

УДК 681.518.5

В. С. МИХАЙЛЕНКО, Р. А. ВАРБАНЕЦ

*Одесский национальный морской университет, Украина*

## ИДЕНТИФИКАЦИЯ ТЕПЛОВЫХ ОБЪЕКТОВ В СИСТЕМАХ АДАПТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРО-НЕЧЕТКИХ СЕТЕЙ

*Приведен обзор аналитических и экспериментальных методов идентификации сложных тепловых объектов. С помощью активного экспериментального и аналитического метода Р. Калмана получены передаточные функции теплового объекта в статических и динамических режимах работы. Предложена структура нейро-нечеткой системы (ANFIS) параметрической идентификации и адаптации настроечных параметров ПИ - регулятора. Реализованная нейро-нечеткая сеть в специализированном пакете Matlab позволила рассчитать параметры передаточных функций объекта по каналу управления при разных нагрузочных характеристиках объекта. Апробация предложенной структуры в среде Simulink позволила получить ожидаемый аperiodический тип переходного процесса*

**Ключевые слова:** идентификация, математическая модель, нейро-нечеткая сеть, регулятор, температура пара.

### Введение

В процессе эксплуатации автоматизированных систем регулирования (АСР) сложных тепловых объектов, АСР подвергаются периодическому воздействию внутренних и внешних возмущений вызванных изменениями нагрузки и режимов работы объекта, новым заданием, наличием дефектов и износов, влиянию дополнительных контуров регулирования и т.д. Возмущающие факторы приводят к изменению значений параметров объектов, появлению новых свойств, усилению нелинейности, инерционности и запаздывания [1]. В силу этого, типовые пропорционально-интегральные (ПИ) и пропорционально-интегрально-дифференциальные (ПИД) – регуляторы, рассчитанные на основе проектных аналитических решений, для осуществления ожидаемого переходного процесса, нуждаются в адаптации своих настроечных параметров. Для получения новых значений параметров типовых регуляторов необходимо знание математической модели объекта управления. Однако, создание новых аналитических моделей, в производственных условиях, трудоемкий и затратный процесс при котором полученная модель будет иметь упрощенный характер в силу идеализации ряда основных параметров и не учета второстепенных. Это предопределяет необходимость проведения экспериментальных исследований и получения опытных данных непосредственно на действующем объекте управления. Экспериментальная (практическая) идентификация объекта управления заключается в изменении по заранее заданному закону входных

переменных, как правило, подачи единичного скачка в виде изменения положения регулирующего органа, получении в графическом виде реакций объекта на его выходах, обработке полученных данных и анализе их с целью получения передаточных функций звеньев разного типа [2]. В экспериментальной идентификации значительное место занимают методы использования амплитудно-фазовых частотных характеристик (АФЧХ) АСР, которые позволяют решать вопросы устойчивости систем и оптимизации переходных процессов [3]. Однако, при адаптации АСР котельных установок использование этих фундаментальных методов в значительной степени сдерживается. Как показывает опыт освоения энергоблоков с прямоточными котлами, большие затраты времени на получение АФЧХ объектов возникают из-за низких частот протекающих процессов. Так, на одном из энергоблоков с прямоточным котлом ПК-24 процесс получения, обработки и коррекции АФЧХ занял более полутора лет [4]. Это в значительной мере снижает возможности использования АФЧХ и вынуждает в подавляющем большинстве случаев ограничиваться методами идентификации объектов с помощью экспериментальных переходных характеристик (кривых разгона) [5]. И получение корректных результатов исследования объектов напрямую связано с достоверностью разработанной на основе аппроксимации переходных характеристик объекта модели. Следует отметить, что эти методы имеют ряд следующих недостатков:

1. Результаты испытаний применимы лишь в условиях, аналогичных испытательным.

2. Во время эксперимента необходимо минимизировать влияние внешних и внутренних возмущений, что не всегда представляется возможным.

3. Ступенчатые или гармонические воздействия, наносимые на объект, искажают ход технологического процесса во время эксперимента и могут привести к аварийной ситуации.

4. При испытаниях необходимо использовать специальные средства измерения и привлекать дополнительный, заранее обученный персонал.

Следует отметить, что от эффективности процесса идентификации зависит качество математической модели и, следовательно, качество управления. Известно, что идентификация объекта сильно затруднена, если присутствуют шумы в исходных данных, некоторые из параметров объекта изменяются случайным образом, объект действует в динамическом режиме и т.д. В таких случаях для идентификации объектов рекомендуется применять нейронные сети. Нейронным сетям, реализующим систему нечеткого вывода, уделено особое внимание в данной статье, в виду их все более широкого распространения и успешного применения для решения различного рода задач, в том числе задач прогнозирования и идентификации, а также возможности учета пожеланий эксперта – технолога и эксперта – оператора АСР, в виде нечетких (fuzzy) продукционных правил [8-11].

## 1. Экспериментальная идентификация тепловых объектов

На предложенной авторами схеме (рис. 1) идентификация объекта в АСР происходит после подачи единичного возмущения по каналу регулирования. Идентификатор в виде обученной нейронной нечеткой сети (ННС) настроен на определения значений параметров объекта исследования (обучающая выборка семейства значений параметров кривых разгона или передаточных функций инерционных звеньев с запаздыванием). Наличие ННС позволяет провести идентификацию зашумленного сигнала кривой разгона с минимальным временем и без повторных экспериментов. Далее информация о математической модели объекта поступает в адаптер, вычисляющий по значениям передаточных функций, оптимальные настройки ПИ и ПИД – регуляторов по методике А. П. Копеловича и аperiodическому типу переходного процесса [6].

Система интеллектуальной идентификации, представленная на рис. 1, состоит из идентификатора, производящего аппроксимацию переходной характеристики (кривой разгона), и адаптера, в котором производится расчет значений настроечных параметров регулятора.

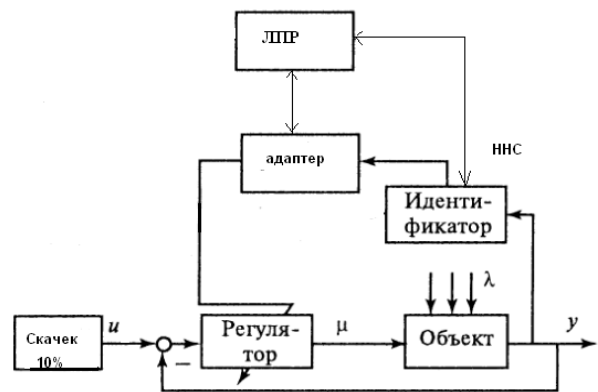


Рис. 1. Структура нейро-нечеткой системы идентификации и адаптации АСР

Вместе с тем, часто при пуско-наладочных работах процесс идентификации осуществляет оперативный персонал посредством наблюдения реакции системы на ступенчатое воздействие, осуществляемое регулирующим органом. Фиксируя вид переходной характеристики и имея из опыта представление о характере влияния параметров возмущения ( $\lambda$ ) на вид процесса, производят соответствующую корректировку значений параметров объекта. Следует отметить, что оценка переходной характеристики замкнутого контура в реальных условиях работы систем регулирования обладает, как правило, нестабильным характером. Т.е. если эксперимент повторять несколько раз, то будут получаться довольно сильно отличающиеся результаты, что может привести к неадекватной математической модели объекта и, как следствие, к неудовлетворительным показателям качества. Для усовершенствования структуры на рис. 1, предлагается ввести супервизорное сопровождение, т.е. оператора. Оператор АСР проводит слежение за значениями параметров в идентификаторе и адаптере, и может, в случае неудовлетворительных показателей качества переходного процесса, осуществить коррекцию алгоритма обучения ННС, обучающей выборки параметров семейства кривых разгона или значений передаточных функций.

Человеку оператору при описании поведения объекта управления удобнее использовать словесные или лингвистические высказывания, например, «отклонение переходного процесса большое, среднее, малое» и т.д. Для облегчения процесса настройки идентификатора и адаптера, а также возможности введения адаптации всего процесса управления, рекомендуется воспользоваться математическим аппаратом интеллектуальных систем.

В качестве примера реализации предложенной структуры интеллектуальной идентификации и адаптации, принимается тепловой объект управле-

ния – пароперегреватель, работающий на морском судне (рис. 2). Контролируемым параметром АСР является температура пара поступающего в судовую паротурбинную установку (ПТУ) и на нагрев топлива.

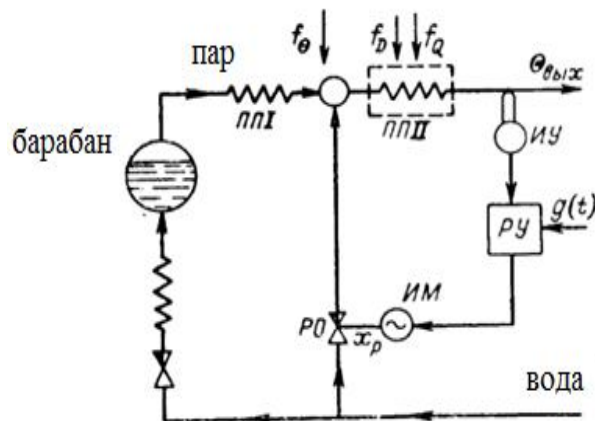


Рис. 2. Участки процесса регулирования температуры пара по основным каналам воздействий

На рис. 2 ИУ – измерительное устройство (термопара марки ТХА), РУ – регулятор действующей по пропорционально-интегральному (ПИ) закону, ИМ – исполнительный механизм,  $x_p$  – положение РО (регулирующего органа), ПП – пароперегреватель,  $\Theta_{\text{вых}}$  – выходная температура пара поступающего в ПТУ,  $g(t)$  – задание,  $f$  – внешнее возмущение,  $f_D$  – расход пара,  $f_\Theta$  – температура на входе в ПП2,  $f_Q$  – температура окружающей среды (принимается постоянной).

Авторами В. Л. Но, Р. Е. Kalman [7] реализован метод, используемый для динамической идентификации широкого класса тепловых объектов управления, на примере температуры пара судовой парогенерирующей установки. Переходный режим процесса эксплуатации вызван изменением электрической и паровой нагрузок, переходные характеристики демонстрирующие характер изменения температур пара на выходе из двух паровых котлов одинаковой мощности, показаны на (рис. 3).

Данные наблюдения показывают, что температура пара изменилась от  $Y_{\text{нач}} = 445$  °С до  $Y_{\text{уст}} = 555$  °С. Для упрощения расчетов примем интервал времени замеров  $\Delta t = 10$  минут. Для минимизации суммы квадратов отклонений используется функционал:

$$F = \min \sum_1^m (Y_{\text{expn}} - Y_n)^2 = \min \sum_1^m (Y_n - A_0 Y_{n-1} - B_0 Y_{\text{уст}})^2.$$

Для идентификации объекта по параметрам переходного процесса (рис. 3, поз. 1) при номинальной нагрузке используется разностное уравнение первого порядка:

$$Y_n = A_0 Y_{n-1} + B_0 Y_{\text{уст}}. \quad (1)$$

Для определения коэффициентов уравнения (1) используются формулы (2):

$$A_0 = \frac{m \sum_1^m Y_n Y_{n-1} - \sum_1^m Y_{n-1} \sum_1^m Y_n}{m \sum_1^m Y_{n-1}^2 - (\sum_1^m Y_{n-1})^2};$$

$$B_0 = \frac{\sum_1^m Y_n \sum_1^m Y_{n-1}^2 - \sum_1^m Y_{n-1} \sum_1^m Y_n Y_{n-1}}{Y_{\text{уст}} (m \sum_1^m Y_{n-1}^2 - (\sum_1^m Y_{n-1})^2)}. \quad (2)$$

Временной интервал наблюдения за температурой с 6,25 часов до 7,15 часов. Результаты наблюдений при заданной мощности приведены в табл. 1, необходимо определить математическую модель процесса (рис. 2. процесс 1) и ее параметры. Интервал времени принят равным 10 минут. Из полученных экспериментальных данных (табл. 1) при  $m=4$  выбираем точки [0;10; 20; 30; 40].

При расчете получаем результат:

$$\sum_1^4 Y_n = 2190;$$

$$\sum_1^4 Y_{n-1} = 2080; \quad \sum_1^4 Y_{n-1}^2 = 1094675;$$

$$\sum_1^4 Y_n Y_{n-1} = 1139600.$$

Подставляя полученные значения в формулы (2), получаем в результате  $A_0=0,061$ ,  $B_0=0,93$  и разностное уравнение при  $Y_{\text{уст}} = 555$  °С принимает вид согласно (1):

$$Y_n = 0,061 Y_{n-1} + 516,15. \quad (3)$$

Для проверки адекватности математической модели по полученному выражению подставляются значения ряда точек при принятых интервалах времени, результат представлен в табл. 1.

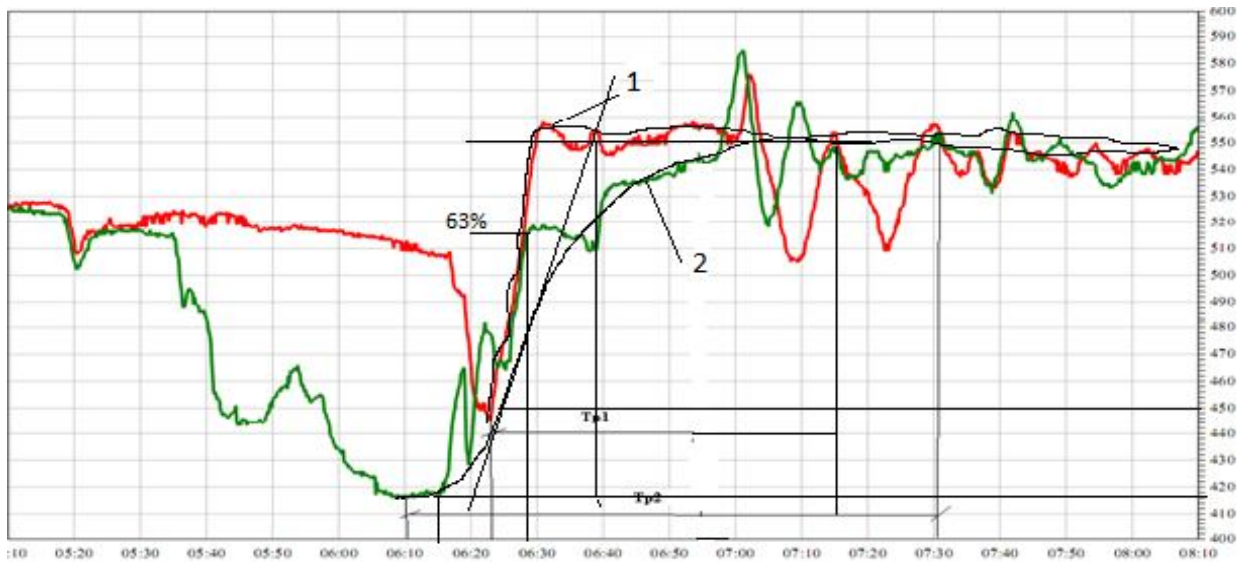


Рис. 3. Статическая и динамическая характеристики объекта - переходные процессы температуры пара поступающего на судовую паротурбинную установку и в систему подогрева топлива

Таблица 1

Экспериментальные данные

t, час	6,25	6,30	6,35	6,40	6,45	6,50	6,55	7,00	7,05	7,10
Y, °C	445	500	540	542	545	548	550	552	555	555
Y модели, °C			542,9			548,5	549,7			

Сравнительный анализ экспериментальных  $Y(t)$  и модельных  $Y_{\text{модели}}(t)$  данных по критерию F демонстрирует допустимую адекватность модели объекту, что позволяет сделать вывод о возможности представления объекта дифференциальным уравнением первого порядка вида:

$$T \frac{dY}{dt} + Y = Y_{\text{уст}}, \quad (4)$$

решением которого является:

$$Y = Y_{\text{уст}}(1 - e^{-t/T}) + Y_{\text{нач}}e^{-t/T},$$

где, установив  $Y=Y_n$ ,  $Y_{\text{нач}} = Y_{n-1}$  и  $t = n\Delta t$ , при  $n=1$  получаем  $A_0 = e^{-\Delta t/T}$  исходя из этого постоянная времени  $T = -\Delta t / \ln A_0 = -10 / \ln(0,061) = 3,58$  мин.

Таким образом дифференциальное уравнение примет вид:

$$3,58 \frac{dY}{dt} + Y = 555. \quad (5)$$

Уравнение (5) является инерционным звеном первого порядка. С учетом влияния возмущения

(степень открытия клапана), определяется коэффициент усиления  $K$  объекта по каналу регулирования –  $K = \frac{\Delta Y}{\Delta N}$ . По графику (см. рис. 3)  $\Delta Y = 555 - 450 = 105^\circ\text{C}$ , возмущение клапаном  $\Delta N = 13\%$ .  $K = 8,07$  ( $^\circ\text{C}/\%$  УП), где УП – показания указателя положения клапана. Таким образом, инерционное звено имеет следующий вид:

$$W(s) = \frac{8,07}{(3,58s + 1)}. \quad (6)$$

Для определения адекватности аналитической модели (значений параметров передаточной функции и ее порядка) используется экспериментальный графоаналитический метод [5] (см. рис. 3 процесс 1). Графическая обработка кривой разгона с учетом, того, что постоянная времени равна времени достижения выходной величины 63,2 % от общего ее отклонения, т.е.  $T = 6,28 - 6,25 = 3$  мин, согласно замерам, запаздывания составляет  $\tau = 0,45$  мин. Таким образом, авторы определили параметры передаточной функции объекта в виде инерционного звена с звеном транспортного запаздыванием следующего вида:

$$W(s) = \frac{8,07}{(3s+1)} e^{-0,45s}. \quad (7)$$

Сравнительный анализ (6) и (7) демонстрирует расхождение значений аналитических и экспериментальных постоянных времени  $T$ , что указывает на необходимость в проведении дополнительных наладочных работ при настройке регулятора АСР. Следует отметить, что при изменении паровой нагрузки происходит соответствующее изменение как значений параметров передаточной функции, так и ее порядка (см. рис. 3 процесс 2). Так, согласно методу идентификации динамических объектов Стрейца [3], порядок объекта определяется формулой:  $n = T_a/\tau = (6,40-6,20)/(6,15-6,10) = 4$ . Исходя из рекомендаций Стрейца для объектов третьего порядка  $n = T_a/\tau = 4,59$ , таким образом, порядок объекта равен 3. Т.к. рассчитанное значение 3 отличается от установленного таблицей Стрейца - 4, то объект обладает чистым запаздыванием  $\tau_0$ . Также по таблице определяются постоянная времени  $T$ , для  $n = 3$  ( $T_a/T = 3,7$ ), отсюда  $T = 5,4$  мин, емкостное запаздывание  $\tau_c = 4,4$ , чистое  $\tau_0 = \tau - \tau_c = 0,6$  мин. Из процесса 2 очевидно, что  $\Delta Y = 550-420 = 130$  °С, возмущение клапаном  $\Delta N = 15\%$ , тогда коэффициент усиления  $K = 8,66$ . Передаточная функция имеет следующий вид:

$$W(s) = \frac{8,66e^{-0,6s}}{(5,4s+1)^3}. \quad (8)$$

Как видно из (7) и (8) изменение паровой нагрузки существенно влияет на значения и порядок передаточных функций по каналам управления. Таким образом, для достижения ожидаемых апериодических переходных эксплуатационных процессов, использование адаптивных систем управления является необходимым условием.

## 2. Определение параметров передаточных функций теплового объекта на основе аппарата нейро-нечетких сетей

Как известно, модели динамики промышленных объектов, используемые в задачах управления, разрабатываются с помощью аппроксимации и методов структурного анализа позволяющие представить сложные системы в виде соединения более простых типовых звеньев [3]. На основании анализа ключевых процессов, можно выделить два основных технологических процесса: в судовом паровом котле и турбине. Для процесса в котле главными являются

каналы передачи воздействий, связывающие расход топлива, питательной воды и воздуха на входе с давлением и температурой перегрева пара на выходе и в промежуточной точке пароводяного тракта. Известно, что объект по всем рассматриваемым каналам обладает свойством самовыравнивания и инерцией, который характеризуется временем запаздывания и постоянной времени  $T$ . В качестве конкретных примеров моделей динамики приведем передаточные функции отдельных процессов судового парового барабанного парогенератора мощностью 8МВт при установившемся расходе топлива и воды, полученным в результате аппроксимации экспериментальных усредненных кривых разгона (см. рис. 3) и представленных в виде звена чистого запаздывания и инерционного звена первого порядка.

Как экспериментально установлено, для парового котла по каналу регулирования (впрыск питательной воды – температура пара за потолочным экраном в промежуточной точке тракта) передаточная функция имеет вид:

$$W(s) = \frac{8,07}{(3s+1)} e^{-0,45s}.$$

Для математического описания динамики тепловых процессов в широком диапазоне изменения нагрузок парогенератора передаточные функции должны быть определены для каждой из установившейся нагрузок.

Исходя из экспериментальных данных, выполненных авторами (см. табл. 1) и дальнейших исследований, модель (7) дополнена таблицей значений параметров  $K$ ,  $T$ ,  $\tau$  в широком диапазоне изменения электрических и паровых нагрузок вызванных работой судовой паротурбинной установкой (СПТУ) (табл. 2).

Таблица 2

Параметры передаточной функции объекта управления

N, МВт	K, °С/%	$\tau$ , мин	T, мин
4	8,66	0,6	5,4
6	8,07	0,45	3,5
8	6,89	0,21	2,6

Исходя из экспериментальных характеристик (см. табл. 2), авторами предлагается создание ННС учитывающей мнение экспертов, способной к аппроксимации параметров для всех возможных режимов нагрузки, а также к самообучению на основе опыта экспертов и алгоритма обратного распространения ошибки [9].

Нейро-нечеткая сеть, действующая на основе алгоритма Сугено, создается исходя из выполнения

ряда этапов [8]. Ключевым этапом является создание нечеткой базы знаний описывающей свойства объекта управления исходя из опыта и знаний эксперта-технолога. Авторами предлагаются следующие нечеткие правила:

1. ЕСЛИ «нагрузка низкая» ТО «параметры модели объекта  $K$ ,  $T$ ,  $\tau$  - принимают большие значения» ИНАЧЕ,
2. «ЕСЛИ «нагрузка средняя» ТО «параметры модели объекта  $K$ ,  $T$ ,  $\tau$  - принимают средние значения» ИНАЧЕ,
3. ЕСЛИ «нагрузка высокая» ТО «параметры модели объекта  $K$ ,  $T$ ,  $\tau$  - принимают малые значения» и т.д.

Фрагмент базы правил разработанной в пакете Matlab (FTL) представлен на рис. 4.

Структура ННС вида ANFIS представлена на рис. 5 и реализована на основе обучающей выборки (см. табл. 2). Авторами выбрано количество циклов обучения ННС равное 30, и метод обучения – обратного распространения ошибки [8].

По результатам работы ННС определены значения параметров передаточной функции объекта исследования при промежуточной нагрузке (во всем возможном диапазоне мощности парового котла) полученные в результате аппроксимации (табл. 3).

### 3. Апробация математической модели АСР на основе имитационного моделирования

Для проверки эффективности работы предложенной структуры идентификации и адаптации параметров АСР (см. рис. 1), авторами проведен эксперимент по имитации работы ПИ – регулятора температуры пара с адаптивными и неадаптивными настройками. С учетом влияния возмущений (см. рис. 2), структурная схема АСР представлена на рис. 5.

Настройки ПИ – регулятора рассчитаны по методу А. П. Копеловича [6] на основании значений передаточной функции (8) и составили:

$$K_p = \frac{0,7 \cdot T}{K \cdot \tau}, T_i = 0,7 \cdot T, \text{ откуда } K_p = 0,11, T_i = 2,45.$$

В пакете Matlab (Simulink) проведен имитационный эксперимент (рис. 6) реализующий структур-

ную схему (см. рис. 5) и производящий сравнение предложенной и действующей систем регулирования с передаточными функциями характерными разной паровой нагрузки. Ожидаемый апериодический переходный процесс предложенной АСР показан на рис. 7, процесс 2. Время регулирования  $T_p$  составило 30 с, что существенно меньше чем у действующей судовой неадаптивной АСР,  $T_p = 48$  с (процесс 1). Также заброс (первое отклонение) у предлагаемой АСР составил  $10^\circ\text{C}$ , а у действующей  $60^\circ\text{C}$ .

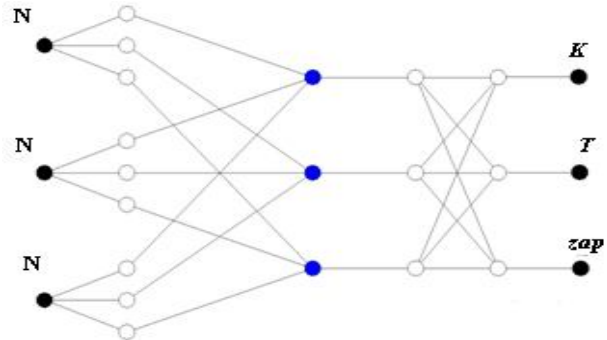


Рис. 5. Структура разработанной ННС для идентификации параметров объекта

Таблица 3  
Рассчитанные параметры передаточной функции объекта для адаптации АСР

N, МВт	$K, ^\circ\text{C}/\%$	$\tau, \text{с}$	T, мин
4	8,66	0,6	5,4
5	8,41	0,54	4,8
5,5	8,24	0,48	3,7
6	8,07	0,45	3,5
7	7,52	0,37	2,9
8	6,89	0,21	2,6

### Заключение

Авторами апробирована предложенная структура нейросетевой динамической идентификации сложных объектов управления, на примере парогенератора. Сравнительный анализ показателей качества переходных процессов действующей АСР и предложенной в ходе имитационного моделирования, продемонстрировал в 1,5 раза меньшее время

```

1. If (nagr is N) and (nagr is N) and (nagr is N) then (Kob is N)(T is N)(z is N) (1)
2. If (nagr is N) and (nagr is S) and (nagr is S) then (Kob is S)(T is S)(z is S) (1)
3. If (nagr is V) and (nagr is V) and (nagr is V) then (Kob is V)(T is V)(z is V) (1)
    
```

Рис. 4. Фрагмент базы правил системы нейро-нечеткого вывода

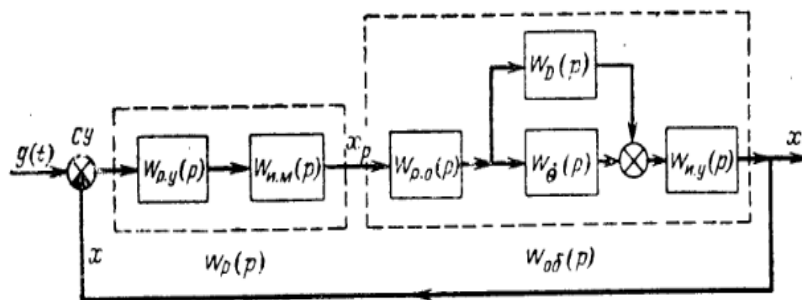


Рис. 5. Структурная схема АСР температуры пара парового котла

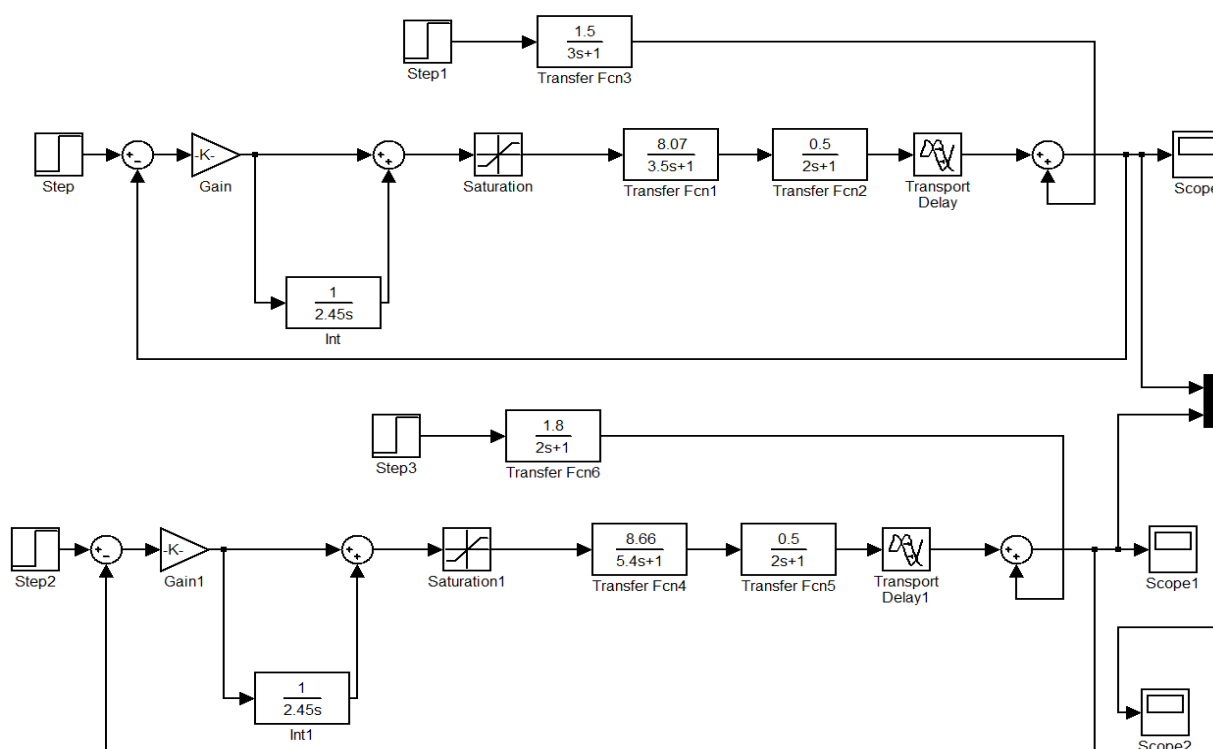


Рис. 6. Имитационная модель одноимпульсной АСР температуры пара при влиянии внешнего и параметрического возмущений

регулирования и в 6 раз меньшее значение сброса у нейросетевой системы (см. рис. 7). Реализованная в пакете MatLab, ННС является эффективным аппроксиматором учитывающим мнения экспертов наладчиков АСУ ТП и нелинейные характеристики объекта, проявляющиеся при частых изменениях нагрузки. Можно указать, что интеллектуальная система идентификации способна к самообучению в отличие от традиционных методов адаптации, что также способствует ее успешной реализации в производственных условиях.

Авторами получена группа математических моделей (передаточных функций) характеризующих рабочие процессы судовых паровых котлов по каналам возмущений и управлений. Использование

аппарата нейронных сетей, в которых выводы производятся на основе теории нечетких множеств, успешно позволяют провести идентификацию тепловых объектов функционирующих даже в динамических режимах свойственных маневрированию судна или влиянию неблагоприятной навигационной обстановки. В качестве дальнейшего исследования можно предложить реализацию адаптера также на основе аппарата ННС. Интеллектуальный адаптер сможет производить подстройку параметров как классических регуляторов (ПИ, ПД, ПИД), так и интеллектуальных (нечетких и нейросетевых), что существенно повысит время процесса адаптации АСР.

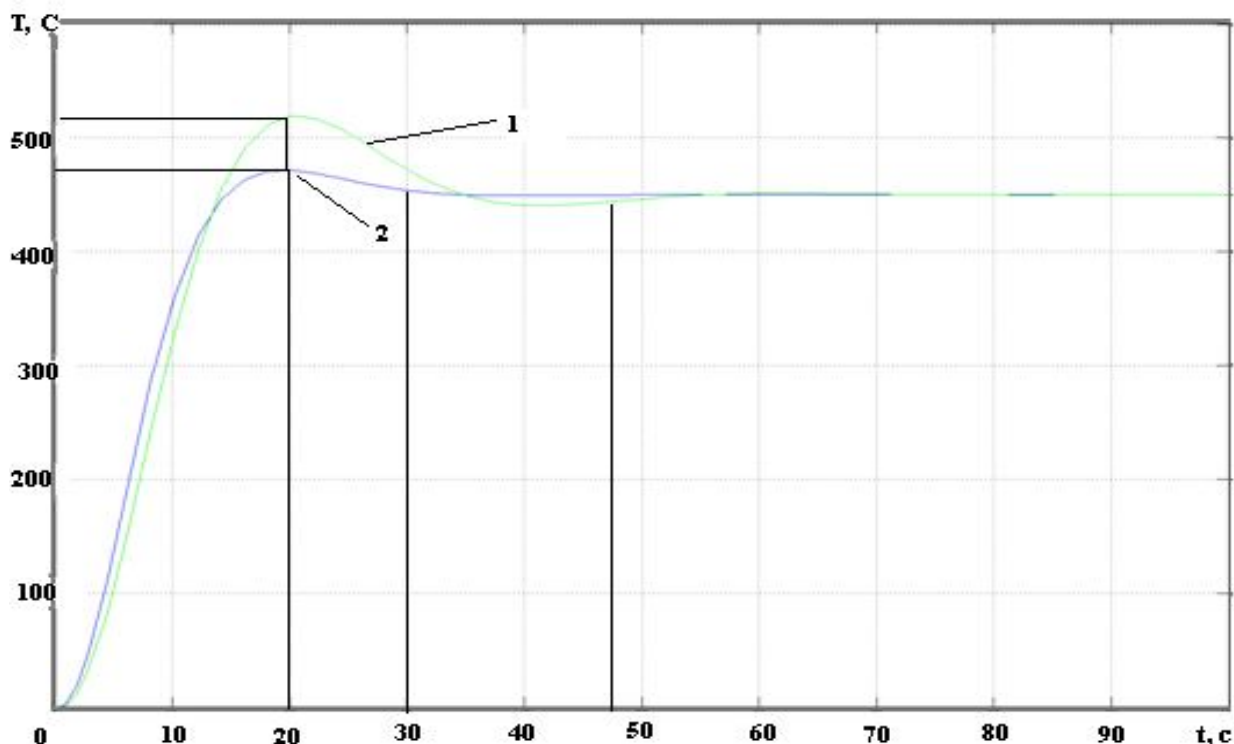


Рис. 7. Переходные процессы АСР по каналу задания:  
1 – действующая АСР, 2 – предложенная адаптивная АСР

## Литература

1. Проблемы создания и эксплуатации эффективных систем регулирования [Текст] / Ш. Е. Штейнберг, Л. П. Серезжин, И. Е. Залуцкий [и др.] // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2004. – № 7. – С. 1-7.

2. Ротач, В. Я. Теория автоматического управления [Текст] / В. Я. Ротач. – М. : МЭИ, 2008. – 396 с.

3. Плетнев Г. П. Автоматизированное управление объектами тепловых электростанций [Текст] / Г. П. Плетнев. – М. : Энергоиздат, 1986. – 368 с.

4. Дейч, А. М. Методы идентификации динамических объектов [Текст] / А. М. Дейч. – М. : Энергия, 1979. – 240 с.

5. Клюев, А. С. Настройка систем автоматического регулирования котлоагрегатов [Текст] / А. С. Клюев, А. Г. Товарнов. – М. : Энергия, 1970. – 280 с.

6. Копелович, А. П. Инженерные методы расчета автоматических регуляторов [Текст] / А. П. Копелович. – М. : ГНТИ, 1960. – 190 с.

7. Ho, B. L. Effective construction of linear state-variable models from input-output functions [Text] / B. L. Ho, R. E. Kalman // Regelungstechnik. – 1965. – Vol. 12. – P. 545–548.

8. Леоненков, А. Ю. Нечеткое моделирование в среде Matlab и fuzzyTech [Текст] / А. Ю. Леоненков. – СПб. : БХВ, 2003. – 720 с.

9. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы [Текст] : пер. с польск. / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. – М. : Гор. линия-Телеком, 2006. – 452 с.

10. Astrom, K. J. Advanced PID control [Text] / K. J. Astrom, T. T. Hagglund // ISA, The Instrumentation, Systems, and Automation Society. – 2006. – 460 p.

11. Mikhailenko, V. S. Analysis of Traditional and Neuro\_Fuzzy Adaptive System of Controlling the Primary Steam Temperature in the Direct Flow Steam Generators in Thermal Power Stations [Text] / V. S. Mikhailenko, R. Yu. Kharchenko // Automatic Control and Computer Sciences. – 2014. – Vol. 48, No. 6. – P. 334–344.



**Рецензент:** д-р техн. наук, проф., зав. каф. СЭУ и ТЭ В. Г. Ивановский, Одесский национальный морской университет, Одесса, Украина.

### **ІДЕНТИФІКАЦІЯ ТЕПЛОВИХ ОБ'ЄКТІВ В СИСТЕМАХ АДАПТИВНОГО УПРАВЛІННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРО-НЕЧІТКИХ МЕРЕЖ**

*В. С. Михайленко, Р. А. Варбанець*

Наведено огляд аналітичних та експериментальних методів ідентифікації складних теплових об'єктів. За допомогою експериментального методу і методу Калмана отримані передавальні функції теплового об'єкта в статичних та динамічних режимах роботи. Запропоновано структуру нейро-нечіткої системи (ANFIS) параметричної ідентифікації та адаптації параметрів настройки ПІ - регулятора. Реалізована нейро-нечітка мережа в спеціалізованому пакеті Matlab дозволила розрахувати параметри передавальних функцій об'єкта по каналу управління при різних навантажувальних характеристиках об'єкта. Апробація запропонованої структури в середовищі Simulink дозволила отримати очікуваний аперіодичний перехідний процес з мінімальним часом регулювання.

**Ключові слова:** ідентифікація, математична модель, нейро-нечітка мережа, регулятор, температура пари.

### **IDENTIFICATION OF THERMAL OBJECTS IN ADAPTIVE CONTROL SYSTEM USING NEURO-FUZZY NETWORKS**

*V. S. Mikhailenko, R. A. Varbanets*

Provides an overview of analytical and experimental methods for the identification of complex thermal objects. Using the experimental method and the method of Kalman transfer functions of the thermal object in static and dynamic modes were obtained. The structure of the neuro-fuzzy system (ANFIS) parametric identification and adaptation of tuning parameters of the PI controller. Implemented in Matlab package specialized neuro-fuzzy network enabled the parameters of the transfer functions of the object on the control channel at different load characteristics of the object. Testing of the proposed structure in Simulink environment it possible to obtain the expected aperiodic transition process with minimal regulation.

**Key words:** identification, mathematical model, neuro-fuzzy network controller, the temperature of stem.

**Михайленко Владислав Сергеевич** – канд. техн. наук, доц. каф. СЭУиТЕ, Одесский национальный морской университет, Одесса, Украина, e-mail: vlad\_mihailenko@mail.ru.

**Варбанец Роман Анатольевич** – д-р техн. наук, проф., зав. каф. СЭУиТЕ, Одесский национальный морской университет, Одесса, Украина, e-mail: roman.varbanets@gmail.com.