Huang. Learning Methods for Generic Object Recognition with Invariance to Pose and Lighting // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (volume 2), 2004. 104 с. URL: <https://courses.csail.mit.edu/6.803/pdf/features.pdf>.
3. Nicolas Pinto, David Cox, James DiCarlo. Why is Real-World Visual Object Recognition Hard? // {PLoS} Computational Biology, 2008. 27 с. URL: <http://dicarlolab.mit.edu/sites/dicarlolab.mit.edu/files/pubs/Pinto%20et%20al%202008.pdf>.
4. James DiCarlo. How Does the Brain Solve Visual Object Recognition? Neuron. Cell-Press, 2012. 415 с.
5. Weber M., Welling M., Perona P. Unsupervised learning of models for recognition, 2000. URL: <http://www.vision.caltech.edu/CNS179/papers/Perona00.pdf>.

УДК 681.5.01:658.512

Лубенцова Елена Валерьевна

СИНТЕЗ НЕЙРО-НЕЧЕТКОЙ СИСТЕМЫ СТАБИЛИЗАЦИИ ТЕМПЕРАТУРЫ ПРОЦЕССА НЕПРЕРЫВНОЙ СТЕРИЛИЗАЦИИ

Для синтеза нейро-нечеткой системы стабилизации температуры рассмотрено формирование базы правил нечеткого контроллера с учетом оптимального управления объектом и обучение гибридной нейронной сети. В качестве оптимальной траектории принято найденное по принципу максимума оптимальное по быстродействию управление для замкнутой системы автоматического управления. Осуществлен переход из временной области, в которой найдено оптимальное управление, к фазовой плоскости системы, что позволило непосредственно применить полученное решение для формирования базы правил нечеткого контроллера. Для разработки системы стабилизации температуры стерилизации среды с двумя управляющими воздействиями использована нейро-нечеткая сеть Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System – ANFIS.

Ключевые слова: *нейро-нечеткая система, стабилизация температуры, оптимальная траектория, база правил, обучение нейронной сети, моделирование*

Lubentsova Elena Valerievna

SYNTHESIS OF NEURO-FUZZY NETWORK FOR STABILIZING TEMPERATURE IN PROCESS OF CONTINUOUS STERILIZATION

To synthesize a neuro-fuzzy network of stabilizing temperature there is a view on the development of a base of rules for a fuzzy controller taking into account the optimal object management and training of a hybrid neural network. The optimal trajectory was accepted as the performance-optimal (detected by the maximum principle) management for a closed loop system for automatic management. There has been a transition made from the temporary area where the optimal management has been found, to the phase plane of the system, which allowed a direct use of the solution to develop a rule base for a fuzzy controller. There has been a neuro-fuzzy network (Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System – ANFIS) employed to develop a temperature stabilization system for sterilization with two management influences.

Key words: *neuro-fuzzy network, temperature stabilization, optimal trajectory, rule base, neural network training, simulation.*

Процессы тепловой стерилизации жидких питательных сред составляют основу стадии ферментации и широко используются в микробиологической, химико-фармацевтической и медицинской промышленности. К таким процессам предъявляются очень высокие требования, поскольку в случае нестерильности питательной среды происходит инфицирование культуральной жидкости в фермен-

таторах – биореакторах синтеза целевого продукта, что приводит к значительным потерям (затратам). Эти процессы повсеместно осуществляются термической обработкой с применением острого пара, в большинстве случаев проточным непрерывным способом на установках непрерывной стерилизации (УНС). Объектом управления является пароконтактный нагреватель УНС – аппарат непрерывного действия, в который поступают два потока: острый пар и питательная среда. Возмущениями для данного объекта являются изменение температуры острого пара, непостоянство его давления и тепло-содержания, конденсация водяного пара в нагревателе и др., имеющий неопределенный характер. Возможными регулирующими воздействиями являются изменение расхода пара (при номинальном расходе среды) или изменение расхода среды (при постоянном расходе пара); регулируемый параметр – температура среды на выходе из нагревателя.

Для пароконтактного нагревателя как объекта управления построение точной математической модели, учитывающей всевозможные неконтролируемые возмущения, практически невозможно. К тому же эти объекты функционируют в среде, свойства которой изменяются и вообще не могут быть определены заранее. Качественное управление такими объектами возможно только с использованием интеллектуальных принципов. Гибридные системы, синтезируемые с использованием таких принципов, как нечеткая логика и нейронные сети, считаются перспективными.

Проблема создания базы правил представляет одну из ключевых задач при построении нечеткого контроллера [1]. Для её решения используется либо интервьюирование опытного оператора, либо фиксирование решений, принимаемых оператором в различных ситуациях, либо оптимальная траектория управления, полученная при известных условиях, подразумевающих наличие полной информации об объекте и окружающей среде, в которой функционирует объект.

В данной работе в качестве оптимальной траектории принято найденное по принципу максимума оптимальное по быстродействию управление для системы автоматического управления. Рассмотрим нахождение оптимальной траектории. Сформулируем задачу оптимального управления.

Если под действием какого-то возмущения возникающее отклонение по температуре стерилизации принимает в момент времени t_1 значение большее, чем допустимое, то задача управления УНС заключается в определении управляющих воздействий U_i ($i = 1, 2$), переводящих объект из точки $\theta(0) = \theta^{(0)}$ в точку $\theta(T_c) = 0$ таким образом, чтобы обеспечить минимум функционалу

$$F^* = \int_0^{T_c} (U_1 - U_2) dt \rightarrow \min_{U_1, U_2},$$

при выполнении условий

$$|U_1| < U_1, |U_2| < U_2,$$

где T_c – длительность стерилизации.

Поскольку управление аддитивно, то вектор управления может быть записан в следующем виде:

$$\vec{U} = U_1 - U_2.$$

Система уравнений, описывающая объект управления, имеет вид [2]:

$$\begin{cases} \frac{dx_1}{dt} = a \cdot (-x_1 + u_1 - u_2) = f_1; \\ \frac{dx_0}{dt} = u_1 - u_2 = f_0, \end{cases} \quad (1)$$

где x_1 – относительное изменение температуры в нагревателе; $a = 1/T$ – величина, обратная постоянной времени объекта; $\sigma = \frac{\Delta\theta}{\theta_0}$, $\Delta\theta$ – изменение температуры среды в аппарате, θ_0 – номинальная заданная температура.

Для отыскания оптимальных управлений u_1^* и u_2^* используем принцип максимума. Гамильтониан для системы уравнений (1), (2) имеет вид:

$$H = \sum_{i=0}^1 \psi_i \cdot \frac{dx_i}{dt} = \psi_1 \cdot \frac{dx_1}{dt} + \psi_0 \cdot \frac{dx_0}{dt} = 0 \cdot \psi_1 \cdot (-x_1 + u_1 - u_2) + \psi_0 \cdot (u_1 - u_2). \quad (3)$$

Сопряженные уравнения для ψ_1 и ψ_2 :

$$\frac{d\psi_1}{dt} = -\sum_{\alpha=0}^1 \psi_\alpha \cdot \frac{\partial f_\alpha}{\partial E_1} = -(\psi_1 \cdot \frac{\partial f_1}{\partial E_1} + \psi_0 \cdot \frac{\partial f_0}{\partial E_1}) = -[\psi_1 \cdot (-0) + \psi_0 \cdot 0] = 0 \cdot \psi_1; \quad (4)$$

$$\frac{d\psi_0}{dt} = -\sum_{\alpha=0}^1 \psi_\alpha \cdot \frac{\partial f_\alpha}{\partial E_0} = -(\psi_1 \cdot \frac{\partial f_1}{\partial E_0} + \psi_0 \cdot \frac{\partial f_0}{\partial E_0}) = 0. \quad (5)$$

Решение сопряженной системы

$$\begin{cases} \dot{\psi}_1 = 0 \cdot \psi_1; \\ \dot{\psi}_0 = 0 \end{cases}$$

дает:

$$\psi_0 = C_0 = \text{const}, \quad (6)$$

$$\psi_1 = C_1 \cdot \exp(a \cdot t). \quad (7)$$

Как обычно, примем $C_0 = -1$. Концы фазовой траектории, по условию задачи, не закреплены, поэтому значения $\psi_1(0)$ и $\psi_1(T)$ неизвестны и для определения C_1 нельзя воспользоваться обычным приемом, заключающимся в совместном решении уравнений (6) и (7).

При найденных сопряженных переменных ψ_0, ψ_1 гамильтониан принимает вид

$$H = a \cdot C_1 \cdot \exp(a \cdot t) \cdot (-x_1 + u_1 - u_2) - (u_1 + u_2).$$

Рассмотрим условие максимума

$$H = \max_{u_j \in R} H.$$

Для этого достаточно определить условия достижения максимума функцией

$$\dot{H} = u_2 [1 - a \cdot C_1 \cdot \exp(a \cdot t)] + u_1 \cdot [a \cdot C_1 \cdot \exp(a \cdot t) - 1]. \quad (8)$$

Из (8) следует, что оптимальные управления должны формироваться в соответствии с зависимостями

$$u_1^* = U_1 \cdot \text{sign}[a \cdot C_1 \cdot \exp(a \cdot t_\alpha) - 1], \quad (9)$$

$$u_2^* = U_2 \cdot \text{sign}[1 - a \cdot C_1 \cdot \exp(a \cdot t_\alpha)], \quad (10)$$

где t_α – момент переключения управляющих воздействий $u_1, u_2, t_\alpha \in (0, T)$.

Сформулированная задача оптимального управления на конечном отрезке времени была решена аналитически с помощью принципа максимума. Алгоритм управления получился релейным, что характерно для задач, линейных по управлению. Оптимальный момент переключений управляющих воздействий при неустойчивости условий функционирования данной системы остается фиксированным, в связи с чем качество переходного процесса при найденном оптимальном управлении будет снижаться. Для устранения этого недостатка алгоритма переключения перейдем к фазовым переменным системы. Поскольку в рассматриваемом случае управляющие воздействия на интервале управления $[0, T]$ постоянны, то уравнение движения системы (1) после подстановки в него (9) и (10) легко интегрируется. В результате находим оптимальную траекторию:

$$E_1^*(t) = u^* + C_2 \cdot \exp(-a \cdot t), \quad (11)$$

где $u^* = U_1 \cdot \text{sign}(a \cdot C_1 - 1) - U_2 \cdot \text{sign}(1 - a \cdot C_1)$; C_2 – постоянная интегрирования.

Для траектории (11) известны граничные условия:

$$t = 0, x_j(0) = x_j(0), \quad (12)$$

$$t = T, x_j(T) = 0. \quad (13)$$

Подставляя в (11) поочередно (12) и (13), находим два выражения для C_2 , приравниваем их и получаем

$$u^* = \frac{E_1^{(0)}}{1 - \exp(a \cdot T)}. \quad (14)$$

Знаменатель в (14) всегда отрицателен, следовательно, знак u^* всегда противоположен знаку $x_j(0)$.

Установим связь между знаком отклонения регулируемой величины $x_j(t)$ и константой C_1 и тем самым укажем, каким образом должно выбираться начальное значение $\psi_1(0)$, чтобы оптимальная траектория $x^*(t)$ проходила через заданные начальную и конечную точки. Для этого примем $U_1=U_2=U$ и рассмотрим две ситуации: $x_j(0) > 0$ и $x_j(0) < 0$. В первой ситуации, как следует из (14), $u^* < 0$, т. е.

$$U \cdot [\text{sign}(a \cdot C_1 - 1) - \text{sign}(1 - a \cdot C_1)] < 0,$$

$$\text{sign}(a \cdot C_1 - 1) - \text{sign}(1 - a \cdot C_1) < 0, \quad (15)$$

что возможно только, если $C_1 < 0$.

Во второй ситуации должно выполняться

$$\text{sign}(a \cdot C_1 - 1) - \text{sign}(1 - a \cdot C_1) > 0, \quad (16)$$

что возможно только, если $C_1 > 1/a$.

Переходя к фазовым переменным, алгоритм оптимального управления процессом непрерывной стерилизации определим следующими зависимостями:

$$u_1^* = -U_1 \cdot \text{sign } E_1^{(0)};$$

$$u_2^* = U_2 \cdot \text{sign } E_1^{(0)}. \quad (17)$$

Из (17) следует, что переключение управлений производится в моменты изменения знака отклонения температуры среды от заданного значения. Объединяя полученные зависимости, будем иметь алгоритм управления:

$$U = \psi_1 \cdot \text{sign } \varepsilon + \psi_2 \cdot \text{sign } \varepsilon, \quad (18)$$

$$\psi_1 = \begin{cases} U_{1 \rightarrow \infty} & \text{при } \varepsilon \geq 0; \\ U_{1 \rightarrow \max} & \text{при } \varepsilon < 0; \end{cases} \quad \psi_2 = \begin{cases} U_{2 \rightarrow \max} & \text{при } \varepsilon > 0; \\ U_{2 \rightarrow \infty} & \text{при } \varepsilon \leq 0, \end{cases} \quad (19)$$

где ε – отклонение температуры от заданной; $U_{1 \rightarrow \infty}$, $U_{2 \rightarrow \infty}$ – управляющие воздействия на подачу среды и пара в нагреватель соответственно для номинального режима; $U_{1 \rightarrow \max}$, $U_{2 \rightarrow \max}$ – управляющие воздействия на максимальную подачу среды и пара в нагреватель соответственно.

Полученный алгоритм управления дает следующую предварительную информацию для формирования базы правил нейро-нечеткого контроллера: в тех случаях, когда под воздействием возмущений (непостоянство давления острого пара, его теплосодержания, конденсация водяного пара в нагревателе и др.) температура среды на выходе из нагревателя становится выше заданной, необходимо увеличить расход питательной среды, а расход пара оставить на номинальном уровне. Если же температура становится ниже заданной, необходимо оставить на номинальном уровне расход питательной среды, а расход пара увеличить до предельно допустимой величины. Дополнительной информацией для нечеткого контроллера является информация о текущих значениях расходов управляющих воздействий.

Задача синтеза нейро-нечеткой САУ процессом непрерывной стерилизации состоит в том, чтобы наряду с повышением качества стабилизации температуры предельно упростить структуру нейро-нечеткого регулятора. Чем проще структура системы, тем надёжнее ее аппаратная реализация

и тем меньше времени потребуется на переобучение нейронной сети и корректировку базы правил регулятора в условиях неконтролируемых возмущений. На непостоянство этих условий влияет большое разнообразие обрабатываемых сред на УНС, что исключает возможности осуществления быстрых расчетов номинальных расходов сред с учетом сложных зависимостей и определения теплофизических свойств жидкости применительно к каждой конкретной партии сырья, которые необходимы для численной оценки параметров динамических моделей процесса стерилизации.

Для разработки нейро-нечеткой системы управления с двумя управляющими воздействиями воспользуемся нейро-нечеткой сетью ANFIS (ANFIS – это аббревиатура Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System) [3]. Нейро-нечеткие (гибридные) системы нашли самую большую область применения среди всех возможных методов синтеза систем с нечеткой логикой и нейронными сетями. Связано это с тем, что гибридные нейро-нечеткие сети агрегируют в себе сильные стороны нечеткого вывода и нейронных сетей. Важнейшее свойство нейронных сетей – это обучение и адаптация.

Характерной чертой гибридных систем является то, что они могут быть рассмотрены как система нечетких правил, при этом настройка функций принадлежности в предпосылках и подзаключениях правил на основе обучающего множества производится с помощью нейронной сети [4]. Использование гибридной сети ANFIS предпочтительно в том случае, если управляющие правила имеют только один консеквент. Если имеется несколько консеквентов, то рекомендуется использовать другую сеть, например NNFCL [4]. Среди алгоритмов нечеткого вывода, пожалуй, наиболее известным и популярным является алгоритм Сугэно (Sugeno). ANFIS реализует систему нечеткого вывода Сугэно в виде пятислойной нейронной сети прямого распространения сигнала. Назначение слоев следующее: первый слой – термы входных переменных; второй слой – antecedentes (посылки) нечетких правил; третий слой – нормализация степеней выполнения правил; четвертый слой – заключения правил; пятый слой – агрегирование результата, полученного по различным правилам. Входы сети в отдельный слой не выделяются.

В качестве входных сигналов нейро-нечеткого регулятора приняты отклонение температуры от заданного значения, текущие значения расходов пара и питательной среды. В качестве выходного сигнала рассматривается управляющее воздействие на расход пара и расход питательной среды, поступающие в объект управления – паронагреватель. Таким образом, база правил будет содержать три входные переменные и одну выходную переменную. Данная информация представлена в табличной форме (табл. 1). В словесном виде база правил будет выглядеть следующим образом:

- П1. Если температура меньше заданной, и расход среды максимальный, и расход пара максимальный, то уменьшить расход среды.
- П2. Если температура больше заданной, и расход среды максимальный, и расход пара максимальный, то уменьшить расход пара.
- П3. Если температура меньше заданной, и расход среды минимальный, и расход пара максимальный, то уменьшить расход пара.
- П4. Если температура больше заданной, и расход среды минимальный, и расход пара максимальный, то увеличить расход среды.
- П5. Если температура меньше заданной, и расход среды максимальный и расход пара минимальный, то увеличить расход пара.
- П6. Если температура больше заданной, и расход среды максимальный, и расход пара минимальный, то уменьшить расход среды.
- П7. Если температура меньше заданной, и расход среды минимальный, и расход пара минимальный, то увеличить расход пара.
- П8. Если температура больше заданной, и расход среды минимальный, и расход пара минимальный, то увеличить расход среды.

Таблица 1

База правил, представленная в табличном виде

№	Первая входная переменная – отклонение температуры (Т) от заданного значения (g)	Вторая входная переменная – расход среды (Qc)	Третья входная переменная – расход пара (Qп)	Выходная переменная – управляющее воздействие, U
1	отклонение меньше нуля (Т<g)	максимальный	максимальный	уменьшить Qc
2	отклонение больше нуля (Т>g)	максимальный	максимальный	уменьшить Qп
3	отклонение меньше нуля (Т<g)	минимальный	максимальный	уменьшить Qп
4	отклонение больше нуля (Т>g)	минимальный	максимальный	увеличить Qc
5	отклонение меньше нуля (Т<g)	максимальный	минимальный	увеличить Qп
6	отклонение больше нуля (Т>g)	максимальный	минимальный	уменьшить Qc
7	отклонение меньше нуля (Т<g)	минимальный	минимальный	увеличить Qп
8	отклонение больше нуля (Т>g)	минимальный	минимальный	увеличить Qc

По представленной в базе правил информации построен и изображен на рис. 1 граф работы нейро-нечеткого регулятора. Граф отражает состояния и переходы к ним в каждый последующий момент времени.

Для синтеза нейро-нечеткого регулятора в программе anfisedit пакета MATLAB осуществим обучение нейро-нечеткой сети по созданной базе правил. Для этого формализуем входы и выход регулятора с помощью реализации на выходе регулятора преобразователя кодов в конкретные значения расходов питательной среды и острого пара.

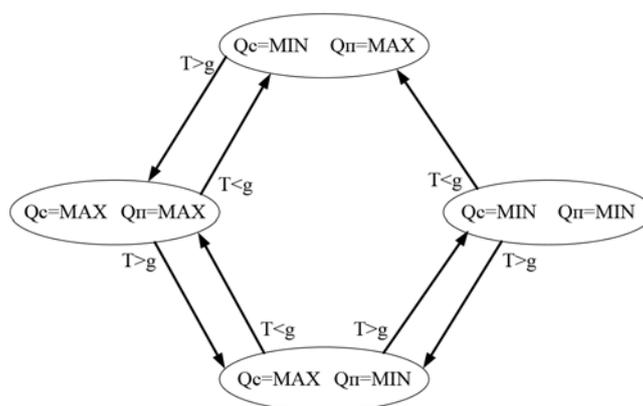


Рис. 1. Граф работы нейро-нечеткого регулятора и состояний объекта управления

В таблице 2 представлены коды для каждой процедуры базы правил для обучения сети.

Таблица 2

Формализация входов и выходов нейро-нечеткого регулятора

Величины входных сигналов регулятора и условия	Значение кода
Температура меньше заданной Т < g	0
Температура больше заданной Т > g	1
Минимальный расход	0
Максимальный расход	1
Увеличить расход среды	0
Уменьшить расход среды	1
Увеличить расход пара	2
Уменьшить расход пара	3

Для настройки ANFIS-сети могут быть применены типовые процедуры обучения нейронных сетей, так как в ней используются только дифференцируемые функции. Программная реализация нейро-нечеткой сети осуществлена в MATLAB Fuzzy Logic Toolbox [4] с использованием m-функции `anfis` на основе настроенной системы нечеткого вывода. М-функция обучения сети `anfis` для определения параметров функций принадлежности систем нечеткого вывода типа Сугено может использовать алгоритм обратного распространения ошибки или алгоритм гибридного обучения. Второй алгоритм представляет собой комбинацию метода наименьших квадратов и обратного распространения ошибки [4]. Для обучения сети воспользуемся гибридным методом обучения с уровнем ошибки 0 и количеством циклов обучения, равным 30. На рис. 2 представлена зависимость ошибки обучения гибридной сети от числа эпох. Из рис. 2 видно, что обучение практически закончилось после 15 цикла. По окончании обучения ошибка обучения составила $1,8544 \cdot 10^{-6}$.

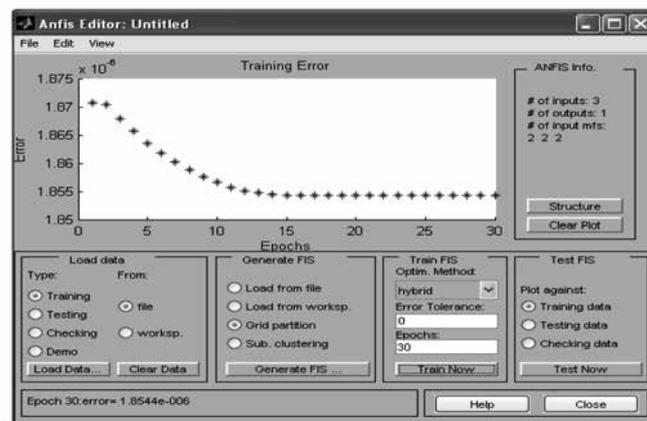


Рис. 2. Зависимость ошибки обучения нейро-нечеткой сети от числа эпох

На рис. 3 представлены система позиционного регулирования температуры среды на выходе нагревателя с двумя регуляторами (а) и система моделирования нейро-нечеткой системы (б)

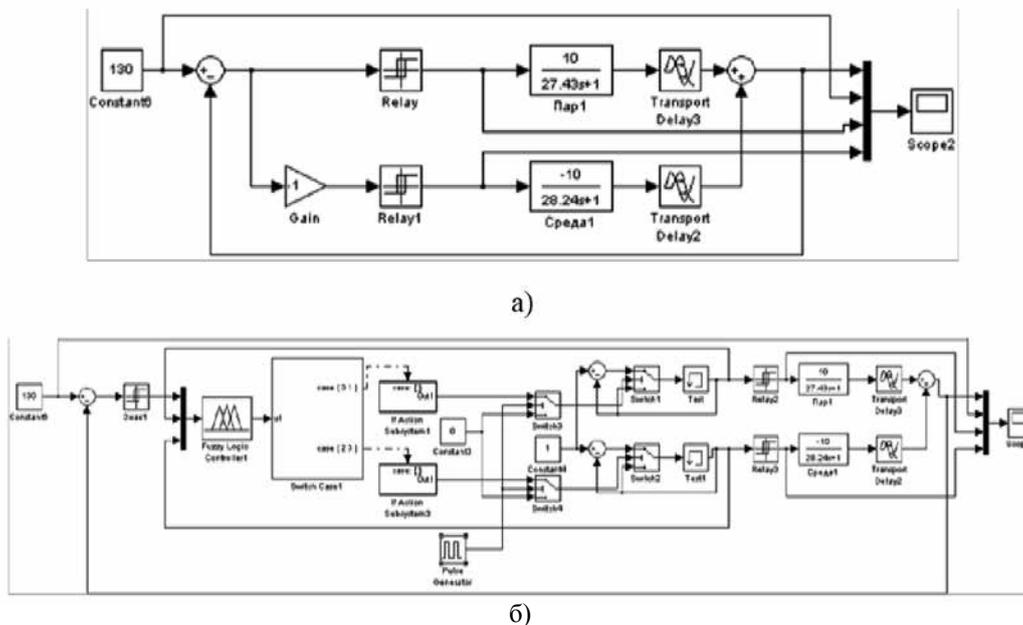


Рис. 3. Схемы моделирования системы позиционного регулирования температуры среды на выходе нагревателя (а) и нейро-нечеткой системы (б)

На рис. 4 представлены переходные процессы в системе с рассчитанными параметрами нейро-нечеткой сети (а) и в системе с позиционными регуляторами (б) при ступенчатом изменении задания на входе регулятора. В верхней части рис. 4 показан график изменения температуры среды на выходе паронагревателя, в нижней части – управляющие воздействия на расход среды и пара. По графику переходного процесса в системе с позиционным регулятором, представленного на рис. 4б, определены следующие значения показателей качества: амплитуда автоколебаний равна $2,5\text{ }^{\circ}\text{C}$; период автоколебаний равен 40 мин. По полученным данным можно сделать вывод, что система с позиционным регулятором не обеспечивает требуемого качества стабилизации температуры.

По графику переходного процесса в системе с нейро-нечетким регулятором, представленного на рис. 4а, определены следующие значения показателей качества: амплитуда автоколебаний равна $0,6\text{ }^{\circ}\text{C}$; период автоколебаний равен 20 мин.

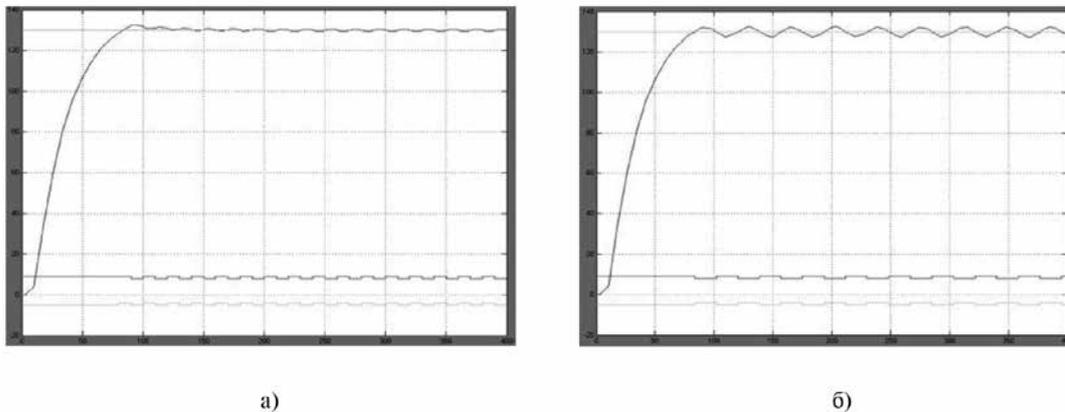


Рис. 4. Переходные процессы в системе с нейро-нечетким регулятором (а) и позиционным регулятором (б)

Следовательно, можно сделать вывод, что нейро-нечеткий алгоритм управления УНС, эффективность которого была проверена на данных промышленного объекта, обеспечивает более высокое качество управления по сравнению с позиционным регулированием: амплитуда автоколебаний уменьшилась в 4,2 раза, период автоколебаний сократился в 2 раза. Показатели точности САУ с нейро-нечетким регулятором в установившемся режиме выше, чем в системе с классическим нелинейным регулятором.

При формировании базы правил нечеткого контроллера системы стабилизации температуры УНС наряду с экспертными оценками в модель нейро-нечеткого регулятора введены результаты решения задачи оптимального управления объектом. При этом переход из временной области, в которой найдено оптимальное решение, к фазовым переменным системы позволил непосредственно применить полученное решение для формирования базы правил нечеткого контроллера. Рассмотренный пример показывает один из возможных методов синтеза интеллектуальных регуляторов для управления промышленными биообъектами, основанный на комбинации принципов нечеткой логики и нейросетевой технологии.

Литература

1. Нейро-нечёткие сети [Электронный ресурс]. URL: <http://www.allbest.ru> (дата обращения: 25.12.2013)
2. Лубенцова Е. В. Алгоритм оптимального управления процессом стерилизации // Изв. вузов. Сев.-Кав. регион. Техн. науки, 2002. Спецвыпуск. С. 127.
3. Штовба С. Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB. М.: Горячая линия – Телеком, 2007. 288 с.
4. MATLAB Fuzzy Logic Toolbox User's Guide // The MathWorks, Inc. 2008. 333 p.